

UNIVERSIDAD DE CONCEPCIÓN FACULTAD DE INGENIERÍA DEPARTAMENTO INGENIERÍA MECÁNICA



Detección experimental de defectos en estructuras utilizando una fuente externa de emisión acústica.

POR

Damián Ignacio Leiva Muñoz

Memoria de Título presentada a la Facultad de Ingeniería de la Universidad de Concepción para optar al título profesional de Ingeniero Civil Mecánico.

Profesor Guía: Dr. Ing. Félix Leaman Weiffenbach

> Diciembre 2023 Concepción (Chile)

© 2023 Damián Ignacio Leiva Muñoz

© 2023 Damián Ignacio Leiva Muñoz

Se autoriza la reproducción total o parcial, con fines académicos, por cualquier medio o procedimiento, incluyendo la cita bibliográfica del documento

Esta memoria está dedicada a quienes me apoyaron durante esta linda etapa de mi vida. Gracias especialmente a mis padres por enseñarme a perseverar, a mis abuelos por enseñarme a vivir, y a mi Javi por todo su amor y encanto...

Resumen

Las señales de emisión acústica (EA) son utilizadas en el área mecánica, para monitorear el comportamiento de elementos cuyas emisiones acústicas resultan representativas para su estado, ayudando a detectar imprevistos que alteren su funcionamiento. Actualmente este método solo resulta ser útil ante eventos activos. En el presente informe se evalúa el comportamiento de señales de EA para eventos pasivos de inspección superficial, utilizando una fuente externa de EA. Se realiza en primer lugar un análisis del estado del arte, determinando algunos indicadores típicos para evaluar estos tipos de señales, para posteriormente evaluar estos indicadores, primero para una probeta sin falla superficial (SF) para luego hacer lo mismo con una probeta que presenta una falla superficial transversal de 3 mm de profundidad (CF). Utilizando herramientas estadísticas, se determina que existen diferencias significativas entre indicadores obtenidos para ambos estados de la probeta, además se estudia la causa de estas diferencias, se establecen los indicadores más representativos, y finalmente se utilizan estos datos para aplicar un método de agrupamiento no supervisado utilizando herramientas de *machine learning*, obteniendo métricas del orden del 80% para agrupar los datos CF y SF de manera automática.

Palabras clave: Emisión acústica (EA), indicadores de EA, Agrupamiento no supervisado.

Abstract

Acoustic emission (EA) signals are used in the mechanical area to monitor the behavior of elements whose acoustic emissions are representative of their state, helping to detect unforeseen events that alter their operation. Currently this method is only useful for active events. In this report, the behavior of AE signals for passive surface inspection events is evaluated, using an external AE source. First, an analysis of the state of the art is carried out, determining some typical indicators to evaluate this type of signals, to subsequently evaluate these indicators, first for a probe without surface failure (SF) and then do the same with a probe that presents a Cross-surface failure (CF) 3 mm deep. Using statistical tools, it is determined that there are significant differences between the indicators obtained for both states of the specimen. The cause of these differences is also studied, the most representative indicators are established and finally these data are used to apply an unsupervised grouping method. using machine learning tools, obtaining metrics of the order of 80% to group the CF and SF data automatically.

Keywords: Acoustic emission (EA), indicator of EA, unsupervised grouping.

Contenido

CAPÍTULO 1: Introducción.	1
1.1 Contexto	1
1.2 Objetivos	5
1.2.1 Objetivo General	5
1.2.2 Objetivos específicos	5
1.3 Hipótesis	5
1.4 Metodología de trabajo	5
1.4.1 Actividad 1	6
1.4.2 Actividad 2	6
1.4.3 Actividad 3	6
CAPÍTULO 2: Marco teórico	8
2.1 Sistema de medición	8
2.2 Obtención de datos.	11
2.3 Parámetros de EA.	13
2.3.1 Señales continuas y transitorias.	15
2.3.2 Tipos de ondas de EA	16
CAPÍTULO 3: Metodología	18
3.1 Sistema de medición y procedimientos previos	18
3.2 Método de experimentación.	20
3.3 Procedimientos del análisis de la onda	21
3.3.1 Filtrado de ruido	22
3.3.2 Rango de frecuencias	23
3.3.3 Detección y aislación de transientes de EA.	24
3.3.4 Envolvente de la EA	26
3.4 Métodos estadísticos de comparación entre las muestras	27
3.5 Método de Fisher para verificar homocedasticidad	28
3.6 Método de distribución t para grupos con distribución heterogenea	29
3.7 Método de Tukey	30
3.8 Técnicas de agrupamiento no supervisado	30
CAPÍTULO 4: Análisis de datos	33
4.1 Influencia de la falla	33
4.1.1 Filtro pasa banda a 5 kHz.	37

4.1.2	Ajuste de frecuencia de corte filtro pasa alto de 5 kHz a 90 kHz	. 39
4.1.3	Filtro pasa banda 90-130 kHz.	. 42
4.1.4	Filtro pasa banda 350-400 kHz.	. 44
4.2 Inf	luencia de la distancia	. 46
4.2.1	Anova de un factor	. 47
4.2.2	Método de Tukey	. 48
4.3 An	álisis de reflexiones	. 49
4.4 Ag	rupamiento no supervisado	. 51
4.4.1	Agrupamiento utilizando todos los indicadores	. 52
4.4.2	Agrupamiento utilizando PCA	. 52
4.4.3	Agrupamiento utilizando indicadores principales	. 55
CAPÍTULO	5: Discusión	. 59
CAPÍTULO	6: Conclusiones	. 62
6.1 Tra	bajos futuros	. 63
CAPÍTULO	7: Referencias	. 64
CAPÍTULO	8: Anexos.	. 66
Anexo A:	Especificaciones técnicas del sensor	. 66
Figura A.	Especificaciones técnicas del sensor.	. 66
Anexo B:	Datos obtenidos para el primer experimento	. 67
Anexo C:	Datos obtenidos para el segundo experimento	. 69
Anexo D:	Método de distribución t para casos donde no se cumple homocedasticidad	. 70

Glosario

EA	:	Señal de emisión Acustica.
Indicador	:	Factor medible de la EA.
ASME	:	Código ingenieríl "American Society of Mechanical Engineers".
END	:	Siglas en inglés para Ensayos no Destructivos.
PTP	:	Indicador peak to peak.
F. Cresta	:	Indicador factor de cresta.
RMS	:	Indicador Root Mean Squared.
MAX	:	Indicador amplitud máxima.
Rise time	:	Indicador tiempo de subida.
Down time	:	Indicador tiempo de bajada.
Media	:	Promedio de un set de datos
Frec. Prom.	:	Indicador frecuencia promedio.
MARSE	:	Indicador energía de la EA.
Transiente	:	Ráfaga de la EA.
Envolvente	:	Onda suave que describe los extremos de la EA.
Varianza	:	Medida de dispersion.
Python	:	Software de programación.
K-means	:	Método de agrupamiento automático no supervisado.
PCA	:	Método de reducción de dimensionalidad para agrupamiento.
Métricas	:	Factores para evaluar el desempeño del agrupamiento automático.

Índice de tablas.

Tabla 1.	Rangos de frecuencia para aplicaciones específicas de ensayos EA. (Fuente: [5])
Tabla 2.	Amplitudes máximas para calibración en ambas probetas
Tabla 3.	Valores de los indicadores para las señales A y B de la Figura 23 36
Tabla 4. (CF) (filtro	Media y Varianza entre grupos de indicadores, para probetas sin falla (SF) y con falla pasa alto 5 kHz)
Tabla 5. kHz)	Valor estadístico de prueba F para verificación de homocedasticidad (filtro pasa alto 5
Tabla 6. (CF), para	Análisis ANOVA entre grupos de indicadores para probetas sin falla (SF) y con falla verificar las hipótesis I y II, utilizando alfa = 0.05 por default (filtro pas alto 5 kHz) 39
Tabla 7. (CF) (filtro	Media y Varianza entre grupos de indicadores, para probetas sin falla (SF) y con falla pasa alto 90 kHz)
Tabla 8. kHz)	Valor estadístico de prueba F para verificación de homocedasticidad (filtro pasa alto 90
Tabla 9. (CF) para utilizando a	Análisis ANOVA entre grupos de indicadores para probetas sin falla (SF) y con falla 90 kHz de frecuencia de corte del filtro pasa alto, para verificar las hipótesis I y II, $alfa = 0.05$ por default (filtro pasa alto 90 kHz)
Tabla 10. (CF) (filtro	Media y Varianza entre grupos de indicadores, para probetas sin falla (SF) y con falla pasa banda 90-130 kHz)
Tabla 11. 90-130 kH	Valor estadístico de prueba F para verificación de homocedasticidad (filtro pasa banda z)
Tabla 12. (CF) para utilizando a	Análisis ANOVA entre grupos de indicadores para probetas sin falla (SF) y con falla 90 kHz de frecuencia de corte del filtro pasa alto, para verificar las hipótesis I y II, alfa = 0.05 por default (filtro pasa banda 90-130 kHz)
Tabla 13. (CF) (filtro	Media y Varianza entre grupos de indicadores, para probetas sin falla (SF) y con falla pasa banda 350-400 kHz)
Indicador	
Tabla 14. 350-400 kI	Valor estadístico de prueba F para verificación de homocedasticidad (filtro pasa banda Hz)
Tabla 15. (CF), para kHz)	Análisis ANOVA entre grupos de indicadores para probetas sin falla (SF) y con falla verificar las hipótesis I y II, utilizando alfa = 0.05 por default (filtro pasa banda 350-400
Tabla 16.	Media y Varianza de los indicadores analizados en el segundo experimento
Tabla 17. distancias default	Análisis ANOVA entre grupos de indicadores para probeta sin falla, a distintas (cerca, medio y lejos) para verificar las hipótesis I y II, utilizando alfa = 0.05 por

Tabla 18.	Factores T y diferencias entre medias (Método Tukey)		
Tabla 19.	Métricas para evaluar los procesos de agrupación automática de datos	52	
Tabla 20.	Métricas para el método de agrupamiento utilizando PCA y escalamiento	55	
Tabla 21.	Razón de la varianza utilizando todos los datos para el PCA	55	
Tabla 22. significativos	Métricas para el método de agrupamiento, utilizando los indicadores	más 58	
Tabla 23.	Razón de la varianza utilizando los indicadores principales para el PCA	58	
Tabla 24.	Valores p del método ANOVA, para cada indicador y cada caso analizado	59	

Índice de figuras.

Figura 1.	Normas para emisión acústica (Fuente: [3])
Figura 2.	Clasificación para las normas de EA (Fuente [3])
Figura 3.	Sensibilidad del sensor EA usando diferentes tipos de acopladores (Fuente: [8]) 10
Figura 4.	Hsu Nielsen pencil. (Fuente: [2]) 12
Figura 5.	Señal tipo burst de EA típica (Fuente: [2])
Figura 6.	Transiente de EA y sus indicadores principales. (Fuente: [6].)
Figura 7.	(a) Señal tipo ráfaga (burst), (b) señal continua (Fuente: [10])15
Figura 8.	A) Material sin perturbar. B) Dilatación y Compresión alternas producto a las ondas P.
(Fuente: [11])
Figura 9.	A) Material sin perturbar. B) Movimiento de las partículas de las ondas S. (Fuente:
[1]])	
Figura 10.	Movimiento de las partículas de las ondas de Rayleigh. (Fuente: [11])
Figura 11.	Dispositivo de medición y su rango de frecuencia sensible de muestreo 19
Figura 12.	Dimensiones de las probetas de acero SAE 1020 trefilado
Figura 13.	Señales tipo burst o ráfaga obtenida con el sensor realizando el ensayo Hsu Nielsen.
Fuente: Elab	poración propia
Figura 14.	FFT de un burst de emisión acústica obtenido con el sensor. Fuente: Elaboración
propia	
Figura 15.	Transiente de seña de EA aislada al primer burst
Figura 16.	Esquema del proceso de rectificado y filtro pasobajo para obtener la envolvente a la
transiente	
Figura 17.	Proceso de rectificado y filtro pasa bajo para obtener la envolvente de la transiente de
LA	
Figura 18.	Gráfico explicativo del método Anova de un factor
Figura 19.	Ensayo Hsu Nielsen para determinar la influencia de la falla
Figura 20.	Rango de frecuencias de las EA

Figura 21.	Izquierda: Calibración probeta SF. Derecha: Calibración probeta CF
Figura 22.	Izquierda: Señal burst para probeta sin grieta. Caso B) Derecha: Señal burst para
probeta con	grieta
Figura 23.	Tramos de las señales del caso A SF (izquierda) y del caso B CF (derecha) utilizados
para calcular	los indicadores de EA
Figura 24. grieta	Superior: Sensor entre la fuente y la grieta. Inferior: Fuente de EA entre sensor y
Figura 25.	Superior: Transiente con posible reflexión. Inferior: Transiente sin reflexión
Figura 26. CF	Izquierda: Espectrograma transiente caso SF. Derecha: Espectrograma transiente caso 51
Figura 27. Filtro pasa a	Izquierda: Agrupamiento de datos reales. Derecha: Agrupamiento automático. Caso A: lto 5 kHz. Caso B: Filtro pasa alto 90 kHz. SF (color morado) y CF (color amarillo) 53
Figura 28.	Izquierda: Agrupamiento de datos reales. Derecha: Agrupamiento automático. Caso C:
Filtro pasa b	banda 90-130 kHz. Caso D: Filtro pasa banda 350-400 kHz. SF (color morado) y CF
(color amari	
Las métrica siguiente Tal	s que evalúan el desempeño de estas agrupaciones automáticas se muestran en la bla 20
Tabla 20.	Métricas para el método de agrupamiento utilizando PCA y escalamiento 55
Figura 29.	Izquierda: Agrupamiento de datos reales. Derecha: Agrupamiento automático. Caso A:
Filtro pasa a	to 5 kHz. Caso B: Filtro pasa alto 90 kHz. SF (color morado) y CF (color amarillo) 56
Figura 30.	Izquierda: Agrupamiento de datos reales. Derecha: Agrupamiento automático. Caso C:
Filtro pasa b	banda 90-130 kHz. Caso B: Filtro pasa banda 350-400 kHz. SF (color morado) y CF
(color amari	llo)

v

CAPÍTULO 1: Introducción.

1.1 Contexto

El monitoreo de la condición de la máquina (MC) reduce riesgos, trabajo innecesario y costos en mantenimiento, contribuyendo en la productividad [1]. Actualmente ya no solo se monitorea la aparición de una falla, hay veces que se estudia también la severidad de estas [2], sobre todo cuando existen esfuerzos variables en magnitud o dirección. Es por esto que, el diseño de los elementos suele contemplar criterios de fatiga, de los cuales distinguen dos tipos de falla; una con bajos esfuerzos y alto número de ciclos (N>1000), sobrepasando el límite de fluencia generando la deformación, y otra con altos esfuerzos y bajo número de ciclos (N<1000) la cual ocurre bajo el límite de fluencia. Para diferenciar ambas en terreno, basta con una inspección visual de la sección transversal, es decir, en la etapa final del proceso de fatiga (ruptura). Estas fallas se suelen evitar con planes de mantenimiento que evalúen constantemente las condiciones de trabajo al que están sometidos los elementos, e inspeccionando estos mediante evaluaciones estandarizadas. Sin embargo, la mayor causa de falla en las máquinas sigue siendo la fatiga [3], y si bien, existen planes detallados para verificar que justamente el elemento falló por esta razón, es en su primera etapa (nucleación e inicio de la grieta) cuando se puede evitar una catástrofe.

El código ASME estandariza la manera de localizar grietas en su sección V sobre ensayos no destructivos (END), en los cuales se mencionan las emisiones acústicas en su artículo número 12. La norma también considera; el ensayo mediante partículas magnéticas (Magnaflux), Líquidos penetrantes, Ultrasonido, exámenes por radiografía y por corrientes parásitas, donde este último solo aplica en materiales conductores. Los dos primeros métodos requieren de inspección visual en las zonas donde se originan las grietas, mientras que el ultrasonido y la radiografía resultan más versátiles y precisas, aunque más costosas. En el presente trabajo se evalúa el comportamiento de emisiones acústicas generadas superficialmente en probetas de acero SAE 1020, para así evaluar la viabilidad de ser considerada como una herramienta en la detección de grietas.

La técnica mediante emisiones acústicas consiste en medir mediante sensores piezoeléctricos la señal desde el origen de las ondas acústicas hacia la posición del sensor, las cuales se deben a esfuerzos elásticos que se emiten dinámicamente por la superficie del material, para así convertirlas en señales eléctricas que se puedan evaluar visualmente. Estas ondas elásticas en general no son audibles, ya sea porque la intensidad de la causa es débil, o debido a que la frecuencia de la emisión

está en rangos de ultrasonido desde los 150 a 300 kHz. Frecuencias más bajas se asocian a causas externas [4].

Esta técnica está estandarizada por otras normas internacionales como la ISO 16.148, UNE-EN 14.584, UNE-EN 12.819, UNE-EN 12.817 y la AFIAP, las cuales permiten evaluar el estado de integridad estructural en tuberías metálicas, cisternas, calderas, intercambiadores de calor, botellas que contengan gases comprimidos, depósitos de GLP, entre otros. En maquinaria rotativa se adopta la norma ASTM E1106-86 (2002). La normativa para los procesos de medición de EA se subdivide en monitoreo, vocabulario, montaje, y calibración, como se muestra en la siguiente Figura 1.



Figura 1. Normas para emisión acústica (Fuente: [5]).

La aplicación puede darse en elementos estáticos y rotativos. Las normativas para ambos casos también están establecidas, y se muestra en el siguiente diagrama de la Figura 2.



Figura 2. Clasificación para las normas de EA (Fuente [5]).

Las EA se utilizan para caracterizar el comportamiento de materiales bajo condiciones de carga, debido que estas producen cambios estructurales internos, como fricción y grietas, las cuales emiten estas ondas elásticas. A modo de ejemplo, se pueden citar investigaciones como la de Xargay et al. [6], enfocada en evaluar el comportamiento de las emisiones acústicas durante ensayos de flexión en vigas de hormigón de alta resistencia con y sin fibra, expuesto a 600°C, y como se relacionan estas con el comportamiento mecánico del material compuesto. Flores [7], ha estudiado también el uso de AE para detectar, localizar y monitorear grietas sometidas a fatiga en probetas de tensión compacta (CT) bajo distintos estados de esfuerzo y deformación, y como afecta el espesor de la probeta en las señales emitidas. Además, aplicó ensayos de AE para localizar grietas en tuberías y estanques bajo solicitaciones. También está el trabajo de J. Cauich-Cupul et al. [8], donde se caracteriza el comportamiento mecánico, y el daño generado en materiales compuestos de matriz polimérica bajo condiciones de degradación y esfuerzos exteriores. El trabajo hecho por Méndez [9], se enfocó en monitorear la evolución del daño en motores hidráulicos de pistones radiales, midiendo transientes en señales AE durante la operación de estos motores. El monitoreo constante de las condiciones de operación de cajas reductoras críticas para los procesos de producción es necesario para reducir tiempos de mantenimiento, y los costos asociados, es por esto que existen diversos estudios actuales relacionados con el monitoreo de las emisiones acústicas generadas en estos equipos ([10], [11], De hecho, actualmente el proyecto Fondecyt titulado "Modelling and Experimental [12]). Validation of the Acoustic Emission Generate by Sliding-rolling contacts in Gear Transmission Including Faults'' abordado en la Facultad de Ingeniería de la Universidad de Concepción, se enfoca en predecir emisiones acústicas en engranajes, para así detectar fallas tempranas en estos

equipos. El análisis de estos tipos de datos es altamente valorado en la Industria 4.0, donde por ejemplo el monitoreo constante de señales de emisión acústica permite detectar fallas en rodamientos de cadenas cinemáticas, utilizadas en todo tipo de procesos productivos [13], o incluso como precursor de daño al caracterizar la degradación de una bomba centrifuga [14]. De manera similar que se realiza el monitoreo de señales de vibraciones por ejemplo en maquinaria minera [15], incluso aplicando herramientas de aprendizaje automático [16] [17] [18], al igual que en el presente informe.

Los estudios anteriormente mencionados se basan en medir las emisiones acústicas bajo condiciones de funcionamiento, o bajo cargas externas. Esto conlleva inconvenientes, como señales que resultan de una superposición de eventos, ruido exterior (como puede ser la lluvia o incluso partículas que lleva el viento) o la vibración misma de los elementos del sistema, o de sistemas cercanos, lo que perjudica la calibración del sistema de medición, el cual entrega a la salida de los transductores la combinación de ondas provenientes de la fuente, los modos de propagación y de la misma respuesta del transductor, dificultando su posterior análisis al no tener una señal completamente aislada.

Además, los ensayos de EA actualmente solo están enfocados en medir y detectar el progreso de una falla en una estructura bajo tensión, considerándose un método irreversible. Lo anterior se conoce como "efecto Kaiser", el cual explica que, si se carga un material hasta cierto nivel, y se descarga, al volver a aplicar la tensión no existirán EA, hasta que se sobrepase la última tensión, siendo este método sensible al crecimiento de los defectos y a los cambios estructurales. Análogamente existe también el "efecto Felicity" el cual, al contrario del efecto Kaiser, se estudian las EA que se generan por debajo de la tensión ultima. Este último efecto se utiliza por ejemplo para evaluar el estado de un producto después de ejercer una carga de prueba.

Por las razones anteriormente mencionadas, el presente trabajo está enfocado en predecir fallas superficiales mediante señales de emisiones acústicas impuestas superficialmente, en piezas que presenten fallas superficiales, pero que no están sometidas a solicitaciones externas al momento de ser medidas (eventos pasivos).

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo General

Detectar experimentalmente fallas superficiales en estructuras simples sin solicitaciones, mediante el análisis de emisiones acústicas.

1.2.2 Objetivos específicos

-Definir procedimiento experimental y casos de estudio.

-Realizar mediciones de EA aplicando una fuente externa para casos con y sin falla.

-Comparar los indicadores de las EA utilizando técnicas estadísticas para establecer si existen diferencias significativas para ambos estados de la probeta.

1.3 Hipótesis

Una fuente de EA del tipo Hsu - Nielsen sufrirá modificaciones significativas en su propagación al pasar por un defecto superficial.

1.4 Metodología de trabajo

Se estudia la viabilidad de utilizar las emisiones acústicas para detectar defectos utilizando una metodología experimental. Para esto, en una primera instancia se generan dos probetas, una sin falla y otra con una falla superficial considerable de 3 mm de profundidad, para así, una vez obteniendo las señales, verificar la hipótesis. De verificarse la hipótesis, se procede a profundizar en los métodos de análisis, cambiando variables como frecuencias de corte y tipos de filtros (pasa alto, pasa bajo y pasa banda) para verificar que indicadores de la señal se ven afectados ante la presencia de una falla superficial. Finalmente, se procede a experimentar con más probetas, de distinto perfil y profundidades de la grieta.

1.4.1 Actividad 1

Para cumplir con el **Obj.** N° 1: Investigar bibliografía sobre el análisis de emisiones acústicas, técnicas de análisis (indicadores) y norma ASTM E976. Definir probetas de estudio y establecer el método de obtención de datos.

1.4.2 Actividad 2

Para cumplir con el **Obj.** N° 2, se realizan las siguientes actividades:

-Obtener probetas. El diseño de las probetas debe ser entregado al personal capacitado del laboratorio mecánico, las cuales se obtendrán de un perfil cuadrado de 1 ¼'' de acero SAE 1020 y de 500 mm de largo. La fabricación consistirá en obtener 3 probetas de cada perfil, de 150 mm de largo cada una.

-Pulir las zonas de montaje, para facilitar la medición de los sensores.

-Provocar las grietas, en primera instancia de manera manual, para así obtener 2 tipos para cada perfil; probeta sin falla y probeta con falla.

-Realizar ensayos experimentales.

1.4.3 Actividad 3

Para cumplir con el **Obj. N° 3**, se realizan las siguientes actividades:

-Analizar los indicadores respectivos para cada medición, y comparar éstos, para probeta sin falla y con falla, para establecer si existen diferencias entre estos indicadores de manera individual. Se realizan 30 ensayos para cada probeta, obteniendo 11 indicadores para cada señal medida. Es decir, por ejemplo, para las probetas sin falla existirá un grupo de 30 valores RMS, y para las probetas con falla otros 30 valores RMS. Posteriormente se realizará un análisis anova de un factor, para establecer si existe diferencia entre las medias de ambos grupos. El análisis anova es concluyente para verificar si se valida la hipótesis i) las medias son iguales, y que por lo tanto este indicador no permite diferenciar el estado de la probeta. Se verifica también el caso contrario ii) en que se anule esta hipótesis, en cuyo caso significaría que el indicador si se puede considerar al momento de diferenciar el estado de ambas probetas.

-Estudiar la causa de estas diferencias, analizando de la misma manera señales obtenidas a distintas distancias de la fuente de EA.

-Realizar un análisis multivariable con técnicas de agrupamiento de aprendizaje no supervisado, comparando grupos de indicadores para los tres casos, para establecer si es posible un modelo de predicción mediante machine learning, para diferenciar una señal que provenga de una probeta con grietas superficiales.

CAPÍTULO 2: Marco teórico.

Mediante el ensayo EA se estima la cantidad de daño producido en el material, conociendo el comportamiento de las ondas elásticas producidas por él. Es un método pasivo de END, ya que se analiza la energía que libera el propio material al estar sometido a sus solicitaciones, es decir, es un método utilizado en fenómenos activos, cuando ocurren deformaciones plásticas locales, como grietas, al contrario de los demás ensayos END que detectan discontinuidades en la geometría.

A grandes rasgos, el análisis de las emisiones acústicas en aceros se ha utilizado para dos propósitos; en primer lugar, para estudiar las EA resultantes del movimiento de dislocaciones en el material bajo tensión, que conllevan a las primeras roturas microscópicas en el material, ya sean motas de sulfuro, precipitados de carburo, oxido, entre otras. También se detectan las roturas de inclusiones no metálicas, como largueros de sulfuro de manganeso (formados durante la laminación), productos de corrosión e inclusiones de escoria durante la soldadura. En segundo lugar, se estudia la nucleación y propagación de grietas, ya que cuando esto sucede, se genera una fuente diferente de EA, debido a que aparece instantáneamente una nueva superficie, y en respuesta bajo tensión, se libera energía que produce señales de mayor amplitud, más fáciles de detectar, proporcionales al tamaño de la fuente y a la velocidad del evento [4].

2.1 Sistema de medición.

El aumento en su utilidad se debe principalmente a los avances en equipos de medición, y de la automatización, que permite mantener una constante retroalimentación del comportamiento de los equipos críticos. Estos equipos son los que forman parte de la adquisición, análisis y visualización de las señales EA, las cuales, al alcanzar la superficie del material, inducen desplazamientos superficiales (del orden de 10 micrómetros) que pueden ser detectados por transductores acoplados fuertemente a estas superficies, que transforman a energía en voltaje, y cuya cantidad dependerá del tamaño de la estructura. Las señales eléctricas se pre amplifican y acondicionan para posteriormente ser visualizadas e interpretadas. Los datos permiten caracterizar la señal según su intensidad, frecuencia y ubicación de origen.

Las señales constan de 4 enlaces; la fuente, la propulsión, el sensor y la electrónica de acondicionamiento. Se analizan sus componentes de frecuencia (análisis de Fourier para onda sinusoidal), debido a que las fuentes de este fenómeno son de banda ancha, cuya variedad de frecuencias detectadas dependerán de la selección del sensor y del filtrado electrónico.

Desafortunadamente, estos eventos de EA ocurren en un extremo inferior del espectro, donde son más evidentes las emisiones de ruido, en consecuencia, para estos análisis se utilizan sensores de banda estrecha, y no de banda ancha, operando en una banda de frecuencia conocida y establecida, atenuando el ruido. Los sensores EA de banda ancha con una curva de respuesta plana generalmente se utilizan si la frecuencia de interés aún se desconoce, y se está estudiando la viabilidad del método. Los sensores AE resonantes se utilizan generalmente cuando la frecuencia máxima no es de interés, si no las características de la onda como amplitud máxima, tiempo de subida/bajada de la onda, valor RMS de la señal de voltaje, entre otros.

La clasificación de sensores se hace para tres categorías arbitrarias dependiendo del rango de frecuencias: baja (20 kHz a 100 kHz), estándar (100 kHz a 400 kHz) y alta (>400 kHz), principalmente debido a que el factor atenuación por unidad de distancia aumenta con la frecuencia, lo que conlleva utilizar otros preamplificadores y procesadores de señal. Para estos rangos, se ha establecido que aplicaciones específicas pueden ser monitoreadas. En la siguiente Tabla 1 se muestran algunas aplicaciones de medición de EA y sus rangos de frecuencia.

Tabla 1. Rangos de frecuencia para aplicaciones específicas de ensayos EA. (Fuente: [5]).

Aplicación		100-400	>400
		kHz	kHz
Detección de corrosión de tanques de	Х		
almacenamiento de fondo plano			
Detección de fugas en oleoductos	Х		
Detección de grietas en tubos de recalentamiento en		Х	
caliente			
Pruebas de integridad de recipientes a presión		Х	
Detección de descarga parcial	Х	Х	
Pruebas de integridad de estructuras metálicas		Х	
Pruebas de integridad de materiales compuestos		Х	
Pruebas de integridad de estructuras de hormigón	Х		
Monitoreo del proceso de secado de plantas/madera		Х	
Pruebas de AE de muestras pequeñas			Х

El rango de frecuencia correcto para una aplicación determinada se define experimentalmente, acoplando el sensor y emitiendo señales de EA artificiales similares a las fuentes que se vayan a analizar. Por ejemplo, con la rotura de la mina de lápiz grafito, conocida como fuente Hsu Nielsen (Gallego &. Martinez, 2015) se suelen calibrar equipos de medición de EA para medir propagación de grietas, pero no sería un buen método para analizar fugas de fluidos. Luego las formas de onda de las señales medidas se pueden caracterizar por su contenido de frecuencia primaria realizando transformadas rápidas de Fourier (FFT). Los FFT deben realizarse en los periodos de tiempo de la señal que tienen las amplitudes más altas, para que el sensor AE, sea de banda ancha o resonante, tenga una respuesta significativa en el rango de frecuencias excitadas con las amplitudes más altas.

Escogiendo el tipo de sensor de banda estrecha (resonante), el paso de banda de frecuencia de la combinación entre amplificador y filtro se procede con el montaje del sistema, el cual debe ser fijo para todos los eventos de experimentación, debido a que el mismo tipo de evento, detectado desde distintas ubicaciones, puede dar lugar a diferentes señales.

El aire posee una baja impedancia acústica, lo que conlleva a una baja transmisión de energía acústica a las frecuencias de EA típicas, y es por esto que se utilizan acopladores, aunque dependiendo del que se utilice, las transmisiones varían, como se muestra en la Figura 3.



Figura 3. Sensibilidad del sensor EA usando diferentes tipos de acopladores (Fuente: [19]).

Los sensores piezoeléctricos de EA generalmente son fabricados con circonato-titanato de plomo (PZT), el cual tiene la característica de generar campos eléctricos cuando sufre deformaciones, siendo sensibles al desplazamiento en la superficie donde son instalados. Difieren de los sensores de

vibración en su rango de frecuencia de trabajo, siendo el rango de frecuencias entre 1 Hz y 20 kHz para sensores de vibración, mientras que los de EA trabajan de 20 kHz a 1MHz, pero a tensiones de menor amplitud (uV o mV). Por esta razón, es que se utilizan amplificadores de 20 a 60 dB para las señales de EA.

2.2 Obtención de datos.

Hay dos aspectos principales que son estudiados en el área de las EA; la atenuación y la velocidad de la onda. La atenuación de la EA en estructuras se debe principalmente a:

- a) la dispersión geométrica
- b) la dispersión en los limites estructurales
- c) la absorción del material.

La primera causa se refiere al volumen del elemento, siendo mayor la atenuación en elementos con superficies grandes, y menor para elementos como varillas. La segunda causa comprende la reflexión de las ondas elásticas de frente a limites estructurales y discontinuidades geométricas, cambiando la dirección de la onda en estas zonas. Por último, la absorción de la energía y su transformación en calor depende del tipo de material, donde los no metálicos en general, y la pintura, absorben más que los aceros. Esto se da sobre todo a frecuencias altas, debido a las longitudes de onda más cortas.

El nivel de atenuación se mide simulando una fuente de EA y analizando su comportamiento. Esto se hace comúnmente rompiendo la mina de un lápiz presionándolo contra el material, lo que, con una buena técnica, puede producir una onda de estrés fácilmente reproducible por los sensores. Este método es conocido como Pencil-lead breakage (PLB), utilizado para calibrar sensores de EA. El lápiz es del tipo Hsu, creado por Hsu. Nielsen (ver Figura 4). Este evento crea un impulso localizado de corta duración similar a una fuente de EA natural, debido a que la rotura del Plomo está dentro del rango típico al de la propagación de grietas.

Estos estudios también se usan para monitorear áreas con grietas conocidas o sitios posiblemente agrietados, evaluando el comportamiento de la curva, con la propagación de la grieta bajo las fuentes de ruido distantes. En estos casos, los sensores deben estar cerca de las grietas, y a distancias similares para obtener respuestas similares. Estos tipos de análisis se hacen para eventos activos.



Figura 4. Hsu Nielsen pencil. (Fuente: [4]).

La longitud de la mina debe ser de 2 a 3 mm, diámetro de 0.3 a 0.5 mm, y debe romperse a un ángulo cercano a los 30°. Para su correcta ejecución, se debe ejercer una presión vertical hacia abajo hasta que la mina se rompa, teniendo cuidado de que la punta metálica del lápiz haga contacto con la estructura, ya que esto causaría otro evento acústico.

La propagación de la señal, su tamaño y forma han permitido interpretar exitosamente diversos sucesos estructurales, en equipos mecánicos, y en distintas áreas de estudio. Un registro típico del comportamiento de una EA se muestra en la Figura 5, donde se evidencian valores positivos y negativos de voltaje, debido a las oscilaciones, cuya frecuencia dominante es la frecuencia resonante del sensor. La forma de la onda en un inicio se debe a ondas directas de la fuente, mientras que el final de la onda comprende las ondas que se han reflejado hacia delante y hacia atrás, antes de llegar al sensor. La parte ascendente está determinada por fuertes reflexiones de superficies cercanas, y la descendente se debe a la amortiguación de la estructura.



Figura 5. Señal tipo burst de EA típica (Fuente: [4]).

La sensibilidad del sensor dependerá de la frecuencia y de la dirección del movimiento, por lo que se debe conocer el tipo y la dirección de la onda que se utilizará para la calibración. Este debe estar en contacto con la estructura sometida a prueba para detectar el movimiento de la EA. Estos se acoplan utilizando un líquido viscoso o grasa en la cara del sensor, luego este se presiona y se fija adhesivamente, o con sujeción magnética, sobre una superficie lisa y limpia. La señal producida por el sensor se amplifica, aumentando el voltaje (amplitud) para llevarlo a un nivel óptimo. Luego se filtra según el rango de frecuencia a utilizar atenuando el ruido de fondo de baja frecuencia. Posteriormente la señal pasa por un circuito de detección, donde un comparador electrónico compara la señal amplificada con un 'voltaje umbral'' definido por el usuario, de modo que, cada vez que el voltaje se eleva por encima del umbral, el comprador genera un pulso digital (hits). La señal se ve finalmente atenuada cuando los voltajes amplificados no superen el umbral.

2.3 Parámetros de EA.

Definiendo el mismo umbral para la detección de transientes asociadas a un evento en particular, existen diversos métodos para clasificarlas, para así distinguir sus diferencias, y excluir señales que no contengan información relevante. Para clasificarlas, se pueden utilizar algunos parámetros o indicadores que resumen la información obtenida, de los cuales los más utilizados [20], se detallan a continuación:

A) Basados en la energía de onda

- Amplitud *peak*: Corresponde al voltaje máximo medido en la transiente.
- RMS (*Root Mean Square*): Corresponde a la raíz del promedio de los valores de la amplitud de la transiente al cuadrado.
- Counts: Cantidad de veces que la transiente supera un valor umbral definido.
- MARSE *energy* (*Measured Area under the Rectified Singnal Envelope*): Corresponde al área bajo la curva de la envolvente de la señal, y es proporcional a la energía de la transiente en la señal EA.

B) Basados en la forma de onda

• Frecuencia promedio (AF *average frequency*): Corresponde a la frecuencia de la transiente si se asume un comportamiento sinusoidal amortiguado simple, durante una duración D:

$$AF = \frac{Counts}{D} \tag{1}$$

- Rise time (RT): Tiempo de subida de la transiente desde su inicio, hasta su máxima amplitud.
- Down time (DT): Tiempo de bajada de la transiente, desde la amplitud máxima hasta su fin.
- Duración (D): tiempo total de la transiente = RT + DT.
- RA: Cociente entre el *rise time* y la amplitud:

$$RA = \frac{RT}{A} \tag{2}$$

• Factor de cresta (CF): Cociente entre la amplitud y el RMS.

$$CF = \frac{A}{RMS} \tag{3}$$



Figura 6. Transiente de EA y sus indicadores principales. (Fuente: [9].)

Estos indicadores dependen del comportamiento de las ondas de EA, para las cuales se pueden distinguir dos clases, señales continuas y señales transitorias. El movimiento de las ondas a través del material, que finalmente detecta el sensor, también depende de las propiedades del material, y se distinguen tres tipos, ondas P, ondas S y ondas de Rayleigh.

2.3.1 Señales continuas y transitorias.

Las señales de EA pueden clasificarse en ráfagas o transitorias (Bursts) o en señales continuas. Las ráfagas se producen por fuentes repentinas no repetibles, que ocurren discretamente, con un inicio y un fin bien definidos. Por el contrario, las señales continuas, tienen amplitud y frencuencias variables que no terminan, se emiten a baja energía, y se deben a eventos activos como fricción, deformación plástica en materiales dúctiles, corrosión bajo tensión, fluencia, flujos de fluido, entre otros.



Figura 7. (a) Señal tipo ráfaga (burst), (b) señal continua (Fuente: [21]).

2.3.2 Tipos de ondas de EA

El medio elástico sólido al resistir la deformación de cualquier evento, transmite la energía provocada a través de su volumen de distintas formas, y esto dependerá del tipo de material, de sus propiedades mecánicas y del estado de tensiones sobre él. Se distinguen tres tipos de ondas para estos sucesos: Ondas Longitudinales (primarias o tipo P), Ondas de Corte (secundarias o tipo S), y las Ondas Superficiales o de Rayleigh.

- a) Ondas P: Son las primeras en llegar al sensor, debido a que son las más rápidas, dado que su movimiento es paralelo a la dirección de propagación, como se muestra en la Figura 8.
- b) Ondas S: El movimiento de las partículas en este caso es perpendicular a la dirección de propagación de la onda, por lo que son más lentas. El sólido se mueve de arriba abajo, o de lado a lado, lo que induce un esfuerzo de corte en el material. Esto se evidencia en la Figura 9.
- c) Ondas de Rayleigh: Estas ondas viajan por la superficie del material, de manera similar a las que se observan en las superficies de los cuerpos de agua. El trayecto de las partículas es del tipo elíptico (ver Figura 10), producido por una combinación de movimientos transversales y longitudinales.



Figura 8. A) Material sin perturbar. B) Dilatación y Compresión alternas producto a las ondas P. (Fuente: [22]).



Figura 9. A) Material sin perturbar. B) Movimiento de las partículas de las ondas S. (Fuente: [22]).



Figura 10. Movimiento de las partículas de las ondas de Rayleigh. (Fuente: [22]).

CAPÍTULO 3: Metodología.

3.1 Sistema de medición y procedimientos previos.

El desplazamiento de las ondas provocadas por una fuente de EA es tridimensional, y la señal eléctrica del sensor en la salida es unidimensional, por lo que el rendimiento del sistema con respecto a cada dirección no se puede identificar en una curva de respuesta de frecuencia. De hecho, la respuesta del sensor no solo se verá afectada por la aparición de otras señales (ruido), sino que incluso por la estructura donde está montado, y la alineación que tenga con respecto a la fuente de EA. Es por esto que, es importante precisar los detalles del sistema de medición, su configuración de pre-amplificación, existencia cableado sensible (por ejemplo, cuando se tienen preamplificadores no integrados) y también el área a inspeccionar, ya sea el tipo de fuente (deformación del estanque, propagación de le grieta, etc), como las distancias de muestreo, que se verán limitadas por la capacidad del sensor.

El elemento piezoeléctrico capta los movimientos superficiales con una alta sensibilidad, para convertirlo en un voltaje eléctrico, de modo que cualquier cosa que el sensor no capte, se pierde para su análisis. Estos sensores pueden diseñarse para ser sensibles a una frecuencia dada (resonantes) o reaccionando ante una frecuencia amplia (banda ancha). Para el caso de estudio, se trabaja en un rango de frecuencias estándar, lo que según la Tabla 1 corresponde a casos similares de análisis.

Se dispone de un sensor pasivo con preamplificador externo con soportes magnéticos, con un preamplificador Vallen APE3N, el cual permite ajustes de ganancia de 34, 37, 40, 43, 46 o 49 dB, las cuales pueden programarse con el software Vallen Acquisition, o manualmente mediante un puente dentro del preamplificador. Esto resulta necesario cuando se desconoce el rango de frecuencias de la fuente de AE. El decibelio es una escala logarítmica, por ejemplo, si la ganancia es de 34 dB, la señal del sensor [mV] se amplifica en un factor de 50. La ganancia debe elegirse de acuerdo con la aplicación especifica, por ejemplo, para aplicaciones con fuentes débiles como corrosión de piso en estanques, se utilizan ganancias de 46 dB, mientras que fuentes muy fuertes, como la relajación de tensiones residuales durante pruebas de estanques a presión, requerirán niveles menores de ganancias. Cada preamplificador Vallen, ya sea integral o externo, requiere de una fuente de alimentación de 28 VCC, la cual utiliza la misma línea para la transmisión de señal, desde el preamplificador hasta el sistema de medición.

Los componentes disponibles para realizar el ensayo son los siguientes:

-Sensor de emisiones acústicas Vallen VS375-M
-Preamplificador de señal Vallen APE3N
-Desacoplador de alimentación Vallen DCPL2
-Fuente de poder DC 28V
-Módulo de adquisición de datos NI9223 de 1MHz
-Interfaz USB cDAQ NI 9171
-Acoplador de baja impedancia Copaslip

El VS375-M es un sensor pasivo cuya respuesta en frecuencia se caracteriza por un pico a 375 kHz, donde exhibe resonancia, en una brecha entre la frecuencia estándar y alta.

Una forma práctica de aplicar el acoplador, de manera que se eviten burbujas de aire, es colocando una pequeña cantidad de acoplante en el centro del sensor AE, luego se presiona este sobre la superficie del objeto bajo prueba.



Figura 11. Dispositivo de medición y su rango de frecuencia sensible de muestreo.

El resto de las especificaciones del sistema se muestra en el anexo A. El análisis de la señal se realiza mediante el software LabView, con el cual se convierten los datos de voltaje en datos .tdms, los cuales son posteriormente tratados en Python para obtener los indicadores, los que serán analizados en Excel y en Jupyter Nootbook.

3.2 Método de experimentación.

El objetivo principal de la investigación es verificar la utilidad del método para ser aplicado en terreno, y en primera instancia se plantea la idea de detectar grietas provocadas por fatiga, ya que es la causa más típica de fallas en elementos mecánicos. Debido a los procedimientos previos que conlleva experimentar con probetas en una máquina que simule la fatiga por tracción, es que se decide en primer lugar, provocar las fallas superficiales de manera manual, para verificar que el método valide la hipótesis, y en consiguiente, verificar el método bajo condiciones más naturales de falla.

Es necesario establecer un paso a paso para las mediciones, con el objetivo de obtener resultados representativos para cada caso en particular. El procedimiento para obtener los datos necesarios en cada ensayo será el siguiente:

- 1) Montar el sistema
- 2) Calibrar el sistema. Esto se hace realizando la rotura del grafíto en un punto especifico de la probeta, en donde no exista ningún detalle superficial (como una grieta) entre el sensor y dicho punto, tanto para la probeta saludable como para la enferma. Se medirán los voltajes máximos para cada caso, y de no existir diferencia significativa entre estos voltajes, se concluirá que el montaje del sistema para ambas probetas fue el mismo, y que no influirá esto en las mediciones posteriores.
- 3) Preparar el sistema para captar un segundo de señal. Durante este segundo se debe realizar la rotura del plomo sobre un punto especifico de la probeta, y debe realizarse esto 30 veces para cada probeta. Esto se realiza con ayuda de una persona. Mientras uno rompe el Plomo, el otro inicia la medición del sensor en LabView.

El procedimiento de experimentación consistirá en:

- 1. Preparar las probetas (ver Figura 12).
- 2. Aplicar el procedimiento de experimentación a las probetas rectangulares.
- 3. Verificar la hipótesis.
- 4. Justificar el paso 3, ya sea validación o hipótesis nula.

21

La validación del último paso corresponde a ajustar los métodos estadísticos para lograr identificar que indicadores resultan más representativos para el estado de la probeta.



Figura 12. Dimensiones de las probetas de acero SAE 1020 trefilado.

3.3 Procedimientos del análisis de la onda.

Las señales analizadas serán del tipo ráfaga, ya que serán producidas por fuentes externas (ensayo Hsu Nielsen) repentinas y de corta duración, como se muestra en la Figura 13.



Figura 13. Señales tipo burst o ráfaga obtenida con el sensor realizando el ensayo Hsu Nielsen. Fuente: Elaboración propia.

Para el posterior análisis de estas señales, se deben definir algunos procedimientos previos, como filtrado de ruido, definir rangos de frecuencia del muestreo, y determinar que parte de la señal se utilizará para comparar datos. Posteriormente se deben obtener los indicadores que se utilizarán finalmente para verificar la hipótesis de este trabajo.

3.3.1 Filtrado de ruido.

En el procesamiento de señales acústicas se utiliza comúnmente un filtro tipo Butterworth pasa alto (*high-pass*) para atenuar o eliminar las componentes de baja frecuencia de la señal, permitiendo que las componentes de alta frecuencia pasen sin ser atenuadas significativamente. Además, permite resaltar las componentes de alta frecuencia y obtener picos de voltaje más aislados y representativos.

El ruido de baja frecuencia puede darse debido a un ruido de fondo constante percibido de algún evento externo, o ruido de 50 o 60 Hz debido a la alimentación eléctrica, por ejemplo. El diseño y la elección del tipo de filtro pasa alto dependerá de la aplicación especifica y de las características de la señal que se desea procesar, seleccionando adecuadamente la frecuencia de corte y el orden del filtro, para no afectar negativamente las componentes de interés.

Para definir este filtrado, una pauta general consiste en:

1) Comprender la señal: Su naturaleza, y contenido de frecuencia que se desea preservar y eliminar.

2) Análisis espectral: Una representación de la frecuencia mediante análisis de Fourier permite

observar las componentes de frecuencia de la señal, para identificar la frecuencia de interés y las frecuencias de ruido.

3) Frecuencia de corte: La frecuencia de corte es la frecuencia a la cual el filtro comienza a atenuar la señal, por lo que debe definirse por encima de las componentes de frecuencia que se desean mantener, y por debajo de las componentes que se desean eliminar.

4) Orden del filtro: Determina cuan rápido el filtro atenúa las frecuencias fuera de la banda de paso. Un orden más alto produce una respuesta aguda y una transición mas rápida entre la banda de paso y la banda de rechazo, pero también puede introducir distorsiones en la señal. Un orden bajo produce una transición mas suave pero una mayor filtración de frecuencias cercanas a la frecuencia de corte.

5) Prueba y ajuste de parámetros: Generalmente la selección de la frecuencia de corte y el orden del filtro es un proceso iterativo. Se puede comenzar con valores aproximados, aplicar el filtro y evaluar cómo afecta a la señal. Luego se pueden ajustar estos parámetros según sea necesario.

6) Efectos secundarios: Hay que tener en cuenta que un filtro pasa alto afecta el retraso de la Señal, y la fase. Esto debe evaluarse en el proceso.

Para este proceso no hay valores específicos, por lo que es importante considerar cuidadosamente la naturaleza de la señal y las necesidades de filtrado antes de seleccionar estos parámetros.

Los valores escogidos son empíricos y fueron indicados por el profesor patrocinante de esta memoria. Se analiza en primera instancia utilizando una frecuencia de corte de 5 kHz. Posteriormente, de validarse la hipótesis, es decir, que algunos indicadores puedan ser representativos del estado de la probeta, se utiliza una frecuencia de corte de 90 kHz para determinar como se comporta la varianza entre los grupos de indicadores.

3.3.2 Rango de frecuencias

Para el procesamiento de las señales, se hace útil descomponer la señal en componentes de frecuencia, para así analizar sus frecuencias dominantes o características, eventos específicos como picos, o patrones en la señal. Para esto se utilizará la Transformada Rápida de Fourier (FFT); algoritmo eficiente para calcular la Transformada de Fourier de una señal discreta, debido a que reduce la complejidad de obtener la transformada de $O(N^2)$ a $O(N \log N)$, reduciendo el tiempo de cálculo utilizando pasos mas pequeños, combinando resultados para obtener las componentes de frecuencia de una señal de manera más rápida.


Figura 14. FFT de un burst de emisión acústica obtenido con el sensor. Fuente: Elaboración propia.

3.3.3 Detección y aislación de transientes de EA.

Resulta necesario analizar la señal desde que inicia la transiente. Para detectar las transientes en ensayos de EA, Leaman et al. [23] recopilan tres métodos típicos:

-Método del umbral fijo: Consiste en detectar todos los puntos que superen un valor umbral fijo predefinido.

-Método de la ventana RMS: Consiste en dividir en ventanas de igual longitud temporal la señal, calculando su valor RMS para cada división. Posteriormente, se analizan las fluctuaciones del valor RMS para cada transiente.

-Método de la envolvente diferencial: Consiste en aplicar un filtro a la señal AE rectificada, restándole luego la misma señal desfasada de si misma, y utilizando un valor umbral el final del proceso.

Hay otros métodos más precisos como el de Unnthorsson [24], pero cuyo costo operacional es mayor. Este consiste en simplificar progresivamente la señal AE, obteniendo una envolvente del tipo triangular, entre picos y valles de la señal original. Méndez, F. [9], incluso compara este método con el de umbral fijo, obteniendo representaciones más fieles de la señal EA utilizando este método.

Para el propósito de este trabajo, se utiliza el primer método del umbral fijo, definiéndolo de tal manera que todo rango fuera de la transiente no sea considerado en la obtención de los indicadores. El umbral fijo en este trabajo se establece en 0,0055 V, y se estableció calculando el umbral máximo medido fuera del *burst*, es decir, toda la señal que está midiendo el sensor que no es la EA. Estos valores máximos fuera del *burst* no superaban los 0,0054 V, definiendo así el umbral de detección.

Posteriormente resulta necesario definir que parte del *burst* se utilizará para calcular los indicadores respectivos, ya que, como se evidencia en los gráficos de la Figura 13, existen segundas e incluso terceras transientes de menor amplitud, pero separadas del *burst* mayor al menos unos 0,01 segundos. Esto es algo típico en señales de EA, debido a la sensibilidad del sensor que puede detectar todo imprevisto durante el ensayo, que en este caso se realiza en rangos de un segundo. Sin embargo, estas segundas transientes pueden surgir también por cambios en la misma EA, debido a reflexiones de la misma onda producto a cambios geométricos.

Se decide considerar solo la transiente de mayor amplitud por las siguientes razones:

1.- Las ondas superficiales viajan en un rango de 2000 a 5000 m/s, y debido a que las segundas transientes se encuentran a no menos de 0,01 segundos de la transiente principal, esto se traduce en distancias de 20 a 50 metros. La pieza mide 0.15 metros, y a distancia desde el sensor a la falla son 0,1 metros, por lo que estas segundas transientes no pueden ser producto a alguna reflexión de las ondas superficiales ante la presencia de la falla superficial. Es más probable que estas transientes se deban a rompimientos múltiples de la mina del lápiz durante el mismo ensayo.

2.- De existir la reflexión de las ondas, estas deben recorrer la distancia desde el sensor a la falla y regresar al sensor, lo que equivale a 0,2 metros. Esto se traduce en tiempos de entre 0,0001 y 0,0004 segundos, por lo que, de ser captadas, estas estarán sobre la primera transiente, las cuales no duran mas de 0,2 segundos, como se muestra en la siguiente Figura 15.

3.-De no existir la reflexión de las ondas, y si se concluye en los capítulos posteriores que hay diferencias entre las señales captadas en piezas con falla y sin falla, esto puede deberse a que las ondas superficiales recorrieron una mayor distancia para pasar por la falla, distorsionando el recorrido de estas señales cuando no existía esta falla, y distorsionando también los datos que capta

el sensor. Por lo que, considerando la velocidad de estas ondas, estas distorsiones se pueden evidenciar también en la transiente principal de la EA.



Figura 15. Transiente de seña de EA aislada al primer burst.

La primera transiente se puede detectar utilizando el umbral para detectar el primer punto, y un *hit definition time* para cerrar el bucle, definiendo este último de tal manera que cuando un contador de tiempo supere este hit, genere un break en el bucle. El *hit definition time* se fijó en 0,01 segundos y el umbral en 0,0055 V.

3.3.4 Envolvente de la EA.

Se distinguen dos técnicas básicas para obtener la envolvente de una señal determinada. Estas son:

1.-Aplicación de la transformada de Hilbert

2.-Rectificación y filtrado

La principal diferencia entre ambos métodos es que la transformada de Hilbert es de mayor frecuencia o más 'instantánea'', mientras que el rectificado-filtrado permite obtener representaciones de frecuencia más baja. Para el objetivo de calcular el área bajo la curva envolvente de las señales, con el propósito de calcular la energía de la señal, la manera de representar mejor el flujo de energía es mediante el proceso de rectificado-filtrado.

La técnica de rectificación – filtrado consiste en filtrar una señal x(t) eliminando componentes de baja frecuencia, para posteriormente rectificar (considerar solo valores positivos de la señal) y pasar

a través de un filtro pasa bajo, para obtener la componente de baja frecuencia de |x(t)|, ósea su señal envolvente e(t), como se muestra en la figura 15. Una de las señales obtenidas utilizando este método se muestra en la Figura 16.



Figura 16. Esquema del proceso de rectificado y filtro paso bajo para obtener la envolvente a la transiente.



Proceso de Rectificado y Filtrado de una Señal de Emisión Acústica

Figura 17. Proceso de rectificado y filtro pasa bajo para obtener la envolvente de la transiente de EA.

3.4 Métodos estadísticos de comparación entre las muestras.

El análisis Anova de un factor es un método estadístico para el estudio del efecto de uno, o más de un factor, sobre la media de una variable, y se utiliza cuando se desea comparar las medias de dos o más grupos de datos. Las condiciones para realizar análisis de varianza deben ser:

- -Aleatoriedad de las muestras
- -Independencia de las variables
- -Normalidad de las distribuciones
- -Igualdad de varianza entre grupos (homocedasticidad).

El método establece dos hipótesis:

- I) Las medias de las poblaciones/tratamientos/grupos son iguales.
- **II**) No todas las medias son iguales.

Este tipo de análisis consiste en comparar, mediante suma de cuadrados y cuadrados medios, tanto dentro como entre las muestras, un factor estadístico de prueba F, con un factor F crítico. Si el factor F calculado con los datos es mayor al F crítico (ver Figura 18), entonces se rechaza la hipótesis I de que las medias son iguales, estableciendo que existe una diferencia significativa entre ambos grupos analizados.



Figura 18. Gráfico explicativo del método ANOVA.

La ecuación para calcular el valor critico F depende de los siguientes factores; nivel de significancia (alfa), los grados de libertad entre grupos k-1, donde k es la cantidad de grupos, y de los grados de libertad dentro de los grupos N-k con N la cantidad de datos total.

Antes de aplicar el método se deben verificar las condiciones previas, por lo que se debe establecer si la diferencia entre varianzas es significativa, ya que, en ese caso, no se podría aplicar el análisis Anova, y se debería aplicar otro método de comparación para varianzas heterogéneas. Para verificar esto, se utiliza el método de Fisher.

3.5 Método de Fisher para verificar homocedasticidad.

Para justificar que la diferencia entre dos varianzas es significativa, se utilizan pruebas estadísticas especificas diseñadas para comparar varianzas, como la Prueba de Fisher, la cual es utilizada comúnmente para estos propósitos.

Paso 1: Se establecen dos hipótesis:

$$H_0: \frac{Varianza_1}{Varianza_2} = 1$$
$$H_1: \frac{Varianza_1}{Varianza_2} \neq 1$$

<u>Paso 2:</u> Se establece el nivel de significancia, que generalmente se fija en alfa=0.05, lo que significa un 95% de confianza para una de las hipótesis que se verifique al final del método.

Paso 3: Calcular el F estadístico (teórico) como:

$$F = \frac{Varianza_1}{Varianza_2} \tag{4}$$

Donde $Varianza_1$ será el valor mayor entre las dos varianzas. Estos valores se muestran en la Tabla 5.

<u>Paso 4:</u> Comparar F con el valor critico obtenido de las tablas de Fisher para alfa=0.05. Para esto se necesitan los grados de libertad de cada grupo, el cual será el mismo, ya que son 30 datos por grupo:

$$gl = (cantidad \ de \ datos) - 1 \tag{5}$$

Luego utilizando las tablas de distribución, presentadas en Anexo A, se obtiene el valor F crítico.

3.6 Método de distribución t para grupos con distribución heterogenea.

La distribución t es de probabilidad continua, la cual generaliza la distribución normal estándar, centralizada también en cero y con forma de campana. Es utilizada para evaluar la significación estadística de la diferencia entre dos medias de poblaciones normales, y en análisis de regresiones lineales.

El estadístico de prueba para cumplir la hipótesis nula; $H_0: \frac{Varianza_1}{Varianza_2} = 1$ se define como:

$$t = \frac{\bar{x}_1 - \bar{x}_2}{\sqrt{\frac{s^2_1}{n_1} + \frac{s^2_2}{n_2}}} \tag{6}$$

Donde \bar{x} son los promedios de cada grupo s^2 la varianza y *n* la cantidad de datos del grupo. Así mismo, los grados de libertad se definen como:

$$v = \frac{\frac{s_{1}^{2}}{n_{1}} + \frac{s_{2}^{2}}{n_{2}}}{\left(\frac{\left(\frac{s_{1}^{2}}{n_{1}}\right)^{2}}{n_{1} - 1}\right) + \left(\frac{\left(\frac{s_{2}^{2}}{n_{2}}\right)^{2}}{n_{2} - 1}\right)}$$
(7)

La prueba alternativa bilateral H_1 : $\frac{Varianza_1}{Varianza_2} \neq 1$ se rechaza si t resulta mayor a t_{α} , con alfa el nivel de significancia, fijado nuevamente en 0.05.

3.7 Método de Tukey.

Esta técnica estadística permite identificar diferencias significativas entre medias de grupos de un conjunto de datos. Es comúnmente empleado en el análisis de varianza (ANOVA) para comparaciones entre más de dos grupos. Consiste en calcular un factor T, el cual es comparado directamente con las diferencias entre las medias de los grupos, me manera que, si estas diferencias son mayores a T, significa que las medias entre el par de grupos son significativamente distintas. El factor T se calcula como:

$$T = q_{k,N-k} \sqrt{\frac{CM_e}{n_i}} \tag{8}$$

El factor CM_e es el cuadrado medio del error entre todos los grupos, n_i es la cantidad de datos por grupo, mientras que $q_{k,N-k}$ se obtiene de la tabla de "Comparaciones múltiples del Test de Tukey", donde se utiliza el valor k (número de grupos) en el eje horizontal, y N-k en el vertical, donde N es el numero total de datos contemplando todos los grupos.

3.8 Técnicas de agrupamiento no supervisado.

El método escogido para intentar agrupar los datos es llamado K-medias o K-*means*. Esto permitirá definir si resulta posible para este tipo de técnica de *Machine Learning* diferenciar el estado de la probeta utilizando los indicadores anteriormente calculados. Este consiste básicamente en ubicar los centroides de cada grupo, es decir, un indicador X en el grupo CF o en el grupo SF, minimizando cada vez la distancia hacia los datos de cada grupo y su varianza, de manera que la

suma de las distancias al cuadrado entre c/u de los centroides y las observaciones sea la mínima, agrupando las n observaciones en los K grupos predefinidos.

La formulación del método define que dadas las observaciones $x_1, x_2, ..., x_n$ se busca encontrar grupos $S = S_1, S_2, ..., S_k$ tales que :

$$argmin \sum_{i=1}^{k} \sum_{xj \in Si} ||x_j - \mu_i||^2$$
⁽⁹⁾

Donde la media sería μ_i (centroide) del grupo S_i . El algoritmo consiste en definir inicialmente k muestras del conjunto como centroides aleatoriamente. Cada muestra se asigna al grupo del centroide más cercano, se calcula la media del grupo y se asigna esta como centroide. La iteración finaliza cuando el cambio de los centroides no varíe más que una tolerancia dada.

Posteriormente se utiliza la técnica de análisis de componentes principales (PCA) para reducir la dimensionalidad de los datos, en este caso los indicadores. Esto para reducir la cantidad de indicadores, asumiendo que hay parte de ellos que están muy correlacionados entre sí, expresando de mejor manera los mismos indicadores. Los componentes principales se definen como una secuencia de vectores tales que el vector i se posicione en la línea que mejor se ajuste a los datos, minimizando las distancias al cuadrado entre el vector, y cada dato. El set de componentes principales define una base ortonormal en que las dimensiones de los datos no están correlacionadas de manera lineal. Finalmente, el proceso busca sucesivamente las componentes principales que explican la máxima cantidad de varianza entre los datos.

Para maximizar la varianza a lo largo de la primera componente principal se debe satisfacer:

$$w_{(1)} = argmax_{||w||=1} \sum_{i} \{ (x_{(i)} \cdot w)^2 \}$$
(10)

Para encontrar la segunda componente se crea una nueva matriz de datos y se vuelve a resolver la ecuación de maximización mostrada anteriormente, siguiendo sucesivamente:

$$X_2 = \widehat{X - X} W W \tag{11}$$

Previamente a la reducción de dimensionalidad se necesita normalizar los datos, debido a que el procedimiento PCA va ponderando los atributos (los 11 indicadores), los cuales, al ser de distinta magnitud, serán ponderados unos más que otros, generando una distorsión en el rango de las gradientes. En este caso de estudio la normalización utilizada es del tipo Standard, el cual consiste en remover la media y dividir por la desviación estándar del atributo, restando este valor a cada atributo.

CAPÍTULO 4: Análisis de datos

Se realizan los ensayos respectivos, comenzando por analizar la influencia de la falla para cada indicador en ambos casos CF y SF. Luego se analiza la influencia de la distancia, se procede con estudiar el comportamiento de las posibles reflexiones de las EA ante la existencia de la falla y finalmente se pone a prueba un método de agrupamiento no supervisado.

4.1 Influencia de la falla.

Este ensayo consiste en determinar si la existencia de la falla provoca cambios significativos en los indicadores de cada señal obtenida para ambos casos SF y CF. El método se puede observar en la Figura 19.



Figura 19. Ensayo Hsu Nielsen para determinar la influencia de la falla.

El rango de frecuencias de la onda de emisión acústica se puede representar utilizando la transformada rápida de Fourier, o un espectrograma, como se muestra en la siguiente Figura 20, donde se muestran ambas gráficas, para un mismo caso de probeta con falla.



Figura 20. Rango de frecuencias de las EA.

Se decide estudiar las señales en distintas zonas y tramos de frecuencias debido a la variabilidad de los datos ante esta variable. El primer análisis se hace utilizando un filtro pasa alto en 5 kHz, luego a 90 kHz. Posteriormente se escogen dos rangos de frecuencias para utilizar un filtro pasa banda, en lugar del filtro pasa alto utilizado para los dos casos anteriores (5 kHz y 90 kHz). El primero en el rango de 90 a 130 kHz, debido a que en terreno este suele ser un rango adecuado para visualizar señales EA. El segundo rango de 350 a 400 kHz se debe a que este es el rango en donde el sensor es mayormente sensible.

Según se estableció en el capítulo 3.2, posteriormente al primer paso del ensayo que es el montaje, se procede calibrar el sistema, verificando si la amplitud medida al romper el plomo en un punto cercano al sensor se mantiene en un *peak* estable. Esto se realiza para ambas probetas (la saludable y la enferma), escogiendo un punto distinto al de la experimentación, y sin distorsiones superficiales entre la distancia hacia el sensor. En la siguiente Figura 21 se aprecian las señales para la calibración de ambas probetas, y el promedio entre sus *peak*. Se realizaron 5 roturas de plomo para cada caso. Los valores máximos de amplitud en cada caso, y la media, se muestran en la Tabla 2.



Figura 21. Izquierda: Calibración probeta SF. Derecha: Calibración probeta CF.

	Amplitud [V] SF	Amplitud [V] CF			
1	3.8	3.7			
2	2 3.3 3.1				
3	4.3	3.9			
4	3.9	4.5			
5	4.3	3.7			
Promedio	3.92	3.78			

Tabla 2. Amplitudes máximas para calibración en ambas probetas.

Se hicieron 30 ensayos en cada una de las probetas, obteniendo 11 indicadores para cada ensayo. En la Figura 20 se pueden evidenciar algunas señales obtenidas. La Figura 22 muestra los tramos de estas señales que se utilizan para el cálculo de los indicadores, y en la Tabla 3 se muestran los valores de los indicadores para las señales mostradas en esta Figura 23. Los tramos se definen para el primer y último *Count* de cada señal. En la tabla en Anexos B se muestran los valores obtenidos para los 60 ensayos.



Figura 22. Izquierda: Señal *burst* para probeta sin grieta. Caso B) Derecha: Señal *burst* para probeta con grieta.



Figura 23. Tramos de las señales del caso A SF (izquierda) y del caso B CF (derecha) utilizados para calcular los indicadores de EA.

Tabla 3.	Valores	de los	indicado	ores para	las señale	es A	y 1	B de l	la Figura	23.
----------	---------	--------	----------	-----------	------------	------	------------	--------	-----------	-----

Caso	MAX	RMS	РТР	MARSE	F.C.	counts	frec-	duración	rise	down	RA
	[V]	[V]	[V]				prom.	[t]	time	<i>time</i> [t]	
									[t]		
SF	3.76	0.031	6.49	0.0016	121.3	2451	1.96E+5	0.013	7.9e-5	0.012	2.1E-5
CF	2.22	0.025	4.33	0.0011	88.8	2039	1.69E+5	0.012	7.4e-5	0.011	3.3E-5

4.1.1 Filtro pasa banda a 5 kHz.

En una primera instancia se comparan directamente los valores para sus medias y su desviación estándar en cada caso. En las Tabla 4 se muestran estos valores. Si bien para algunos casos de indicadores se puede evidenciar una diferencia entre las medias, se requiere de otro método estadístico para verificar si las diferencia entre las medias de ambos grupos es significativa. Es por esto que se utiliza el análisis ANOVA para los casos en que la varianza entre de un mismo indicador para caso SF y CF sea igual, y se utiliza el análisis de distribución 't' para varianzas heterogéneas.

Indicador	Condición	Media	Varianza
MAX	SF	3.85	0.18
	CF	3.55	0.31
RMS	SF	0.036	1.2E-5
	CF	0.035	1.7E-5
PTP	SF	7.1	0.63
	CF	6.7	1.13
MARSE	SF	0.002	4E-8
	CF	0.0018	4.8E-8
F. Cresta	SF	106	46.8
	CF	100	46.7
Counts	SF	3455	1.25E+4
	CF	3512	1.8E+4
Frec. Prom.	SF	2.56E+5	3.8E+7
	CF	2.6E+5	5.47E+7
RA	SF	2.3E-5	1.9E-10
	CF	4.5E-5	7.3E-10
Duración	SF	0.013	1.2E-8
	CF	0.013	1.8E-8
Rise time	SF	8.7E-5	1.7E-9
	CF	1.5E-4	9.9E-9
Down time	SF	0.013	2.3E-8
	CF	0.013	3E-8

Tabla 4. Media y Varianza entre grupos de indicadores, para probetas sin falla (SF) y confalla (CF) (filtro pasa alto 5 kHz).

Nota: Se resaltan los indicadores con varianza alta.

Indicador	Valor F
MAX	0.57
RMS	0.72
РТР	0.55
MARSE	0.8
F. Cresta	1
Counts	0.7
Frec. Prom.	0.7
RA	0.3
Duración	0.7
Rise time	0.2
Down time	0.4

 Tabla 5.
 Valor estadístico de prueba F para verificación de homocedasticidad (filtro pasa

alto 5 kHz).

Los grados de libertad para aplicar el método de distribución t se muestran en la ecuación 12.

$$gl = (cantidad \ de \ datos) - 1 = 29 \tag{12}$$

Luego utilizando las tablas de distribución del método se obtiene el valor F crítico (ecuación 13).

$$F_{critico} = 1.861$$
 (13)

Debido a que ningún estadístico de prueba F es mayor al F crítico, se cumple la hipótesis nula del método de Fisher, cumpliéndose la condición de homocedasticidad del análisis Anova. Esto quiere decir que se puede utilizar solo el análisis Anova para determinar si existen diferencias entre los grupos de datos de un mismo indicador (CF y SF).

En la siguiente Tabla 6 se muestran los estadísticos de prueba F y F crítico para cada indicador, resultantes de aplicar el método ANOVA.

Tabla 6. Análisis ANOVA entre grupos de indicadores para probetas sin falla (SF) y con falla (CF), para verificar las hipótesis I y II, utilizando alfa = 0.05 por default (filtro pas alto 5 kHz).

F crítico	4										
Indicador	MAX	RMS	PTP	MARSE	F.cresta	Counts	Frec.prom.	RA	Duración	Rise	Down
										time	time
Estadístico	57	18	19	11	84	31	31	15	3.1	13.2	0.15
de prueba F	5.7	1.0	1.9	11	0.1	5.1	5.1	10	5.1	13.2	0.15
Hipótesis	II	Ι	Ι	II	II	Ι	Ι	II	Ι	II	Ι

Este procedimiento indica que los únicos indicadores que difieren para los casos SF y CF, son el valor máximo (MAX), MARSE, factor cresta, factor RA y el *rise time*.

Para establecer cuáles son los indicadores principalmente influyentes, se analizan otros rangos de frecuencia. En una primera instancia se ajusta el nivel de frecuencia de corte para el filtro pasa alto, el cual fue definido en 5 kHz, pero ahora a 90 kHz. Posteriormente se utilizan filtros pasa banda para dos rangos, desde 90 a 130 kHz, y desde 350 a 400 kHz.

4.1.2 Ajuste de frecuencia de corte filtro pasa alto de 5 kHz a 90 kHz

Como se mencionó anteriormente, con la finalidad de aumentar la diferencia entre las medias de cada grupo en particular se decide ajustar la frecuencia de corte del filtro, en este caso filtro pasa alto, para así determinar si estos tipos de ajustes permiten obtener una mejor visualización de la existencia de diferencias entre los valores obtenidos para la probeta sin falla SF, en contraste con la probeta con falla CF. La varianza y las medias entre grupos CF y SF para este caso (filtro pasa alto a 90 kHz), se muestran en la Tabla 7.

Indicador	Condición	Media	Varianza
MAX	SF	3.48	0.17
	CF	3.13	0.2
RMS	SF	0.031	1E-5
	CF	0.031	1.1E-5
PTP	SF	6.37	0.6
	CF	6	0.73
MARSE	SF	0.0017	3.2E-8
	CF	0.0016	3.2E-8
F. Cresta	SF	110.4	61
	CF	101.3	40.7
Counts	SF	3811	9288
	CF	3761	15555
Frec. Prom.	SF	275974	2.55E+7
	CF	273289	4.29E+7
RA	SF	2.1E-4	1.4E-11
	CF	4.9E-5	8.5E-10
Duración	SF	0.013	9.3E-5
	CF	0.013	1.5E-8
Rise time	SF	7.4E-4	7.1E-11
	CF	1.5E-4	9.7E-9
Down time	SF	0.013	8.6E-9
	CE	0.013	$24F_{-8}$

Tabla 7.Media y Varianza entre grupos de indicadores, para probetas sin falla (SF) y
con falla (CF) (filtro pasa alto 90 kHz).

CF0.0132.4E-8Nota: Se resaltan los indicadores con varianza alta.

Posteriormente se verifica la condición de homocedasticidad, comparando los valores F teóricos de la siguiente Tabla 8, con el valor critico de 1.861.

Indicador	Valor F
MAX	1.06
RMS	1.12
РТР	0.73
MARSE	1.21
F. Cresta	1.5
Counts	1.67
Frec. Prom.	1.68
RA	61.6*
Duración	1.67
Rise time	135.55*
Down time	2.78*

Tabla 8. Valor estadístico de prueba F para verificación de homocedasticidad (filtro pasaalto 90 kHz).

Nota: * indica los valores mayores al crítico.

Se analizan los datos con varianzas heterogéneas con el método de distribución 't', y los datos con varianza similar con el método Anova de un factor. El método de distribución t se muestra en Anexos D. Este método concluye que los indicadores RA, Rise time y Down time resultan significativamente distintos dependiendo de la condición de la probeta.

Los valores estadísticos de prueba F y F crítico del análisis ANOVA se aprecian en la Tabla 9.

Tabla 9. Análisis ANOVA entre grupos de indicadores para probetas sin falla (SF) y con falla (CF) para 90 kHz de frecuencia de corte del filtro pasa alto, para verificar las hipótesis I y II, utilizando alfa = 0.05 por default (filtro pasa alto 90 kHz).

F crítico	4							
Indicador	MAX	RMS	РТР	MARSE	F.cresta	Counts	Frec.prom.	Duración
Estadístico de	9.3	0.56	3.12	5.17	14.3	3.09	3.15	3.09
prueba F								
Hipótesis	II	Ι	Ι	II	II	Ι	Ι	Ι

Nuevamente los indicadores MAX, MARSE y Factor de cresta resultan ser significativamente distintos dependiendo de la condición de la probeta (SF y CF).

4.1.3 Filtro pasa banda 90-130 kHz.

Para este caso, la media y la varianza para cada grupo CF y SF de cada indicador se muestra en la Tabla 10.

Indicador	Condición	Media	Varianza
MAX	SF	1.39	0.03
	CF	1.66	0.09
RMS	SF	0.017	4E-5
	CF	0.018	6E-6
PTP	SF	2.74	0.1
	CF	3.3	0.3
MARSE	SF	9E-4	1E-8
	CF	9E-4	1E-8
F. Cresta	SF	82.7	91.8
	CF	91.8	66.2
Counts	SF	2609	1911
	CF	2692	2184
Frec. Prom.	SF	20693	7.5E+6
	CF	212139	8.4E+6
RA	SF	1.3E-4	2E-9
	CF	8E-5	2E-10
Duración	SF	0.012	2E-9
	CF	0.01	2E-9
Rise time	SF	1.6E-4	3E-10
	CF	1.4E-4	7E-10
Down time	SF	0.012	8E-9
	CF	0.01	3E-9

Tabla 10.	Media y Varianza entre grupos de indicadores, para probetas sin falla (SF) y con
	falla (CF) (filtro pasa banda 90-130 kHz).

Nota: Se resaltan los indicadores con varianza alta.

Posteriormente se verifica la condición de homocedasticidad, comparando los valores F teóricos de la siguiente Tabla 11, con el valor critico de 1.861.

Indicador	Valor F
MAX	0.3
RMS	0.7
РТР	0.3
MARSE	0.7
F. Cresta	0.3
Counts	0.8
Frec. Prom.	0.9
RA	10.5*
Duración	0.8
Rise time	4.7*
Down time	2.7*

Tabla 11. Valor estadístico de prueba F para verificación de homocedasticidad (filtro pasabanda 90-130 kHz).

Nota: * indica los valores mayores al crítico.

En este caso, según el criterio de distribución t, solo resultan significativamente distintos los indicadores RA y *Rise time*. Los valores estadísticos de prueba F y F crítico del método ANOVA para este caso se aprecian en la Tabla 12.

Tabla 12. Análisis ANOVA entre grupos de indicadores para probetas sin falla (SF) y con falla (CF) para 90 kHz de frecuencia de corte del filtro pasa alto, para verificar las hipótesis I y II, utilizando alfa = 0.05 por default (filtro pasa banda 90-130 kHz).

F crítico	4							
Indicador	MAX	RMS	РТР	MARSE	F.cresta	Counts	Frec.prom.	Duración
Estadístico	17.1	1.18	18	0.04	28	50.7	50.7	50.7
de prueba F								
Hipótesis	II	Ι	II	Ι	II	II	II	II

Nuevamente los indicadores MAX y Factor de cresta resultan ser significativamente distintos dependiendo de la condición de la probeta (SF y CF). Pero en este caso otros indicadores también presentan esta situación. El factor MARSE deja de ser distintivo en este caso.

4.1.4 Filtro pasa banda 350-400 kHz.

Para este último caso, la media y la varianza para cada caso CF y SF se muestran en la Tabla 13. En la siguiente Tabla 14, se verifica si se cumple la condición de homocedasticidad.

Indicador	Condición	Media	Varianza
MAX	SF	1.28	0.055
	CF	0.88	0.02
RMS	SF	0.011	1.6E-6
	CF	0.01	1.6E-6
PTP	SF	2.5	1.75
	CF	1.75	0.078
MARSE	SF	0.0005	3.2E-9
	CF	0.0005	3.9E-9
F. Cresta	SF	115.2	157.3
	CF	88.1	65.2
Counts	SF	2012	5115
	CF	2035	5321
Frec. Prom.	SF	167512	2.4E+7
	CF	169102	2.5E+7
RA	SF	7E-5	1.9E-10
	CF	9E-5	1.9E-10
Duración	SF	0.012	5.1E-8
	CF	0.012	5.3E-8
Rise time	SF	8.7E-5	1.9E-11
	CF	8E-5	7.1E-11
Down time	SF	0.012	5E-9
	CF	0.012	4E-9

Tabla 13. Media y Varianza entre grupos de indicadores, para probetas sin falla (SF) y confalla (CF) (filtro pasa banda 350-400 kHz).

Nota: Se resaltan los indicado	res con varianza alt	ta.
--------------------------------	----------------------	-----

Indicador	Valor F
MAX	2.7*
RMS	1.04
РТР	2.8*
MARSE	0.8
F. Cresta	2.41*
Counts	0.96
Frec. Prom.	0.96
RA	1.01
Duración	0.96
Rise time	0.27
Down time	1.02

Tabla 14. Valor estadístico de prueba F para verificación de homocedasticidad (filtro pasa
banda 350-400 kHz).

Nota: * indica los valores mayores al crítico.

Por lo tanto, para los indicadores Max, *Peak to peak* y Factor de cresta se debe utilizar el método de distribución 't' para verificar si los grupos CF y SF son significativamente distintos. Esto se verifica en la tabla en Anexos D. donde se evidencia que si lo son.

El método ANOVA se presenta en la siguiente Tabla 15.

Tabla 15. Análisis ANOVA entre grupos de indicadores para probetas sin falla (SF) y con falla (CF), para verificar las hipótesis I y II, utilizando alfa = 0.05 por default (filtro pasa banda 350-400 kHz).

F crítico	4							
Indicador	RMS	MARSE	Counts	Frec.	Duración	RA	Rise	Down
				Prom.			time	time
Estadístico	9.28	0.16	1.52	1.52	1.52	34	19	2.85
de prueba F								
Hipótesis	II	Ι	Ι	Ι	Ι	II	II	Ι

Los indicadores MAX, *Peak to Peak*, Factor de cresta, *Counts*, RA, y *Rise time* resultan ser significativamente distintos dependiendo del estado de la probeta.

4.2 Influencia de la distancia.

En los capítulos anteriores se estableció la existencia de diferencias significativas entre grupos de datos de señales provenientes de una probeta sin falla (SF) con grupos de datos de señales provenientes de otra probeta con falla (CF), utilizando herramientas estadísticas de comparación, pero sin importar la causa de estas diferencias, ni la relación de los indicadores con el estado de la probeta. Es por esto que, resulta importante analizar estos indicadores ante otras condiciones.

En primer lugar, y según lo explicado en el capítulo 3.3, en donde se discutieron las causas de aislar la transiente principal de la señal de EA; el comportamiento propio de las ondas superficiales de emisión acústica, al igual que ante la presencia de un borde o cambio de material, en presencia de la falla superficial puede suceder que:

1.- De existir una reflexión de las ondas, estas deben recorrer la distancia desde el sensor a la falla y regresar al sensor, lo que equivale a 0,2 m. Esto se traduce en tiempos de entre 0,0001 y 0,0004 s por lo que, de ser captadas estas señales reflejadas, estas estarán sobre la primera transiente, las cuales no duran más de 0,2 s.

2.-De no existir la reflexión de las ondas, y considerando que, si existen diferencias entre las señales captadas en piezas con falla y sin falla, esto puede deberse a que las ondas superficiales recorrieron una mayor distancia para pasar por la falla, distorsionando el recorrido de estas señales cuando no existía esta, y distorsionando también los datos que capta el sensor. Por lo que, considerando la velocidad de estas ondas, estas distorsiones se pueden evidenciar también en la transiente principal de la EA.

Para corroborar ambas se decide hacer más mediciones. Para este experimento se procede de manera muy similar al experimento anterior, salvo que, sin presencia de grieta, se analiza la diferencia entre los indicadores obtenidos de señales de EA emitidas a distintas distancias del sensor. De existir diferencias significativas entre estos grupos de datos, indicaría que hay probabilidad de que la presencia de una falla superficial se traduzca en una distancia extra que recorrer para la EA por la superficie del material.

La media y varianza entre los datos de este experimento se muestran en la Tabla 16.

T 1' 1	Distantia	N 6 11	X 7 ·
Indicador	Distancia	Media	Varianza
MAX	Cerca	2.5	0.07
	Medio	2.1	0.032
	Lejos	2.4	0.066
RMS	Cerca	0.018	3.8E-6
	Medio	0.017	2.5E-6
	Lejos	0.022	1.2E-5
PTP	Cerca	4.7	0.15
	Medio	4.2	0.14
	Lejos	4.5	0.14
MARSE	Cerca	9E-4	9E-9
	Medio	9E-4	6E-9
	Lejos	0.011	4E-9
F. Cresta	Cerca	136.4	232.2
	Medio	122.7	15
	Lejos	113.6	134.5
Counts	Cerca	3151	3929
	Medio	3147	2960
	Lejos	2985	12119
Frec. Prom.	Cerca	239621	1.3E+6
	Medio	239376	9.9E+6
	Lejos	229896	4.19E+7
RA	Cerca	3.3E-5	2.4E-10
	Medio	3.3E-5	4E-11
	Lejos	1E-4	1.2E-9
Duración	Cerca	0.013	4E-9
	Medio	0.013	3E-9
	Lejos	0.012	1E-8
Rise time	Cerca	8E-5	1.1E-9
	Medio	7.2-5	1.5E-10
	Lejos	2.5E-4	1.7E-8
Down time	Cerca	0.13	5E-9
	Medio	0.13	3E-9
	Lejos	0.12	6E-9
(

Tabla 16. Media y Varianza de los indicadores analizados en el segundo experimento.

Nota: Se resaltan los indicadores con varianza alta.

4.2.1 Anova de un factor.

El método ANOVA en este caso se muestra en la Tabla 17.

Tabla 17. Análisis ANOVA entre grupos de indicadores para probeta sin falla, a distintas distancias (cerca, medio y lejos) para verificar las hipótesis I y II, utilizando alfa = 0.05 por default.

F. cresta	Counts	Counts	F.	Duración	Duración	RMS	RMS	F.	MARSE	MAX	PTP	Down
	c/m	c/l	Pr.	c/m	c/l	m/l	c/l	Cr.c/l	c/m			
			c/l									
Factor F	0.02	17	17.2	0.02	17.06	1.9	6.22	14.2	0.5	7.18	5.22	79.1
F crítico	4.4	4.4	4.4	4.4	4.4	4.4	4.4	4.4	4.4	3.35	3.35	3.35
Hipótesis	Ι	II	II	Ι	II	II	II	II	Ι	II	II	II

Los indicadores con varianzas homogéneas para cada uno de sus tres grupos de datos (cerca, medio y lejos del sensor) MAX, *peak to peak* y *down time* resultan ser significativamente distintos entre si. Posteriormente se analizaron los indicadores entre pares de grupos que si cumplen la condición de homocedasticidad para aplicar el método ANOVA, concluyendo que existen también diferencias significativas entre la mayoría de estos.

4.2.2 Método de Tukey.

Como se explicó en el subcapítulo 3.7, el método Tukey permite identificar si la diferencia entre dos medias es significativa, si dicha diferencia resulta ser mayor al valor T. Los casos que resultaron significativamente distintos se muestran en la Tabla 18.

Indicador	MAX	RMS	PTP	MARSE	F.C.	Counts	F.	Duración	Risetime	Downtime	RA
							Pr.				
Т	0.26	0.0027	0.42	0.00015	12.48	88.1	5147	8.8e-5	8.6e-5	7.8e-5	2.4e-
											5
c-m	<u>0.37</u>	0.0011	<u>0.55</u>	2.82e-5	<u>13.66</u>	4.3	245	4.3e-6	9.4e-6	5.1e-6	6e-7
c-l	0.07	<u>0.0032</u>	0.18	<u>0.00019</u>	<u>22.81</u>	<u>165.5</u>	<u>9725</u>	<u>0.00016</u>	<u>0.00017</u>	<u>3.4e-4</u>	<u>6.9e-</u>
											<u>5</u>
m-l	<u>0.30</u>	<u>0.0043</u>	<u>0.36</u>	<u>0.00022</u>	9.15	<u>161.2</u>	<u>9480</u>	<u>0.00016</u>	<u>0.00018</u>	<u>3.4e-4</u>	<u>6.8e-</u>
											<u>5</u>

Tabla 18. Factores T y diferencias entre medias (Método Tukey).

Nota: Los valores mayores a T se muestran destacados. c: cerca, m: medio, l: lejos.

4.3 Análisis de reflexiones.

Con el propósito de encontrar indicios de reflexiones de la onda de EA ante la presencia de la grieta superficial se hizo el siguiente experimento:

1.- Se instala el sensor fijo, entre el punto de emisión de la EA, y la grieta.

- 2.- Se emite la señal de EA mediante el ensayo Hsu Nielsen.
- 3.- Se mide la señal durante un segundo. Se repite esto 10 veces obteniendo 10 transientes.

4.- Se realiza el mismo procedimiento, pero cambiando el punto de emisión de la EA ahora entre el sensor y la grieta. De modo que el sensor solo capte la transiente, sin posibles reflexiones ante la grieta. El experimento se muestra en la Figura 24



Figura 24. Superior: Sensor entre la fuente y la grieta. Inferior: Fuente de EA entre sensor y grieta. Nota: Se resalta en rojo la ubicación de la grieta en la imagen superior.

El propósito del experimento es comparar estas señales, pero no comparando indicadores, ya que el propósito es evidenciar posibles reflexiones, las cuales, de existir, podrían ser la causa de las diferencias anteriormente evidenciadas en este informe entre indicadores de una probeta con falla y otra sin falla. Para esto se utilizaron dos métodos:

1.- Inspección visual de la transiente principal de cada señal de EA obtenida, durante los primeros 0,0006 segundos, ya que en este lapso es probable que estas reflexiones vuelvan a pasar por el sensor, debido a que la velocidad de las ondas superficiales está en un rango de 3000 a 5000 m/s, y la distancia entre el sensor y la grieta es de 30 cm. Esto se muestra en la Figura 25.

2.- Inspección del espectrograma (ver Figura 26) de las señales que pueden presentar reflexión, para el caso que el sensor este posicionado entre la fuente de EA y la grieta. Esto sirve para evidenciar visualmente en un gráfico frecuencia/tiempo señales que pueden estar superpuestas a frecuencias distintas.



Figura 25. Superior: Lapso de transiente con posible reflexión. Inferior: Lapso de transiente sin reflexión.



Figura 26. Izquierda: Espectrograma transiente caso SF. Derecha: Espectrograma transiente caso CF.

En el primer caso, se distinguió un patrón que, si bien no es significativo, solo se evidenció en casos donde había probabilidad de reflexión. Esto se muestra en la Figura 25, donde se puede notar que, en un comienzo, y muy cerca del *peak* de amplitud, la onda presenta picos seguidos, en vez de seguir el comportamiento típico de la onda de subir y bajar entre valores positivos y negativos.

En segundo lugar, el espectrograma no resulto útil para el caso, debido a que no se logra distinguir ninguna superposición de onda para ninguno de los dos casos de estudio.

Sin embargo, este procedimiento sirve para descartar que el factor de la reflexión de las ondas superficiales ante una falla superficial influya significativamente en los datos que el sensor detecta.

4.4 Agrupamiento no supervisado

Puesto que el objetivo principal de este trabajo es poder determinar si un elemento presenta fallas superficiales utilizando fuentes externas de emisión acústica, se utilizan los datos obtenidos en el primer experimento.

En primer lugar, en el capítulo 4.4.1 se utiliza el método K-*means* para intentar agrupar de manera automática los datos según el estado de la probeta, utilizando todos los indicadores, posteriormente en el capítulo 4.4.2 se procede a reducir la dimensionalidad de estos indicadores (atributos), ponderando estos entre si utilizando un análisis de componentes principales (PCA), normalizando previamente los datos, y obteniendo así un grupo de 3 atributos (en vez de 11), los cuales cabe destacar, no tendrán sentido físico, solo resultan de las ponderaciones realizadas en el método PCA.

Finalmente, en el capítulo 4.4.3 se aplica el método K*-means* junto con el PCA a los indicadores que en el capítulo 4.1 resultaron significativamente distintos entre sí dependiendo del estado de la probeta. Estos dos últimos capítulos presentan gráficos 3d para visualizar los agrupamientos.

Para determinar que tan bien se lograron agrupar los datos se utilizan tres métricas binarias, la exactitud (*accuracy*), la precisión y el Ratio de verdaderos positivos conocido como *Recall*. La exactitud indica cuantas predicciones de falla y de no falla resultan ciertas. La precisión indica cuantas detecciones de falla resultaron ciertas, y el *Recall* indica cuantas de las fallas se pudieron detectar.

4.4.1 Agrupamiento utilizando todos los indicadores.

Las métricas que evalúan el método de agrupación mediante aprendizaje automático, según el filtro utilizado para la señal de EA se muestran en la Tabla 19.

Métrica	Filtro pasa alto 5	Filtro pasa alto 90	Filtro pasa banda	Filtro pasa banda
	kHz	kHz	[90-130] kHz	[300-400] kHz
Exactitud	40%	65%	78.3%	38.3%
Precisión	38.5%	68%	81.5%	39.4%
Recall	33.3%	56.6%	73.3%	56.6%

Tabla 19. Métricas para evaluar los procesos de agrupación automática de datos.

4.4.2 Agrupamiento utilizando PCA.

Utilizando la técnica K-*Means*, junto al PCA, y previamente escalando cada indicador, se logró agrupar las observaciones, como se puede observar en las siguientes Figuras 27 y 28 en las siguientes páginas.





B):

Figura 27. Izquierda: Agrupamiento de datos reales. Derecha: Agrupamiento automático. Caso A: Filtro pasa alto 5 kHz. Caso B: Filtro pasa alto 90 kHz. SF (color morado) y CF (color amarillo).



D): З sin falla 2 2 atributo 3 m atributo 1 sin falla 0 0 -1 -1 con falla -2 -2 3 з 2 -1 atributo 2 2 atributo2 -4 -4 -2 -1 atributo 12 -2 0 atributo 12 -2 -2 4 6

D):

Figura 28. Izquierda: Agrupamiento de datos reales. Derecha: Agrupamiento automático. Caso C: Filtro pasa banda 90-130 kHz. Caso D: Filtro pasa banda 350-400 kHz. SF (color morado) y CF (color amarillo).

Las métricas que evalúan el desempeño de estas agrupaciones automáticas se muestran en la siguiente Tabla 20.

Métrica	Filtro pasa alto 5	Filtro pasa alto a 90	Filtro pasa banda	Filtro pasa banda
	kHz	kHz	90-130 kHz	350-400 kHz
Exactitud	71.6%	33.3%	78.33%	55%
Precisión	76%	40%	81.5%	54.3%
Recall	63.3%	35.3%	73.3%	63.3%

Tabla 20. Métricas para el método de agrupamiento utilizando PCA y escalamiento.

Las componentes obtenidas con el PCA no tienen explicación física, y solo se obtienen al ponderar cada atributo, de manera que las tres primeras componentes son las que explicaran mejor la varianza entre los datos. Esta razón de la varianza para estas tres primeras componentes se muestra en la siguiente Tabla 21.

Tabla 21. Razón de la varianza utilizando todos los datos para el PCA.

Componente	Razón de la	Razón de la varianza	Razón de la	Razón de la varianza	
	varianza caso 5	caso 90 kHz	varianza caso 90-	caso 350-400 kHz	
	kHz		130 kHz		
1era	44.1%	37.5%	59.5%	63.6%	
2da	28.8%	34.8%	22.3%	26.3%	
3era	18.6%	18.8%	10.1%	7.9%	

4.4.3 Agrupamiento utilizando indicadores principales.

Para este último caso, el agrupamiento automático se realiza solamente para los datos que surgen de los indicadores principales obtenidos en el capítulo 3. De manera similar al caso anterior, mediante K*-means*, previamente escalando los datos y utilizando PCA. Este último agrupamiento se puede evidenciar en las siguientes Figuras 29 y 30.



B):

B):



Figura 29. Izquierda: Agrupamiento de datos reales. Derecha: Agrupamiento automático. Caso A: Filtro pasa alto 5 kHz. Caso B: Filtro pasa alto 90 kHz. SF (color morado) y CF (color amarillo).



Figura 30. Izquierda: Agrupamiento de datos reales. Derecha: Agrupamiento automático. Caso C: Filtro pasa banda 90-130 kHz. Caso B: Filtro pasa banda 350-400 kHz. SF (color morado) y CF (color amarillo).

Las métricas que evalúan la clasificación se muestran en la Tabla 22, mientras que la varianza explicada por las primeras tres componentes del método PCA se muestran en la Tabla 23.

Métrica	Filtro pasa alto a	Filtro pasa alto a 90	Filtro pasa alto a	Filtro pasa banda
	5 kHz	kHz	90-130 kHz	350-400 kHz
Exactitud	78.3%	80%	81.6%	71.6%
Precisión	79.3%	78.1%	80.6%	80%
Recall	76.6%	83.3%	83.3%	68.5%

Tabla 22. Métricas para el método de agrupamiento, utilizando los indicadores mássignificativos.

Tabla 23. Razón de la varianza utilizando los indicadores principales para el PCA.

Componente	Razón de la	Razón de la varianza	Razón de la	Razón de la varianza
	varianza caso 5	caso 90 kHz	varianza caso 90-	caso 350-400 kHz
	kHz		130 kHz	
lera	52.4%	46.5%	64.4%	58.5%
2da	32.8%	33.6%	19.4%	29.6%
3era	14.2%	11.3%	10.9%	10.7%

CAPÍTULO 5: Discusión

En el subcapítulo 4.1 se logró determinar la diferencia entre los indicadores obtenidos en una probeta sin falla superficial (SF) con los indicadores obtenidos de otra probeta con una falla superficial de 3 mm de profundidad (CF), estas no son diferencias claramente distinguibles, es decir, los valores en magnitud no eran tan distintos entre sí. Lo que sí se logró determinar mediante el análisis ANOVA fue la existencia de una variabilidad significativa entre grupos. Luego al aplicar este método en distintos tramos del espectro de frecuencias de la misma señal, se pudo identificar en que tramos de frecuencia estos indicadores presentan mayor variabilidad entre los grupos CF y SF (con falla y sin falla). Algunos indicadores presentaron una mayor variabilidad entre datos dependiendo del rango de frecuencias estudiado, esto se puede evidenciar en la siguiente Tabla 24.

Indicador	Valor p caso 5 kHz	Valor p caso 90	Valor p caso [90-	Valor p caso [350-
		kHz	130] kHz	400] kHz
MAX	0.02	0.003	0.0001	1E-10
RMS	0.2	0.45	0.05	0.0034
F. cresta	0.005	6.8E-6	1.9E-6	3E-14
Peak to peak	0.17	0.08	8E-5	4E-10
MARSE	0.001	0.026	0.83	0.7
Counts	0.08	0.083	1E-9	0.22
Frecuencia prom.	0.08	0.08	1E-9	0.22
Duración	0.08	0.083	1E-9	0.22
Rise time	0.0005	2.9E-5	0.12	4.9E-5
Down time	0.7	1.6E-4	1E-6	0.1
RA	0.0002	2.8E-6	0.001	2.5E-7

Tabla 24. Valores p del método ANOVA, para cada indicador y cada caso analizado.

Nota: Se destacan los valores mayores al nivel de significancia alfa=0.05.

En la Tabla 24 se pueden evidenciar números muy pequeños para el valor p, lo cual indica que la probabilidad de que las medias de cada grupo sean iguales es baja, sin embargo, esta diferencia es considerable solo cuando estos valores son menores a una significancia predefinida en 5%. Esto confirma que los datos obtenidos para la probeta son distintos entre sí dependiendo del estado en que se encuentre, aunque no sea una diferencia tan evidente.
Posteriormente en el subcapítulo 4.2 se estudió el comportamiento de estos indicadores ante otras condiciones. En este experimento, se intentó comparar los indicadores al variar la posición de la fuente de emisión, utilizando los mismos métodos estadísticos usados en el subcapítulo 4.1. Se utilizaron tres distancias equidistantes (cerca, medio y lejos). Se obtuvieron diferencias significativas para la mayoría de los indicadores salvo para algunos casos; duración, *MARSE, counts, RA* y *rise time*, según la Tabla 17, que presenta el método ANOVA. Luego en la Tabla 18 se aplica el método de Tukey para comparar las medias entre estos tres grupos de datos (tres distancias desde el sensor), obteniendo para la mayoría de los indicadores varíen, de igual manera que la presencia de una falla superficial lo hace, por lo que surge la idea de que, la presencia de una falla significaría un recorrido "extra" para las ondas superficiales captadas por los sensores piezoeléctricos, Esto explicaría la razón de la variabilidad de los indicadores en el capítulo 4.1.

Luego en el subcapítulo 4.3 se intenta inspeccionar las señales para encontrar posibles reflexiones de la misma onda superficial de EA ante la presencia de la falla, primero visualmente en los primeros 0,0005 seg., ya que en este rango se puede presentar la reflexión debido a la velocidad de las ondas superficiales. Luego también se utilizan espectrogramas de frecuencia para distinguir alguna superposición de las ondas. Los métodos no fueron concluyentes para determinar la existencia de la reflexión, y solo se pudieron observar leves cambios en las señales durante los primeros segundos, en los casos que existía falla superficial, pero no como para alterar significativamente los indicadores. Sin embargo, este procedimiento sirve para descartar que el factor de la reflexión de las ondas superficiales ante una falla superficial influya significativamente en los datos que el sensor detecta.

Finalmente, en el subcapítulo 4.4, se utilizan los datos utilizados en el subcapítulo 4.1 para aplicar métodos de agrupamiento mediante *Machine Learning*. Este procedimiento fue evaluado considerando 3 métricas: Precisión, *Recall* y Exactitud. En primer lugar, se utilizaron todos los datos para los 11 indicadores, evaluando el método de agrupamiento automático para determinar en que rangos de frecuencia el método agrupa de mejor manera los datos según la condición de la probeta (CF o SF), obteniendo mejores desempeños para los casos en que se aplicó el filtro pasa alto a 90 kHz y usando el filtro pasa banda de 90 a 130 kHz, lo que indicaría que es más fácil distinguir el estado de la probeta en estos rangos. Luego solo se utilizaron los indicadores considerados como

principales para cada caso en particular (ver valores destacados Tabla 24), los cuales se identificaron utilizando el método ANOVA en cada caso, con estos datos se procedió a escalar y disminuir la dimensionalidad de los indicadores mediante PCA, obteniendo un mejor desempeño, sobre todo al utilizar el filtro pasa banda de 90 a 130 kHz, donde las métricas toman valores de exactitud del 81,6 %, precisión del 80,6 % y *Recall* del 83,3%. Es decir, se puede predecir el estado superficial de la probeta mediante herramientas de agrupamiento automático no supervisado.

CAPÍTULO 6: Conclusiones

Al evaluar algunos de los principales indicadores de señales de emisión acústica, para una pieza sin falla superficial, y otra con una falla superficial de 3 mm de profundidad, se determinó que existen diferencias significativas entre estos dos grupos de datos, de manera que estos indicadores varían su comportamiento dependiendo del estado superficial de la pieza. Se logro determinar también que los indicadores varían también al hacer mediciones a distintas distancias del sensor, y estas diferencias son más claras a mayor distancia de la fuente emisora de EA. Por lo que surge la idea de que una falla superficial resulta análogamente ser un obstáculo (una distancia extra) para las ondas superficiales.

El análisis de las posibles reflexiones de las ondas superficiales se realizó mediante espectrogramas y análisis visual de tramos de EA en donde posiblemente estas reflexiones alternan la señal medida, pero estos no fueron concluyentes.

El agrupamiento no supervisado mediante *machine learning* permite agrupar automáticamente los indicadores obtenidos dependiendo de la condición de la probeta (CF o SF) con desempeños evaluados por sobre el 73% para un rango de frecuencias entre 90 y 130 kHz, sin utilizar técnicas de reducción de dimensionalidad ni ponderación de atributos (PCA). Mientras que, al utilizar estas dos técnicas mencionadas, las métricas fueron superiores al 80%, para el mismo rango de frecuencias. Esto se traduce en que estas técnicas de agrupamiento permiten evaluar el estado de la probeta automáticamente, aunque con una precisión que podría ser mejor. Posteriormente, al utilizar el método ANOVA para identificar que indicadores de la señal de emisión acústica superficial varían significativamente dependiendo del estado superficial de la probeta, y utilizando estos datos en conjunto con herramientas de agrupamiento automático no supervisado es posible predecir el estado superficial de la probeta con un mejor desempeño aún. En conclusión, es posible detectar el estado superficial de la probeta de manera automática.

Finalmente, la hipótesis de este trabajo resulta ser valida, ya que es posible detectar fallas superficiales utilizando fuentes superficiales externas de emisión acústica. Además, se abre la posibilidad de utilizar este procedimiento para detectar fallas superficiales antes de que sean catastróficas, utilizándolo como método de inspección, o cuando otros métodos de inspección resulten menos viables.

6.1 Trabajos futuros.

Algunos trabajos futuros que surgen a partir de este informe pueden ser los siguientes:

1.-Realizar el procedimiento para otras geométricas y tipos de fallas superficiales.

2.-Estudiar el comportamiento de la reflexión de las ondas superficiales ante la presencia de una falla superficial utilizando otros métodos.

3.-Evaluar otra fuente de emisión de EA más viable en terreno.

4.-Diseñar un sistema de medición que en terreno pueda evaluar estos indicadores a lo largo del tiempo, para así poder detectar una falla superficial antes de que sea catastrófica.

CAPÍTULO 7: Referencias

- A. Parida, A. Kumar, D. Galar y C. Stenström, «Medición y gestión del rendimiento para el mantenimiento: una revisión de la literatura,» *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, vol. 21, nº 1, pp. 2-33, 2015.
- [2] F. Jiang, Z. Wang y Z. Zhu, «Estimación de la gravedad de fallas de maquinaria giratoria basada en señales residuales,» Avances en Ingeniería Mecánica, vol. 4, nº 518468, 2012.
- [3] G. J. Dieter, Metallurgical Engineering, New York, Toronto, London: McGraw-Hill Book Company, 1967.
- [4] C. Hellier, Handbook of nondestructive evaluation, Nueva York, Chicago, San Francisco, Atenas, Londres, Madrid, Ciudad de México, Milán, Nueva Delhi, Singapur, Sídney, Toronto: McGraw-Hill Book Company, 2003.
- [5] E. Pacheco, «Adquisición de señales de vibración y emisión acústica para el diagnóstico de severidad de fallos en maquinaria rotativa,» Universidad Politécnica Saleasiana, sede Cuenca, Cuencua, Ecuador, 2018.
- [6] H. Xargay, P. Folino, N. Nuñez y M. Gómez, «Monitoreo mediante emision acustica de vigas de hormigón de alta resistencia con y sin fibra expuestas a altas temperaturas.,» Matéria, Río de Janeiro, 2018.
- [7] C. Flores Jaramillo, «Estudio sobre el uso de emisiones acústicas para la detección, localización y monitoreo en la evolución de grietas.,» Programa de Magíster en Ciencias de la Ingeniería, mención en Ingeniería Mecánica, Universidad de Concepción., Concepción, Chile., 2018.
- [8] J. Cauich-Cupul, J. A. Rodriguez-Laviada y C. R. Ríos-Soberanis, «Detección del daño generado en materiales compuestos de matriz polimérica empleando la técnica de emisión acústica.,» Centro de Investigación Científica de Yucatán, Unidad de Materiales Mérida., Yucatán, México., 2007.
- [9] F. Méndez, «Uso de emisiones acústicas para el monitoreo de la evolución del daño en elementos mecánicos.,» Programa de Magíster en Ciencias de la Ingeniería, mención en Ingeniería Mecánica, Universidad de Concepción., Concepción., 2021.
- [10] P. Feng, «Gear wear monitoring using acoustic emission,» University of New South Wales, Australia, Sidney, 2021.
- [11] F. A. Segura Da Fonseca, «Diseño de un banco de ensayos para el análisis de las emisiones acústicas,» Universidad de Concepción, Facultad de Ingeniería, Concepción, Chile, 2023.

- [12] S. Hutt, A. Clarke, R. Pullin y H. Evans, «La emisión acústica de las interacciones de aspereza en la lubricación mixta.,» *Proc Matemáticas Física Ing. Ciencias*, vol. 2227, nº 20180900, p. 475, 2019.
- [13] L. Romero, L. Morales, R. Osornio, R. d. J. Romero y M. Daniel, «Detección de falla de rodamiento en una cadena cinemática vía emision acústica,» *Pistas educativas*, vol. 39, nº 128, 2018.
- [14] H. P. Ángelo Mauricio, «Emisiones acústicas como precursor de daño para carcterizar la dregradación en una bomba centrífuga,» Universidad de Chile, Santiago de Chile, 2017.
- [15] M. Gómez, «Análisis de fallas en maquinaria minera,» Universidad de Chile, Santiago de Chile, 2013.
- [16] R. Veloso, «Diseño e implementación de un algoritmo basado en aprendizaje automático y señales vibratorias para la detección y pronóstico de fallas en motores de retroexcavadoras.,» Universidad de Concepción, Facultad de Ingeniería, Concepción, Chile, 2023.
- [17] D. F. Gonzales Toledo, «Diagnóstico de fallas basado en emisión acústica mediante redes neuronales convolucionales profundas,» Universidad de Chile, Santiago de Chile, 2018.
- [18] S. Mella Muñoz, «Análisis de aptitud de un reductor de velocidad de cinco etapas para laminación.,» Universidad de Concepción, Concepción, Chile, 2023.
- [19] F. J. L. Chacón, «Fault detection in rotating machinery using acoustic emission.,» Brunel University London., Londres, Inglaterra., 2015.
- [20] A. Carrasco, F. Méndez, F. Leaman y C. Molina, «Short Review of the Use of Acoustic Emissions for Detection and Monitoring of Cracks.,» 22 febrero 2021. [En línea]. Available: https://doi.org/10.1007/s40857-021-00219-4. [Último acceso: 1 noviembre 2020].
- [21] C. Grosse y O. Masayasu, «Acoustic emission testing,» Springer Science y Bussines Media., Berlín, 2008.
- [22] W. Hassan y P. B. Nagy, «Simplified expressions for the displacements and stresses produced by the Rayleigh wave.,» JASA, Cincinnati, Ohio, USA., 1998.
- [23] F. Leaman, C. Niedrinhaus, D. Hinderer y K. Nienhaus, «Evaluation of emission acoustic burst detection methods in a gearbox under different operating conditions.,» *Journal of Vibration and Control.*, vol. 25, nº 4, pp. 895-906, 2018.
- [24] R. Unnthorsson., «Hit Detection and Determination in AE Bursts,» Wojciech Sikorski., Polonia., 2013.

CAPÍTULO 8: Anexos.

Anexo A: Especificaciones técnicas del sensor.

Especificación técnica

Rango de frecuencia (fPeak) [kHz]	250 a 700 (375)
Preamplificador integrado	No
Temperatura de funcionamiento [°C]	-50 a +100
Capacidad [pF]	390
Vibración @ barrido sinusal	2 de octubre/min, 5 a 180 Hz, 40 g
Tamaño (Pr x Al) [mm]	20,3 x 14,3
Peso (gramos]	21
Material de la Caja	Acero inoxidable (1.4571/ 1.4404)
Placa de desgaste	Cerámica
Conector	Micropunto
Clasificación de protección de ingreso (IP)	IP40
Disfonía do ocoudo (dD)	

Figura A.

Especificaciones técnicas del sensor.

Anexo B: Datos obtenidos para el primer experimento.

Tabla A.	Datos obtenidos para el primer experimento, usando un filtro pasa banda
	de 350 a 400 kHz.

	MA	RM	peaktopea	MARSE	Factor	Count	frecuenci	duracio	rise	down	RA
	Х	S	k		de	s	a prom	n	time	time	
					cresta						
1	3.1	0.032	5.87	0.00176	96.9	3672	268597.8	0.0137	8.30E-05	0.0136	2.68E-05
2	3.98	0.038	7.46	0.00207	104.7	3427	255251.0	0.0134	7.90E-05	0.0133	1.98E-05
3	3.61	0.035	6.98	0.00192	103.1	3474	257849.0	0.0135	6.60E-05	0.0134	1.83E-05
4	3.95	0.035	6.99	0.00194	112.9	3514	260045.9	0.0135	8.30E-05	0.0134	2.10E-05
5	3.89	0.037	7.73	0.00207	105.1	3502	259388.2	0.0135	7.90E-05	0.0134	2.03E-05
6	4.15	0.035	7.45	0.00197	118.6	3405	254028.6	0.0134	6.60E-05	0.0133	1.59E-05
7	3.95	0.034	7.30	0.00185	116.2	3407	254139.9	0.0134	6.60E-05	0.0133	1.67E-05
8	3.93	0.036	7.03	0.00199	109.2	3528	260811.7	0.0135	8.30E-05	0.0134	2.11E-05
9	4.23	0.038	7.30	0.00206	111.3	3346	250730.6	0.0133	6.80E-05	0.0133	1.61E-05
10	3.43	0.032	6.43	0.00176	107.2	3304	248365.0	0.0133	6.60E-05	0.0132	1.92E-05
11	3.61	0.035	6.61	0.00190	103.1	3374	252299.4	0.0134	8.30E-05	0.0133	2.30E-05
12	4.1	0.038	7.43	0.00211	107.9	3434	255639.1	0.0134	6.60E-05	0.0134	1.61E-05
13	4.41	0.044	8.66	0.00248	100.2	3363	251683.9	0.0134	6.60E-05	0.0133	1.50E-05
14	3.94	0.04	7.00	0.00223	98.5	3252	245415.4	0.0133	6.60E-05	0.0132	1.68E-05
15	3.87	0.036	7.29	0.00198	107.5	3537	261303.2	0.0135	8.30E-05	0.0135	2.14E-05
16	3.74	0.036	7.11	0.00201	103.9	3291	247629.8	0.0133	6.60E-05	0.0132	1.76E-05
17	4.84	0.039	7.99	0.00211	124.1	3687	269399.4	0.0137	6.60E-05	0.0136	1.36E-05
18	3.23	0.033	6.30	0.00181	97.9	3441	256026.8	0.0134	6.60E-05	0.0134	2.04E-05
19	3.81	0.034	6.40	0.00185	112.1	3447	256358.8	0.0134	6.60E-05	0.0134	1.73E-05
20	4.48	0.041	8.77	0.00219	109.3	3567	262936.8	0.0136	6.30E-05	0.0135	1.41E-05
21	4.29	0.043	8.16	0.00237	99.8	3428	255306.5	0.0134	8.30E-05	0.0133	1.93E-05
22	4.09	0.039	7.51	0.00211	104.9	3332	249943.7	0.0133	7.90E-05	0.0133	1.93E-05
23	3.92	0.036	7.52	0.00197	108.9	3507	259662.4	0.0135	8.30E-05	0.0134	2.12E-05
24	3.18	0.032	5.96	0.00175	99.4	3500	259278.5	0.0135	0.000153	0.0133	4.81E-05
25	4.01	0.037	7.30	0.00204	108.4	3318	249155.2	0.0133	6.60E-05	0.0133	1.65E-05
26	4.22	0.044	8.33	0.00247	95.9	3519	260319.6	0.0135	0.000153	0.0134	3.63E-05

27	3.27	0.034	6.21	0.00192	96.2	3366	251851.9	0.0134	2.67E-04	0.0131	8.17E-05
28	3.2	0.032	5.94	0.00173	100.0	3666	268276.6	0.0137	1.53E-04	0.0135	4.78E-05
29	4.03	0.036	6.97	0.00200	111.9	3502	259388.2	0.0135	7.90E-05	0.0134	1.96E-05
30	3.29	0.031	5.84	0.00169	106.1	3554	262229.8	0.0136	8.30E-05	0.0135	2.52E-05
31	3.56	0.036	6.84	0.00191	98.9	3633	266505.3	0.0136	7.90E-05	0.0136	2.22E-05
32	3.46	0.035	6.34	0.00189	98.9	3646	267204.1	0.0136	0.00015	0.0135	4.34E-05
33	3.11	0.029	5.60	0.00146	107.2	3573	263262.6	0.0136	0.00015	0.0134	4.82E-05
34	4.32	0.042	8.59	0.00219	102.9	3420	254862.5	0.0134	8.30E-05	0.0133	1.92E-05
35	3.33	0.035	6.65	0.00182	95.1	3460	257077.0	0.0135	8.30E-05	0.0134	2.49E-05
36	2.5	0.029	4.91	0.00145	86.2	3474	257849.0	0.0135	0.00013	0.0133	5.20E-05
37	3.73	0.039	7.18	0.00204	95.6	3304	248365.0	0.0133	0.00022	0.0131	5.90E-05
38	2.66	0.028	4.92	0.00149	95.0	3361	251571.9	0.0134	0.00015	0.0132	5.64E-05
39	2.86	0.03	5.56	0.00156	95.3	3525	260647.7	0.0135	0.00015	0.0134	5.24E-05
40	4.51	0.039	8.56	0.00205	115.6	3504	259497.9	0.0135	0.00015	0.0134	3.33E-05
41	3	0.032	5.70	0.00167	93.8	3514	260045.9	0.0135	8.20E-05	0.0134	2.73E-05
42	3.15	0.033	6.19	0.00171	95.5	3394	253416.0	0.0134	8.20E-05	0.0133	2.60E-05
43	3.75	0.035	7.11	0.00182	107.1	3625	266074.6	0.0136	0.000157	0.0135	4.19E-05
44	4.67	0.041	8.86	0.00209	113.9	3573	263262.6	0.0136	0.000153	0.0134	3.28E-05
45	4.53	0.041	8.48	0.00204	110.5	3219	243531.5	0.0132	0.00022	0.0130	4.86E-05
46	2.94	0.031	5.66	0.00157	94.8	3633	266505.3	0.0136	8.20E-05	0.0136	2.79E-05
47	3.86	0.038	7.56	0.00203	101.6	3430	255417.4	0.0134	0.000276	0.0132	7.15E-05
48	4.29	0.038	7.88	0.00198	112.9	3445	256248.1	0.0134	0.00022	0.0132	5.13E-05
49	3.33	0.031	6.36	0.00161	107.4	3535	261194.0	0.0135	0.00015	0.0134	4.50E-05
50	3.98	0.04	7.75	0.00208	99.5	3618	265697.3	0.0136	8.20E-05	0.0135	2.06E-05
51	3.71	0.038	7.00	0.00193	97.6	3329	249774.9	0.0133	0.000225	0.0131	6.06E-05
52	3.28	0.033	6.36	0.00173	99.4	3545	261739.5	0.0135	8.20E-05	0.0135	2.50E-05
53	3.21	0.033	6.34	0.00168	97.3	3492	258839.2	0.0135	0.000146	0.0133	4.55E-05
54	3.47	0.034	6.75	0.00178	102.1	3485	258454.5	0.0135	0.000153	0.0133	4.41E-05
55	3.54	0.036	6.61	0.00185	98.3	3542	261576.0	0.0135	0.00015	0.0134	4.24E-05
56	4.09	0.041	7.70	0.00215	99.8	3567	262936.8	0.0136	0.00013	0.0134	3.18E-05
57	3.54	0.037	6.65	0.00194	95.7	3364	251739.9	0.0134	0.000219	0.0131	6.19E-05
58	3.58	0.036	7.02	0.00191	99.4	3670	268490.7	0.0137	0.000604	0.0131	0.0001687
											2
59	2.82	0.028	5.44	0.00146	100.7	3929	282093.6	0.0139	7.90E-05	0.0138	2.80E-05
60	3.72	0.034	7.18	0.00179	109.4	3574	263316.9	0.0136	0.00015	0.0134	4.03E-05

Anexo C:Datos obtenidos para el segundo experimento.

Tabla H	B. Date	os obtenidos	; para el	l segundo	experimento.
---------	---------	--------------	-----------	-----------	--------------

MAX	RMS	peaktope	MARSE	Factor de	Counts	frecuenci	duracion	rise time	down	RA
		ak		cresta		a prom			time	
0,82	0,005	1,571	0,000151	164	884	81227,6	0,01088	3,10E-05	0,01085	3,78E-05
0,67	0,005	1,284	0,000157	134	917	84005,13	0,01092	7,00E-05	0,01085	1,04E-04
0,57	0,004	1,109	0,000141	142,5	880	80889,79	0,01088	3,00E-05	0,01085	5,26E-05
0,64	0,004	1,269	0,000136	160	868	79874,85	0,01087	2,10E-05	0,01085	3,28E-05
0,51	0,004	0,946	0,000125	127,5	857	78942,52	0,01086	5,30E-05	0,01080	1,04E-04
0,56	0,004	1,121	0,000136	140	872	80213,41	0,01087	2,70E-05	0,01084	4,82E-05
0,63	0,004	1,233	0,000122	157,5	840	77497,92	0,01084	2,60E-05	0,01081	4,13E-05
0,62	0,004	1,215	0,000145	155	883	81143,17	0,01088	2,60E-05	0,01086	4,19E-05
0,58	0,004	1,150	0,000135	145	879	80805,3	0,01088	3,10E-05	0,01085	5,34E-05
0,76	0,004	1,475	0,000142	190	872	80213,41	0,01087	3,10E-05	0,01084	4,08E-05
0,8	0,004	1,606	0,000129	200	851	78433,18	0,01085	4,90E-05	0,01080	6,13E-05
0,83	0,004	1,650	0,000138	207,5	860	79196,98	0,01086	4,90E-05	0,01081	5,90E-05
0,65	0,004	1,285	0,000113	162,5	788	73050,89	0,01079	4,90E-05	0,01074	7,54E-05
0,69	0,004	1,366	0,000136	172,5	836	77157,36	0,01084	4,80E-05	0,01079	6,96E-05
0,8	0,005	1,579	0,000153	160	879	80805,3	0,01088	5,20E-05	0,01083	6,50E-05
0,68	0,004	1,331	0,00012	170	810	74937,55	0,01081	4,70E-05	0,01076	6,91E-05
0,77	0,005	1,514	0,000152	154	878	80720,79	0,01088	6,40E-05	0,01081	8,31E-05
0,43	0,004	0,849	0,000139	107,5	851	78433,18	0,01085	2,90E-05	0,01082	6,74E-05
0,73	0,005	1,438	0,000153	146	876	80551,72	0,01088	4,80E-05	0,01083	6,58E-05
0,55	0,004	1,084	0,000117	137,5	813	75194,23	0,01081	4,60E-05	0,01077	8,36E-05
0,75	0,007	1,494	0,00025	107,1429	1025	92978,96	0,01102	0,000487	0,01054	0,000649
0,65	0,005	1,266	0,000157	130	906	83081,16	0,01091	0,000111	0,01079	0,000171
0,72	0,005	1,426	0,000154	144	904	82912,96	0,01090	0,000111	0,01079	0,000154
0,62	0,004	1,220	0,000137	155	873	80298,01	0,01087	0,00011	0,01076	0,000177
0,65	0,004	1,287	0,000141	162,5	870	80044,16	0,01087	0,000111	0,01076	0,000171
0,71	0,005	1,382	0,000149	142	875	80467,17	0,01087	8,50E-05	0,01079	0,00012
0,77	0,005	1,496	0,000161	154	902	82744,7	0,01090	8,70E-05	0,01081	0,000113
0,67	0,005	1,328	0,000149	134	888	81565,17	0,01089	0,00011	0,01078	0,000164
0,53	0,004	1,045	0,000119	132,5	827	76390,17	0,01083	0,000112	0,01071	0,000211
0,53	0,004	1,055	0,000125	132,5	835	77072,18	0,01083	0,000113	0,01072	0,000213

Anexo D: Método de distribución t para casos donde no se cumple homocedasticidad.

Esto se aplica a cada par de grupos de cada indicador que no cumple la condición de homocedasticidad que exige el método Anova de un factor, cumpliendo la misma función que este método para establecer estadísticamente si los grupos (pieza sin falla SF y con falla CF) son significativamente distintos. En la siguiente Tabla C se muestran los valores a utilizar t_{α} , t y v.

Tabla C.Valores utilizados para el método de distribución t filtro pasa alto a 90kHz.

Indicador	ν	t_{lpha}	t
RA	29.9	1.69	5.18*
Rise time	29.4	1.69	4.5*
Down time	47.45	1.68	4.02*

Nota: * indica los valores mayores al crítico.

Por lo tanto, los tres indicadores resultan ser significativamente distintos para los casos sin falla SF y con falla CF para este caso a 90 kHz pasa alto. El caso para el filtro pasa banda de 90-130 kHz se muestra en la Tabla D.

Tabla D.Valores utilizados para el método de distribución t filtro pasa banda 90-130 kHz.

Indicador	ν	t_{lpha}	t
RA	35.32	1.69	3.04*
Rise time	40	1.68	1.62
Down time	47.9	1.68	6.9*

Nota: * indica los valores mayores al crítico.

Por lo tanto, solo indicadores RA y *down time* resultan ser significativamente distintos para los casos sin falla SF y con falla CF, en el rango de frecuencias 90-130 kHz. Para el último caso se presenta la Tabla E.

Tabla E.Valores utilizados para el método de distribución t filtro pasa banda 350-
400 kHz.

Indicador	v	t_{lpha}	t
MAX	48	1.69	7.8*
РТР	47	1.69	4.5*
F. cresta	49.5	1.69	9.9*

Nota: * indica los valores mayores al crítico.

Se verifica lo mismo en este último caso.