



Universidad Autónoma de Querétaro
Facultad de Ingeniería

Metodología para la detección de fractura del punzón en proceso de
troquelado basada en acelerómetro MEMS.

Tesis

Que como parte de los requisitos para obtener el grado de
Maestro en Ciencias en Mecatrónica

Presenta

Jaime Osvaldo Landín Martínez

Dirigido por

Dr. Luis Morales Velázquez

San Juan del Río, Qro., Abril 2020



Universidad Autónoma de Querétaro
Facultad de Ingeniería
Maestría en Ciencias Mecatrónica

Metodología para la detección de fractura del punzón en proceso de
troquelado basada en acelerómetro MEMS.

Tesis

Que como parte de los requisitos para obtener el grado de
Maestro en Ciencias en Mecatrónica

Presenta

Jaime Osvaldo Landín Martínez

Dirigido por

Dr. Luis Morales Velázquez

Dr. Luis Morales Velázquez

Presidente

Dr. Roque Alfredo Osornio Ríos

Secretario

Dr. Luis Alberto Morales Hernández

Vocal

Dr. Juan Primo Benítez Rangel

Suplente

Dr. Jesús Rooney Rivera Guillén

Suplente

San Juan del Río, Qro. México.

Abril 2020

RESUMEN

El punzonado de chapa es una de las operaciones de fabricación más comunes en las industrias modernas para fabricar una gran variedad de piezas de automóviles, componentes aeroespaciales, así como productos de consumo como electrodomésticos, latas, fregaderos, cajas, etc. El monitoreo en línea del proceso de punzado es cada vez más importante para detectar y corregir variaciones que puedan crear fallas de punzado a tiempo, garantizar la consistencia de la calidad del producto y proteger las herramientas contra daños. El troquelado de chapa es un proceso altamente transitorio que generalmente dura solo una docena de milisegundos o incluso un período de tiempo más corto. En este trabajo propone una metodología de diagnóstico basada en el cálculo de un conjunto de características de tiempo estadístico aplicado en el proceso de perforado para identificar y discriminar entre diferentes condiciones de operación, como son un modelo sano con 0% de daño y tres modelos dañados con 25%, 50%, y 75%; aunque el objetivo es encontrar la presencia de la fractura; es decir con un 1000% de daño. Como medio de diagnóstico principal para el proceso de perforado, se selecciona un acelerómetro triaxial MEMS para medir las señales de vibración en cada uno de sus tres ejes. En la metodología propuesta, tres señales de vibración en el porta punzón son adquiridas y se caracterizan para calcular sus características de tiempo estadístico. Luego, tales conjuntos de características de tiempo estadístico se comprimen y se representan en un espacio de 2 dimensiones con un método de reducción de dimensión lineal basado en una selección de características con el método de Análisis de Componentes Principales, finalmente la clasificación e identificación se realiza con la técnica de Análisis Discriminante Lineal. Y, finalmente, se utiliza un clasificador basado en redes neuronales artificiales para diagnosticar las diferentes condiciones consideradas. El rendimiento de la metodología de diagnóstico propuesta se evalúa en un banco de pruebas experimental obteniendo un rendimiento en la clasificación. Los resultados obtenidos hacen que la metodología propuesta pueda ser aplicada en procesos industriales.

(Palabras clave: proceso de perforado, diagnóstico de condición basado en vibraciones, características de tiempo estadístico, análisis de discriminante lineal, redes neuronales artificiales)

ABSTRACT

Sheet metal punching is one of the most common manufacturing operations in modern industries to manufacture a wide variety of auto parts, aerospace components, as well as consumer products such as appliances, cans, sinks, boxes, etc. Online monitoring of the punching process is increasingly important to detect and correct variations that can create puncture failures in time, ensure consistency of product quality and protect tools from damage. Sheet metal die cutting is a highly transitory process that generally lasts only a dozen milliseconds or even a shorter period of time. In this paper he proposes a diagnostic methodology based on the calculation of a set of statistical time characteristics applied in the drilling process to identify and discriminate between different operating conditions, such as a healthy model with 0% damage and three damaged models with 25%, 50%, and 75%; although the objective is to find the presence of the fracture; that is with 1000% damage. As the main diagnostic means for the drilling process, a MEMS triaxial accelerometer is selected to measure the vibration signals in each of its three axes. In the proposed methodology, three vibration signals in the punch holder are acquired and characterized to calculate their statistical time characteristics. Then, such sets of statistical time characteristics are compressed and represented in a 2-dimensional space with a linear dimension reduction method based on a selection of characteristics with the Principal Component Analysis (PCA) method, finally the classification and identification is done with the Linear Discriminant Analysis technique. And finally, a classifier based on artificial neural networks is used to diagnose the different conditions considered. The performance of the proposed diagnostic methodology is evaluated in an experimental test bed, obtaining a performance in the classification. The results obtained make the proposed methodology can be applied in industrial processes.

(Keywords: piercing process, vibration-based condition monitoring, statistical-time features, linear discriminant analysis, artificial neural network)

DEDICATORIA

. a mis padres
. a mis hermanos
. y a ti, por ser como tú eres.

Jaime.



(Quino, 2004)

AGRADECIMIENTOS

A mi madre y a mi padre, por todas sus oraciones, su comprensión, paciencia y por estar conmigo en todo momento. A mi asesor Dr. Luis Morales Velázquez por sus enseñanzas en estos años de preparación académica, al Dr. Roque A. Osorno Ríos que tubo me ha dado la confianza para permitirme realizar mis estudios de maestría en esta hermosa institución. Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología CONACyT por haberme otorgado una beca (Beca No. 895228), ya que sin ella no hubiera sido posible el culmine de este trabajo de tesis ni los estudios necesarios para realizarlo. A la gran institución que es la Universidad Autónoma de Querétaro, que me brindaron la oportunidad y el orgullo de pertenecer a está durante estos dos años. Gracias.

ÍNDICE GENERAL

RESUMEN.....	I
ABSTRACT	II
DEDICATORIA	III
AGRADECIMIENTOS	IV
ÍNDICE GENERAL	V
ÍNDICE DE FIGURAS.....	VII
ÍNDICE DE TABLAS	VIII
ÍNDICE DE LISTADOS	IX
1 Introducción.....	1
1.1 Antecedentes	2
1.2 Descripción del problema.....	7
1.3 Objetivos e hipótesis.....	8
1.3.1 Objetivos	8
1.3.1.1 Objetivo general	8
1.3.1.2 Objetivos particulares	8
1.3.2 Hipótesis.....	9
1.4 Justificación.....	9
1.5 Planteamiento general.....	10
2 Revisión de la literatura	13
2.1 Estado del arte	13
2.2 Conformado de lamina	14
2.2.1 Formado mecánico.....	15
2.3 Troquel y troquelado	15
2.3.1 Partes de un troquel	16
2.4 Punzado.....	18
2.4.1 Proceso de corte por punzado	19
2.4.1.1 Fallas en punzones.....	21
2.4.1.2 Las vibraciones mecánicas.....	23
2.4.1.3 Análisis espectral.....	24
2.5 Técnicas de procesamiento de datos	25
2.6 Cálculo de características estadísticas.....	25
2.7 Métodos de reducción de dimensionalidad	26
2.7.1 LDA	27
2.7.2 PCA	28
2.7.3 Transformada rápida de Fourier.....	30
2.7.4 Redes neuronales artificiales.....	31
2.7.4.1 Modo de una neurona artificial	32
2.7.4.2 Tipos de funciones de activación	33
3 Metodología.....	35
3.1 Descripción general de la metodología.....	36

3.2	Instrumentación de la máquina.....	38
3.3	Elementos mecánicos para proceso de corte.....	39
3.3.1	Porta punzón para proceso de corte.....	39
3.3.2	Punzón de corte.....	41
3.3.3	Sujetador del sistema DAS.....	44
3.3.4	Montaje final.....	44
3.4	Sistema eléctrico de control.....	46
3.5	Desarrollo del sistema de detección.....	47
3.5.1	Adquisición de datos.....	47
3.5.1.1	Estimación de características estadísticas.....	48
3.5.1.2	Clasificador basado en redes neuronales.....	50
3.6	Validación y verificación del sistema.....	51
3.6.1	Banco de prueba experimental.....	51
4	Resultados y discusión.....	53
4.1	Segmentación.....	54
4.2	Análisis.....	55
4.3	Pruebas.....	59
5	Conclusiones y prospectivas.....	63
5.1	Conclusiones.....	63
	REFERENCIAS.....	66
A.	Artículo publicado.....	74

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura

Figura (1.1). Diagrama del planteamiento general del proyecto.....	11
Figura (1.2). Esquema de un sistema no invasivo para la detección de fracturas en punzón en un proceso de troquelado, basado en tecnología MEMS.	12
Figura (2.1): Clasificación general de los procesos de conformado de lámina de metal (Schey et al., 2002).	14
Figura (2.2): Componentes comunes de un troquel simple (Schey et al., 2002).	15
Figura (2.3). 2Partes de un troquel de corte.	17
Figura (2.4): a) Elementos de un troquel de corte y b) impactos en la operación de corte. (Suchy, 2006).	19
Figura (2.5). Secuencia del proceso de corte por punzado. (Suchy, 2006).	20
Figura (2.6). Mecanismos de daño en punzones encontrados en procesos de formación en frío (Podgornik & Leskovšek, 2015).	21
Figura (2.7) Fracturas comunes en punzones para procesos de corte (Kuvín, 2008).	22
Figura (2.8) Representación de una red neuronal artificial (Haykin, 2007).	31
Figura (2.9) Modelo de una neurona artificial (Haykin, 2007).	32
Figura (3.1) Metodología de diagnóstico propuesta.	36
Figura (3.2) Instrumentación de la máquina.	38
Figura (3.3) Porta punzón para proceso de corte.	40
Figura (3.4) Matriz para punzado de corte.	40
Figura (3.5) Diagrama y dimensiones de punzón de corte.	41
Figura (3.6) Punzones de corte manufacturados.	42
Figura (3.7) Punzones de corte con una mitad de daño.	42
Figura (3.8) Elementos del porta punzón y punzones de corte.	43
Figura (3.9) Sujetador de porta punzón y soporte del sistema DAS.	44
Figura (3.10) Montaje de equipo y piezas mecánicas en la máquina.	45
Figura (3.11) Sistema eléctrico de control de la troqueladora.	46
Figura (3.12) Sistema de detección de fracturas en procesos de troquelado.	47
Figura (3.13) DUA4 sistema embebido basado en FPGA.	48
Figura (3.14) Diagrama general de la ecuación de diferencias de la red neuronal.	50
Figura (3.15) Banco de pruebas experimental utilizado para validar la metodología de diagnóstico propuesta.	52
Figura (4.1) Señal de vibración tri-axial y segmentación de la señal.	54
Figura (4.2) Secuencia de generación de señal de impactos.	55
Figura (4.3) Prueba PCA de la segmentación de la señal de vibración	56
Figura (4.4) Cros-Validation en PCA y LDA	57
Figura (4.5) Reducción de dimensión y para señales provenientes de un solo eje.	58
Figura (4.6) Resultados de la ANN a la matriz de protección de: a) PCA y b) LDA.	60
Figura (4.7) Matriz de confusión resultante de a) LDA y b) PC, para aluminio no.19.	61
Figura (4.8) validación del sistema para detección de fracturas.	62

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla

Tabla 2-1: Partes de un troquel de corte.....	17
Tabla 3-1: Características estadísticas basadas en el tiempo.....	49
Tabla 4-1: Matriz de confusión resultante de LDA, para la Al cal. 24.....	61
Tabla 4-2: Matriz de confusión resultante de LDA, para la Al cal. 20.....	62

Dirección General de Bibliotecas UAQ

ÍNDICE DE LISTADOS

Listado

Símbolos con letras latinas

Símbolo	Término	Unidad SI	Definición
A	Área	m^2	
A_{BET}	Área interna del sólido		ver DIN ISO 9277
A_g	Área transversal de la fase gaseosa	m^2	Ec. 3.2
A_s	Área transversal de la carga a granel	m^2	Ec. 3.6
a	Coefficiente	1	Tabla 3-1

Símbolos con letras griegas

Símbolo	Término	Unidad SI	Definición
$\alpha_{\square\square\square}$	Factor de superficie		$(W_{F,waf})(A_{BET})$
β_{\square}	Grado de formación del componente i	1	
\square	Wandhahfreiwinkel (Stahlblech)	1	Sección 3.2
\square	Porosidad de la partícula	1	
η	mittlere Bettneigungswinkel (Stürzen)	1	Figura 3-1

Subíndices

Subíndice	Término
bm	Materia orgánica
DR	Dubinín-Radushkevich
E	Experimental

Superíndices

Superíndice	Término
n	Exponente, potencia

Abreviaturas

Abreviatura	Término
1.LT	Primera ley de la termodinámica
DF	Dimension fundamental
RFF	Racimos de fruta fresca

Capítulo I

1 Introducción

Hoy en día, la fabricación de piezas por conformado de chapa metálica se enfrenta a la creciente demanda de materiales de bajo peso, mayor tenacidad, alta y muy alta resistencia de trabajo, así como a una mayor productividad. En los últimos años, la demanda de piezas de chapa con diferentes formas y propiedades se ha incrementado dramáticamente, debido al desarrollo de las industrias modernas (Podgornik & Leskovšek, 2015). El conformado de chapas sin la presencia de imperfecciones es un factor decisivo en el éxito o fracaso de las operaciones mencionadas. El corte de chapa metálica, que es un proceso de conformado en frío y se realiza mediante herramientas especiales denominadas troqueles o matrices, anclados con fuerza sobre prensas de gran presión y velocidad. Durante el proceso de perforado el punzón está sujeto a una amplia gama de esfuerzos, temperaturas, impactos y vibraciones. Debido a la acumulación de esfuerzos se llega a generar fallas por acumulación de microfracturas, la fractura del punzón es una de las principales tipos de fallas que se generan en el punzón debido a propagación de fisuras, que llegan a generar la fractura del punzón, la presencia de una falla de este tipo llega a generar grandes pérdidas en la producción y genera imperfecciones en la producción industrial, la detección de la presencia de estas fallas

imprevistas es de gran interés para el campo del conformado de chapa metálica. Diferentes desarrollos que se pueden encontrar en el mercado y en la literatura, presentan diferentes soluciones para la detección de este tipo de fallas, normalmente estos sistemas se basan en la modificación o adaptación de la maquina a estos sistemas, teniendo el inconveniente de la necesidad de modificar de alguna forma la maquinaria para poder realizar el diagnostico, los sistemas no invasivos se presentan como una solución para detección y diagnóstico de sistemas sin la necesidad de modificar o dañar de ninguna manera el sistema que es analizado, por tal motivo en este trabajo se presenta el análisis de la fractura en punzones, su clasificación y diagnostico implementado como un sistema no invasivo, con el fin de demostrar sus cualidades que hacen a este tipo de sistemas una buena alternativa para la implementación en sistemas de diagnóstico.

El contenido de este trabajo se encuentra dividido en cinco capítulos, en los cuales queda descrito el desarrollo del proyecto, el capítulo uno contiene una introducción, en la que se exponen algunas de las necesidades para la realización del presente trabajo, también se presentan una serie de antecedentes, hipótesis, objetivos del alcance, justificación y un planteamiento general para dar una orientación del contenido de la tesis. En el capítulo dos se presenta una revisión de la literatura, detallando como surge y ha evolucionado hasta el momento el tema tratado, mostrando también la información necesaria para poder analizar las fallas en punzones. En el capítulo tres se desarrolla la metodología, donde se describe el procedimiento y los métodos utilizados en el análisis de la fractura de punzones. Definiendo algunas pruebas realizadas, los resultados obtenidos junto con discusiones elaboradas son descritos en el capítulo cuatro. En un último capítulo se incluyen conclusiones de las pruebas realizadas, dando algunas prospectivas para el proyecto realizado. Finalmente encontraremos una sección en la cual se exponen referencias bibliográficas consultadas y un apéndice.

1.1 Antecedentes

Actualmente el conformado de chapa metálica es una de las operaciones de fabricación más comunes en las industrias modernas para fabricar una gran variedad de piezas de automóviles, componentes aeroespaciales, así como productos de consumo como electrodomésticos, latas, fregaderos, cajas, etc. (Ng, Yu, Huang, & Du, 2007). Debido a la

necesidad de tiempos más rápidos en la producción, las troqueladoras neumáticas son la maquinaria más utilizada para conformado de lámina por sus cortos tiempos en sus ciclos de producción. El proceso de troquelado en una troqueladora es bastante complejo, implica deformación transitoria elástica y plástica de la chapa, así como el comportamiento estático y dinámico de la prensa. Estos parámetros deben optimizarse para tener productos de calidad (Badgajar & Wani, 2016). Al contrario de otras operaciones, como el estampado y el plegado, donde el objetivo es deformar la chapa plásticamente, en el proceso troquelado implica de deformación y corte en frío; durante las diferentes etapas en la operación de corte en frío, el punzón está sujeto a algunos fenómenos de daño y generación de fracturas (Parmar & Patel, 2013). Estos daños son generados principalmente durante el proceso de perforado donde el punzón es sometido a una amplia gama de esfuerzos, temperaturas, impactos y vibraciones (Figura 2.4: b). Debido a esto, el punzón comúnmente presenta fallas principalmente debido a desgaste excesivo y fracturas, lo que lleva a una corta vida útil del punzón, agujeros de baja calidad y un rendimiento generalmente inaceptable. Se puede encontrar en la literatura distintos trabajos con el fin de que estos procesos tengan mejor desempeño, así cualquier contribución como un nuevo análisis o desarrollo, impone un punto de apoyo que puede llevar a mejoras en manufactura y en aspectos como la vida útil del herramental.

En la literatura se ha reportado distintas tecnologías utilizadas para estimar la presencia de daños y mecanismos de fallo en diferentes partes del proceso de troquelado. La medición de la tensión de columna, la emisión acústica, señales de voltaje/corriente, la vibración, las señales de audio e incluso el desplazamiento se utilizan además de la medición de fuerza directa para determinar presencia de fallos en el proceso de troquelado. Algunas de las tecnologías más utilizadas son por ejemplo la superficie de olas acústicas (*SAW-Surface Acoustic Waves*) en Wagle & Kato (2011), donde utilizan para detectar el inicio de fracturas en platos de aluminio; Kim (1983) utilizó sensores para medir emisión acústica (*AE-Acoustic Emission*) monitoreando el proceso de perforación caracterizando las señales y efectos de dureza en el material durante el proceso de punzado; sensores de corriente *EDDY* (*EDDY Current Sensor*) en Min et al., (2004) también para estimar la presencia de fracturas en chapas de aluminio y Xu et al., (2017) utilizando estos mismos sensores para la detección de fracturas en herramientas de tungsteno; sensado de microondas (*Microwaves*) para la

estimación de fracturas en cold rolled de acero en Abbasi & Alobaidi(2018); Koh et al. (1999) utilizaron galgas extensométricas para medir las señales de tonELAJE de un proceso de dibujo de chapa metálica para detectar las fallas múltiples del proceso; o en Zhang et al., (2018) para estimación de fracturas en matrices de acero. La mayoría de estas tecnologías de medición presentan un inconveniente común, que es la modificación del sistema que monitorean, estos son, sistemas invasivos debido a que requieren de una modificación o adaptación de la maquinaria que permita instalación sistema de medición. El uso de sistemas microelectromecánicos como son los acelerómetros MEMS (MEMS - *Microelectromechanical Systems*) para medir vibraciones mecánicas, son atractivos para un gran número de aplicaciones. Estos sensores que por sus bajos precios, bajo consumo de energía y pequeños tamaños, se encuentran presentes en sistemas de monitoreo, donde favorecen el sensado no invasivo (Varanis et al., 2018).

Investigaciones a nivel internacional referentes a la estimación de fallas por fractura o acumulación de microfracturas con el uso de sensores MEMS se encuentran en la literatura, o más específico para agrietamiento en punzones de acero de alta resistencia AHSS (AHSS- *Advanced High-Strength steels*) como en He et al., (2019), en donde busca obtener el comportamiento dinámico con técnicas de análisis con el método FE o de elemento finito (Finite Element, FE), para predecir el agrietamiento del borde del punzón. El pequeño tamaño de los dispositivos MEMS también motiva su uso en algunos procesos de monitoreo tales como, el monitoreo de salud estructural o SHM (SHM- *Structural Health Monitoring*) (Lo Lacono et al., 2017; Sabato & Feng, 2014), el monitoreo de la condición de la máquina (MCM-*Machine Condition Monitoring*) (Maruthi & Panduranga, 2005; Thanagasundram & Schlindwein, 2006) y la detección de daños por vibración (Ratcliffe et al., 2008). Una contribución significativa en el monitoreo de procesos de corte, podría ser la inclusión de acelerómetros de tecnología MEMS para la medición de vibraciones de forma no invasiva.

El uso de distintas técnicas de procesamientos de datos han sido reportadas con sobre la relación de las vibraciones con la presencia de fallos en el material de distintas partes que componen un troquel, estos fallos se presentan principalmente como resultado del desgaste o presencia de fracturas en la herramienta de corte (Habibi et al., 2018; Neumayer et al., 2019). El análisis basado en la vibración ha sido aceptado industrialmente como una

herramienta de mantenimiento predictivo confiable e importante para evaluar la condición de trabajo de la maquinaria (Saucedo-Dorantes et al., 2017). Para el estudio de señales de vibración se utilizan diversas técnicas de procesamiento de datos para la extracción de características que permitan determinar fallas en los procesos. Las diferentes técnicas de extracción de características que han sido reportadas para la máquina de punzado son: el modelo oculto de Markov (HMM-*Hidden Markov Model*), las redes neuronales (NN-*Neural Network*) y la red neuronal artificial (ANN- *Artificial Neural Network*) (Ming Ge, Xu, & Du, 2008; Li & Bassiuny, 2008; Martin, 1994; Wadi & Balendra, 1999; Widodo & Yang, 2007), la máquina de soporte vectorial (SVM-*Support Vector Machine*) (Widodo & Yang, 2007), el análisis del componente principal (PCA- *Principal Component Analysis*) (Saucedo et al., 2017; Wadi & Balendra, 1999; Guicai Zhang et al., 2018) y análisis del discriminante lineal (LDA-*Linear Discriminant Analysis*) (Arellano et al., 2018; Saucedo et al., 2017; Saucedo-Dorantes et al., 2017; Guicai Zhang et al., 2018a). Por ejemplo, Zhang y Guicai.(G. C. Zhang, et al., 2002; Guicai et al., 2018) investigaron el monitoreo del proceso de estampado para un proceso de supresión utilizando mediciones y análisis basados en vibraciones. La distribución de frecuencia de tiempo (G. C. Zhang et al., 2002)y el análisis biespectral (G Zhang et al., 2018a) se utilizaron para extraer las características del proceso; y se detectaron con éxito las fallas de supresión típicas, como la alimentación incorrecta y la babosa. Wu et al. (Wu et al., 2017) estudió la monitorización de la falla del punzón en el proceso de micro-empalme utilizando la medición de vibraciones y el modelo de regresión logística. Sus resultados muestran que existe una correlación entre la condición de la herramienta y la señal de vibración. Ge et al. (M. Ge et al., 2004; Ming Ge et al., 2008) también estudió el monitoreo del proceso de estampado utilizando el modelo autorregresivo (AR-*Autoregression Model*) para la extracción de características del proceso y el HMM para la clasificación de fallas; Ge y col. (M. Ge et al., 2002; Ming Ge et al., 2004) utilizó un sensor de tensión para medir las señales de tensión de la columna de prensa del proceso de estampado y aplico wavelets junto con una máquina de soporte vectorial para la extracción de características de señal y detectar fallos con éxito en un proceso de supresión. El modelado basado en el dominio del tiempo es uno de los más empleados, sin embargo, en aplicaciones de análisis de fallas los modelos obtenidos en el dominio de la frecuencia son los más reportados, tales como, la transformada

rápida de Fourier (FFT, *Fast Fourier Transform*), transformada de Fourier de tiempo corto (STFT-*Short-Time Fourier Transform*), espectrogramas, transformada de ondoletas (*Wavelet transform*), transformada Wigner-Ville, algoritmo de clasificación de señales múltiples (MUSIC-*Multiple Signal Classification*), entre otros.

Sin embargo, aunque estas técnicas se han aplicado de manera efectiva para determinar un diagnóstico de condición de la máquina, las características de un conjunto de tiempo estadístico pueden considerarse como una herramienta poderosa que exhibe una buena caracterización y destaca los cambios en el comportamiento de la señal (Saucedo-Dorantes et al., 2017), aún más cuando se requiere un conjunto de características de tiempo estadístico apropiado elegido. Donde la estimación de un conjunto de características numéricas de alta dimensión a partir de las magnitudes como la vibración y otros dominios de análisis considerados, representan una estrategia común para aumentar la información disponible y la precisión del diagnóstico (Duque-Perez et al., 2017). Sin embargo, los procedimientos de reducción de dimensionalidad deben aplicarse para evitar rendimientos de diagnóstico de fallas bajas y respuestas de ajuste excesivo de los algoritmos de clasificación (Van & Kang, 2015). El término reducción de la dimensión (RD- *Reduction Dimension*), es el proceso de representar una proyección de muestras, a un espacio de poca dimensionalidad proveniente de una alta dimensión de datos, el cual promete preservar la mayor información intrínseca de las muestras originales (Belkin & Niyogi, 2003), esta nueva proyección en caso de satisfacer la tarea de compactar la información conservando la mayor parte de estos datos, conviene en labores de aprendizaje supervisado, que concede realizar tareas de clasificación y visualización [15], donde cada muestra posee etiquetas como elementos descriptivos que representan las diferentes clases, como lo es en el análisis discriminante lineal (Arellano-Espitia et al., 2018; Saucedo-Dorantes, Osornio-Rios, et al., 2017; Sugiyama, Idé, Nakajima, & Sese, 2010; Guicai Zhang et al., 2018a) que pertenece al conjunto de métodos más usados de la literatura de RD. Por lo general, cuando las técnicas complejas para el procesamiento de señales se incluyen en los esquemas de monitoreo de condición, se debe adquirir una buena comprensión de su base teórica. En este sentido, las técnicas clásicas de reducción de dimensionalidad se han integrado en los esquemas de monitoreo de condición; por ejemplo, el PCA y el LDA son las técnicas principales utilizadas para reducir conjuntos de

características de alta dimensión y resaltar patrones de fallas de características (Q. He, Ding, & Pan, 2014). La técnica LDA es popular para tareas de reducción dimensional, así como también en tareas como aprendizaje de máquina y reconocimiento de patrones y las NN, como métodos de procesamiento de información auto adaptativos basados en datos inspirados en sistemas biológicos, representan la técnica más comúnmente aplicada en la literatura (Ming Ge et al., 2004; Saucedo-Dorantes, Osornio-Rios, et al., 2017; Guicai Zhang et al., 2018b) utilizando sensores MEMS para la estimación de características en el desgaste de engranes en cajas reductoras, utilizando algoritmos de aprendizaje de patrones se consideran para un posterior reconocimiento de similitudes durante una nueva evaluación de condición.

En consecuencia, gracias a los estudios que se han realizado dentro de la universidad y a trabajos de investigación internacionales reportados a la fecha, se cuentan con extensas bases de conocimiento, tanto en desarrollo de sistemas de monitoreo, técnicas de procesamiento de señales, electrónica digital, algoritmos de inteligencia artificial y modelado de sistemas en tiempo discreto, investigaciones internacionales donde ejemplifican sistemas no invasivos como una solución innovadora y el su aplicación en sistemas de diagnóstico en línea, todos estos trabajos permiten la viabilidad del proyecto que a continuación se describe. Sería deseable que existiera un sistema de monitoreo no invasivo para la detección de fallas por fractura, implementado en el proceso de formado por corte de chapa metálica para la detección de fracturas en punzones de corte, y que su metodología de diseño no necesite del paro en la producción para la detección de la fractura, esto es que el sistema sea implementado en línea.

1.2 Descripción del problema

La detección de fallas por fractura en punzones se realiza mediante el uso de técnicas invasivas o por apreciación directa de un operario, afectando la mecánica de operación de la máquina y el tiempo de producción. La mayoría de los sistemas o estudios reportados son fuera de línea, esto es, se basan en el análisis de la superficie de la fractura de metal observando e investigando la sección de metal que ha sufrido el daño una vez ocurrido, o

realizando la inclusión de sistemas de medición de fracturas incrustando sensores directamente en el troquel afectando la mecánica de su diseño.

Para el desarrollo y correcto funcionamiento del sistema de detección de fractura con las características apropiadas, se visualizan diversos factores y problemáticas que deberán ser resueltos. Como se presenta en los antecedentes, los estudios anteriormente reportados, la detección se realiza cuando la fractura es catastrófica o utilizan técnicas de análisis que requieren una alta carga computacional, lo que impide su aplicación en línea. Para que el sistema de monitoreo pueda implementarse en línea con el proceso, se deben de desarrollar una metodología que permita discriminar mejor las características del proceso de troquelado, que sea computacionalmente eficiente para que pueda ser implementado en hardware basado en FPGA, y con ello permita su operación en línea.

1.3 Objetivos e hipótesis

1.3.1 Objetivos

1.3.1.1 Objetivo general

Desarrollar un sistema de detección en línea para fallo por fractura en punzón de corte en un proceso de troquelado en frío de chapa metálica, mediante una metodología basada en señales de un acelerómetro MEMS aplicando técnicas de procesamiento tiempo-frecuencia realizando la detección de forma no invasiva.

1.3.1.2 Objetivos particulares

Diseñar un troquel simple de doble viga, para acondicionar una prensa neumática como troqueladora de corte, mediante el uso de software de diseño y análisis cinemático asistido por computadora.

Manufacturar un mecanismo sensor-troquel, para realizar pruebas de sensado mostrar el avance de la fractura en línea no invasivo en el porta troquel, utilizando los resultados del objetivo anterior.

Desarrollar una metodología, para detectar falla por fractura en punzón en un proceso de perforado, a través de la caracterización de indicadores de las señales de un acelerómetro MEMS.

Implementar una interfaz de usuario para mostrar el avance por fractura en línea, haciendo uso de los indicadores desarrollados en la metodología.

Validar los resultados con distintas repeticiones, para determinar el adecuado funcionamiento del sistema en pruebas de corte a distintos materiales y espesores, comparando su respuesta con la de métodos estadísticos reportados.

Publicar un artículo de congreso, para la difusión de la presente investigación, realizando un estudio de desarrollo de arquitectura e instrumentos utilizados en este proyecto.

1.3.2 Hipótesis

Es posible mediante el procesamiento de las señales provenientes de un acelerómetro MEMS, será posible realizar un procesamiento en línea aplicando técnicas en el dominio tiempo-frecuencia, para detectar fallas por fractura en el punzón de una troqueladora de forma no invasiva.

1.4 Justificación

La motivación para realizar este trabajo es debido a que no existe en el mercado un sistema de monitoreo no invasivo para la detección de fallas por fractura en troqueles de corte, cuya implementación sea dentro del proceso. Ya que en la industria automotriz, la chapa metálica es una parte importante, y conforma la mayor parte de la carrocería de un automóvil; requiere de 40 a 50 paneles principales de chapa para un vehículo típico y se necesitan de 150 a 250 juegos de troqueles para producir estos paneles (Rockwell Automation, 2013). La gran utilización de los troqueles no solo se restringe a la industria, sino que muchas MiPyME (Micro, pequeñas y medianas empresas, MiPyME) tienen estos equipos y se beneficiarían de un sistema que solo coloque un sensor no intrusivo para detectar fallas sin afectar la estructura de la máquina. De ahí la importancia que este proyecto proporcione un sistema de monitoreo no intrusivo.

Este proyecto podría ser de gran utilidad como sistema de monitoreo en línea, realizando una detección oportuna de fracturas en el punzón dentro del proceso de troquelado. Debido a que, las altas cargas y velocidades con las que se trabaja, la presencia de una fractura inesperada podría generar daños no solo en el herramental, la producción, si no un daño más severo se puede extender y afectar a la maquinaria.

La contribución científica de este trabajo es el desarrollo de una metodología para la caracterización de las señales de vibración generadas en el proceso de formado por corte en chapa, utilizando de acelerómetros de tecnología MEMS para una aplicación de manera no invasiva en el troquel, y la implementación de los algoritmos de procesamiento en hardware FPGA (*FPGA-Field-Programmable Gate Array*) para realizar una optimización de manera reconfigurable, ya que los sistemas hasta ahora reportados no brindan estas características..

1.5 Planteamiento general

El planteamiento general de este trabajo se muestra en la Figura 1.1, el cual se debe seguir para llevar a buen éxito el presente proyecto. El primer paso es realizar una búsqueda exhaustiva en la literatura de los indicadores y condiciones de fractura que se presentan en los punzones para perforado. También se incluyen en la búsqueda las técnicas de caracterización de señales en vibración para procesos de troquelado y como se relacionan con la presencia de fracturas o una medida de falla en punzones. De esta manera se tendrá una guía de estos comportamientos, los cuales permitan realizar una mejor selección de las técnicas para el análisis y metodología de caracterización usando señales de vibraciones. Todo esto, con el objetivo de lograr una caracterización estadística de la falla y discriminar los indicadores.

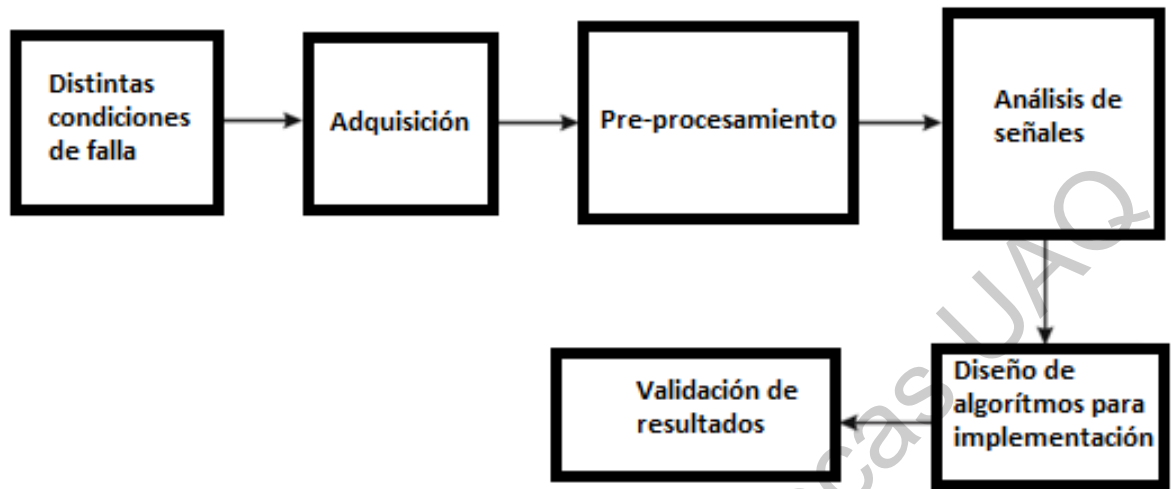


Figura (1.1). Diagrama del planteamiento general del proyecto.

Por otra parte, se diseñará un adaptador para el sensor acelerómetro, que se sujete a la porta punzón para realizar la adquisición de la respuesta dinámica normal del proceso. El siguiente paso es realizar el sistema de adquisición de señales de vibración en base a las adquisiciones con un acelerómetro MEMS, en el cual se utilizarán dos sensores de ser necesario, los cuales serán acelerómetros triaxiales, lo que nos permitirá capturar señales en tres direcciones por cada sensor, de esta manera se obtienen seis señales y poder observar cual es la que brinda la mejor información e incluso la posible detección del mejor lugar para la colocación de los sensores de la Figura 1.2.

También, se debe diseñar un experimento controlado que proporcione distintas condiciones de trabajo, como lo son: sana, daño 25%, daño 50% daño 75% y fractura. Con esta base de datos se podrá proceder al pre-procesamiento de los datos obtenidos, no se descarta realizar las pruebas necesarias. Teniendo ya todos los elementos y habiendo hecho el sistema de adquisición de datos, se podrán hacer las pruebas para las distintas condiciones ya mencionadas. La colocación de los sensores se propone en distintos puntos, como lo es el porta punzón y de ser necesario en el propio punzón. Una vez obtenida la base de datos de las pruebas, se comenzará el análisis de estas para desarrollar una metodología que permita realiza el diagnóstico del punzón, utilizando técnicas avanzadas de procesamiento de señales, una de ellas son las representaciones en tiempo frecuencia. Basado en estas señales de vibración se desarrollará un modelo con las diferentes condiciones ya mencionadas que

permita verificar el diagnóstico realizado con la metodología. Un sistema con estas características podría ser como el mostrado en la Figura 1.2.

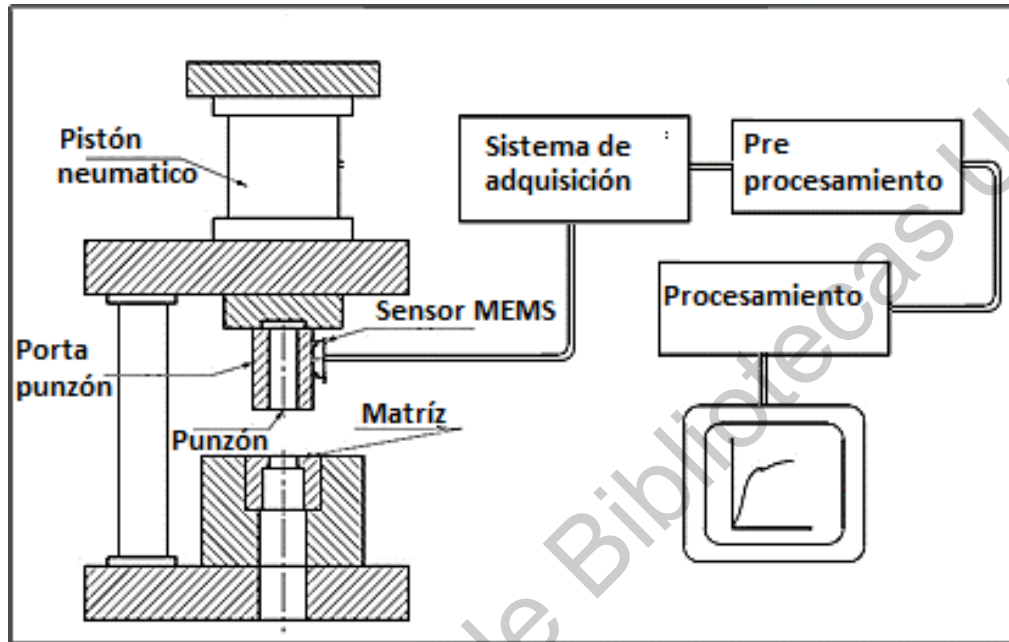


Figura (1.2). Esquema de un sistema no invasivo para la detección de fracturas en punzón en un proceso de troquelado, basado en tecnología MEMS.

Capítulo II

2 Revisión de la literatura

2.1 Estado del arte

Con el uso cada vez mayor del conformado de chapa de aluminio como solución para la reducción de peso, y debido a que su proceso de producción es uno de los más ampliamente utilizados en la industria, el punzado de chapa de aluminio es una de las operaciones de fabricación más comunes en las industrias modernas para fabricar una gran variedad de piezas de automóviles, componentes aeroespaciales, así como productos de consumo como electrodomésticos, latas, fregaderos, cajas, etc. Desarrollos e investigaciones tecnológicas han sido las bases para mejorar la eficiencia en máquinas de troquelado, y la detección de fallas dentro del proceso de troquelado es cada vez más importante para identificar y corregir estas variaciones que pueden crear fallas catastróficas dentro de la máquina o errores en la producción, garantizar la consistencia de la calidad del producto y proteger las herramientas contra daños. En este trabajo propone una metodología de detección de fractura en el punzón, por ser un elemento crítico en el proceso, está basada en el cálculo de un conjunto de características de tiempo estadístico aplicado en el proceso de troquelado para identificar y discriminar entre diferentes condiciones de operación.

2.2 Conformado de lamina

El conformado de chapa metálica es el trabajo de los metales en hoja que compone un conjunto de operaciones mediante las cuales la lámina sufre cambios que tienen como finalidad transformarlas en objetos de una forma determinada. Los procesos de conformado se clasifican en procesos de formado en frío y formado en caliente, y estos a su vez en procesos en donde se estira el metal, mientras que otros lo doblan y otros más lo cortan; como el doblado, corte por cizallado, embutido, etc (Figura 2.1). El formado por corte de metales en frío incluye varios procesos de manufactura en los cuales se usa la deformación plástica para cambiar la forma de las piezas metálicas (Iurman et al., 2013).

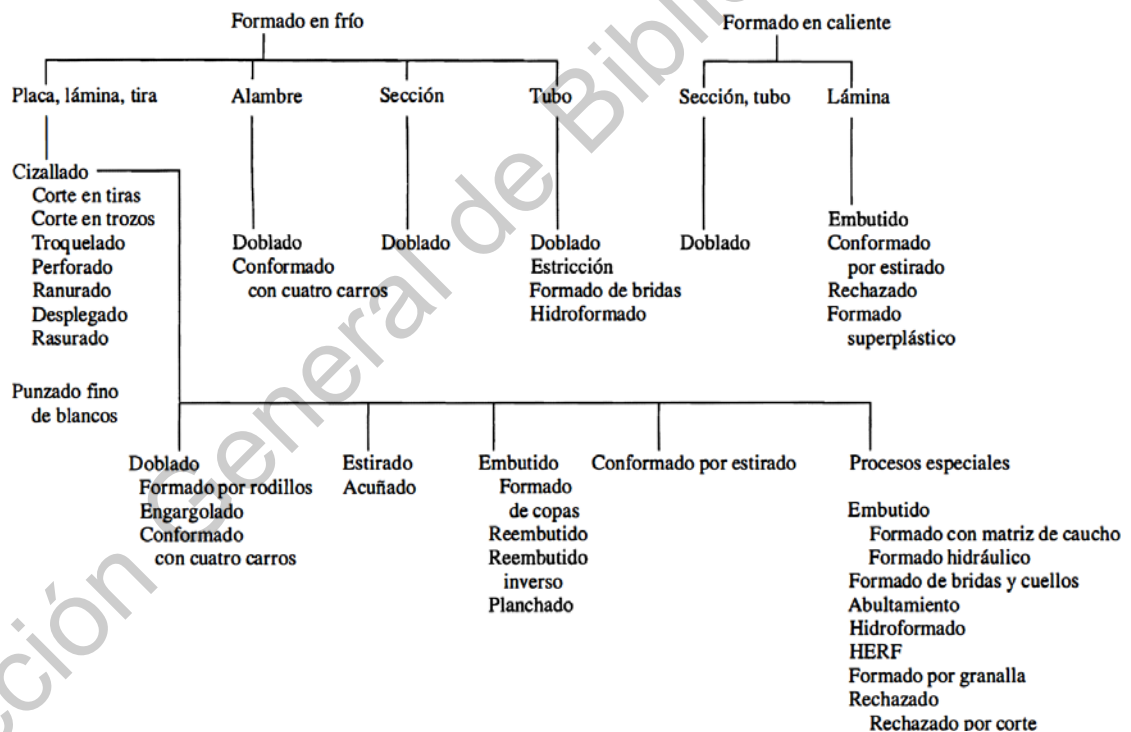


Figura (2.1): Clasificación general de los procesos de conformado de lámina de metal (Schey et al.,

2002).

2.2.1 Formado mecánico

Consiste en como su nombre lo indica el formado de partes con la aplicación de fuerza mecánica, se considera uno de los procesos de formación más importantes, en términos del valor de la producción y del método de producción. Se puede efectuar con el material frío o con material caliente. Las fuerzas utilizadas para formar las partes pueden ser de tipo de flexión, compresión o cizallado y tensión.

2.3 Troquel y troquelado

El troquel es una herramienta de producción para procesos de formado en frío cuyo propósito es producir partes consistentes y según requisitos especificados. Cada troquel está especialmente construido para la operación que va a efectuar, pueden ser de tres tipos: simples, compuestos y progresivos. Para procesos de troquelado como el perforado (*blanking*) o el punzado (*punching*), el troquel simple es ampliamente utilizado en la industria, permite realizar solamente una operación en cada golpe de prensa; y el punzón plano es el punzón barato industrial comúnmente utilizado en este proceso (Neumayer et al., 2019) (Figura 2.2).

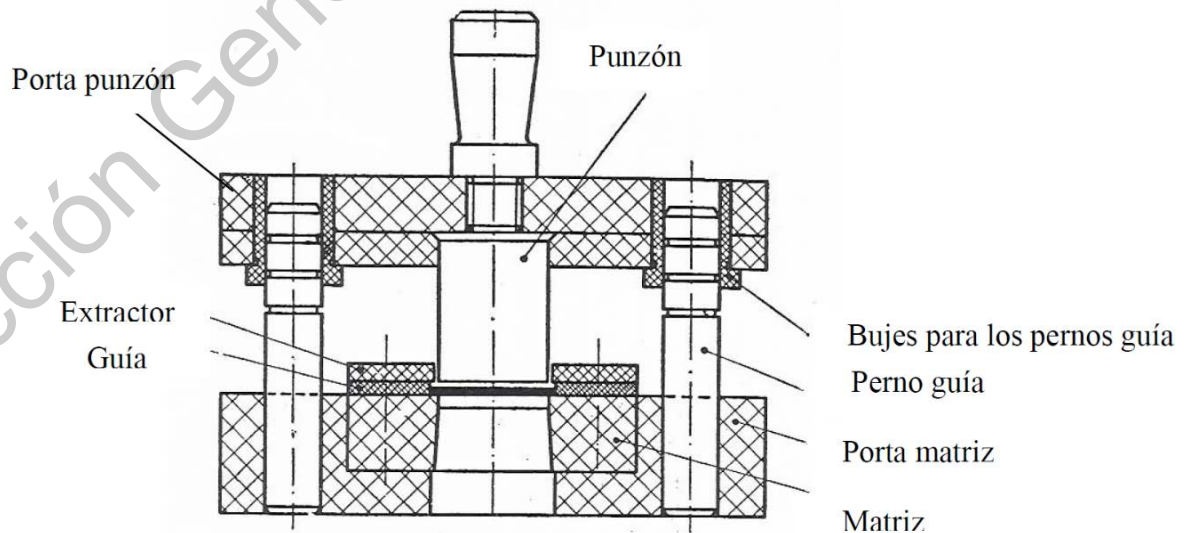


Figura (2.2): Componentes comunes de un troquel simple (Schey et al., 2002).

El troquelado es un método para trabajar lámina en frío, en forma y tamaño predeterminado, por medio de una herramienta llamada punzón y una prensa. El punzón determina el tamaño y forma de la pieza terminada y la prensa suministra la fuerza necesaria para efectuar el cambio. El primer paso para formar tales partes implica el uso de un punzón de corte para cortar chapas en formas apropiadas por medio del proceso físico de corte. Cada troquel de corte usa punzones de corte que están especialmente diseñados para la operación que va a efectuar y no es adecuado su uso para otras operaciones de formado.

2.3.1 Partes de un troquel

Porta troquel. Es el bastidor del troquel y consiste de una zapata o placa inferior, una zapata o placa base superior la relación y localización entre una y otra se mantiene por medio de pernos guía y bujes.

La placa base inferior algunas veces es conocida como placa matriz, soporta las partes fijas que contiene el troquel, la placa porta matriz se construye de fundición de acero.

La placa base superior algunas veces llamada porta punzones soporta las partes que contiene la parte móvil del troquel en los porta troqueles pequeños la placa superior tiene una espiga o mamelón por lo cual la placa se sujeta a la prensa, esta placa está hecha del mismo material que la placa inferior.

Pernos guía. Los cuales guían la placa superior con relación a la placa inferior están rectificadas y montados a presión en la placa inferior, ellos están hechos de acero para herramientas. Los pernos guía deslizan dentro de unos bujes que van montados dentro de la placa superior y pueden ser desmontables, están hechos de bronce, fundición o acero; cuando estos son de acero se endurecen debido a su tolerancia, van rimados con ajuste suave en relación con el diámetro de los pernos guía.

Porta punzones. Como su nombre lo indica sirve para sujetar los punzones, esta pieza es muy importante porque de ella depende la presión de la matriz. Junto con la placa base superior, los punzones y la espiga o mamelón forman la parte móvil del troquel. El sistema de fijación de los punzones varían notablemente y dependen de las

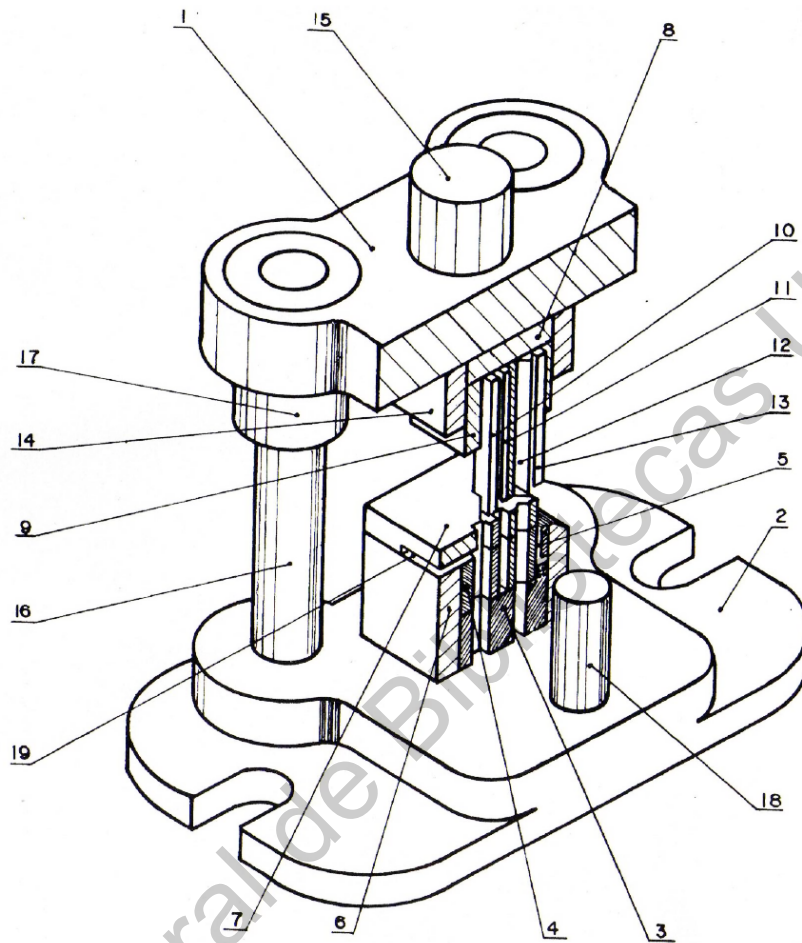


Figura (2.3). 2Partes de un troquel de corte.

Tabla 2-1: Partes de un troquel de corte.

Partes de un troquel			
1	Porta troquel superior	11	Piloto
2	Porta troquel inferior	12	Punzón de corte
3	Porta matriz	13	Final de corte
4	Matriz	14	Tapa lateral
5	Botador	15	Espiga
6	Tapa lateral	16	Columnas guía
7	Tapa guía	17	Casquillo guía
8	Sufridera	18	Tope distanciador
9	Porta punzón	19	Entrada de material
10	Sujetador de punzón		

características de la pieza que se ha de trabajar, cuando los punzones son perfectamente guiados por un puente o planchado puede insertarse en el porta punzones con cierta tolerancia que les permita libertad de movimiento. En caso de mala alineación o defectuosa perpendicularidad de la pesa de la prensa con un carro los punzones abarbarán **Extractor o placa guía.** Esta placa puede tener dos funciones: a) cuando es fija sirve para guiar y extraer. b) cuando es móvil y con resortes sirve para planchar y extraer.

esta alineación evitando su ruptura; el material empleado para esta placa es un acero al carbono de buena calidad.

Punzones. Los punzones son los órganos móviles de corte, estos tienen la forma de la pieza que se va a cortar y se sujetan a placas porta punzones o directamente a la placa base superior deben trabajar completamente perpendiculares a la matriz; los punzones se fabrican de acero para herramientas

Matrices. La placa matriz juntamente con el punzón es uno de los elementos principales para el corte, en los útiles convencionales esta placa la encontramos situada en la parte inferior o fija, tanto si el troquel está previsto de placa guía fija o placa móvil. En troqueles compuestos encontramos situada la placa matriz, se fabrica de acero aleado para herramientas. En la matriz se realizan unas aberturas, por medio de varios métodos. La forma del punzón corresponde a la abertura de la matriz, pero es ligeramente más pequeño, en una cantidad igual a la determinada por el “Juego entre matriz y punzón” requerida. El tipo y espesor del material y la operación que se va a llevar a cabo establecen dicho juego. Las dos partes se encuentran montadas en un porta troquel: la matriz montada sobre la base y el punzón en una zapata superior.

2.4 Punzado

Punzonado. El punzonado es una operación de corte de chapas o láminas, generalmente en frío, mediante un dispositivo mecánico formado por dos herramientas: el punzón y la matriz. La aplicación de una fuerza de compresión sobre el punzón obliga a éste a penetrar en la chapa, creando una deformación inicial en régimen elastoplástico seguida de un cizallamiento y rotura del material por propagación rápida de fisuras entre las aristas de corte del punzón y matriz. El proceso termina con la expulsión de la pieza cortada. La

operación mecánica de punzando. En esta operación se ilustra con la ecuación (1), es la de obtener una figura determinada sobre la lámina en forma continua, oponiéndose a esta presión sobre la lámina en forma continua, oponiéndose a esta presión la resistencia al corte del material, el material cede y se produce el corte de la figura determinada. Operación de punzonado, donde, C es el claro entre punzón y matriz., D es el diámetro de la matriz y d es el diámetro del punzón.

$$C = D - d/2 \quad (1)$$

2.4.1 Proceso de corte por punzado

El proceso de punzado se realiza al aplicar un movimiento oscilante o de ascenso y descenso por medio de la prensa, con el montaje previo del punzón entre sus platinas de la prensa se obtendrán las piezas, en unos cuantos segundos en las prensas mecánicas y poco menos en prensas neumáticas, por la introducción del punzón en la matriz por medio de un par de platinas a las que se encuentra colocado el punzón. Así una pieza contorneada se corta entre un punzón y la matriz en una prensa. El corte de la chapa es altamente transitorio que generalmente dura solo una docena de milisegundos o incluso un período de tiempo más corto (Guicai Zhang et al., 2018). Las principales partes del proceso de un troquel de corte se muestran en la Figura 2.4a, la secuencia y dirección de movimiento que realiza un punzón dentro del proceso de corte se muestra la Figura 2.4:b.

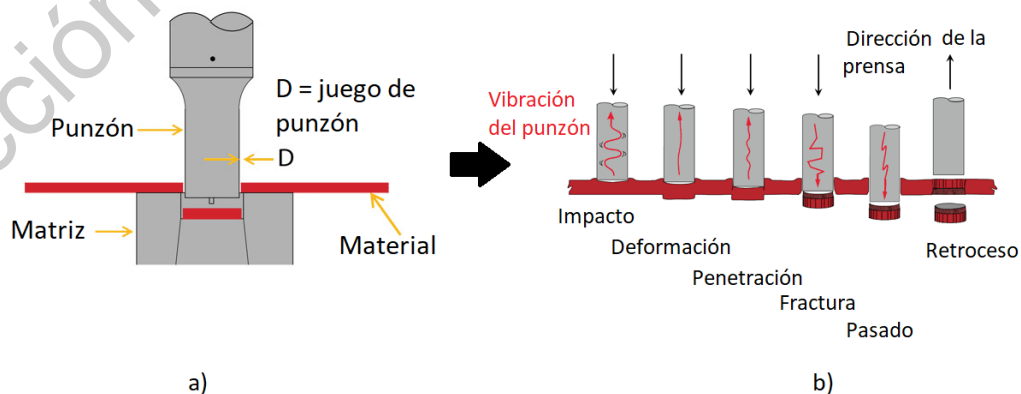


Figura (2.4): a) Elementos de un troquel de corte y b) impactos en la operación de corte. (Suchy, 2006).

El proceso de corte comienza con el impacto del punzón sobre la chapa, la acumulación de esfuerzos sobre el material genera deformación, las deformaciones en la lámina conducen a su ruptura total, permitiendo el paso del punzón de corte por la chapa, el fin del ciclo se identifica por el retroceso del punzón (Figura 2.4: b).

En la Figura (2.5: a) se muestra el claro (juego del punzón) correcto entre punzón y matriz y una tira de material se muestra una tira entre punzón y matriz.

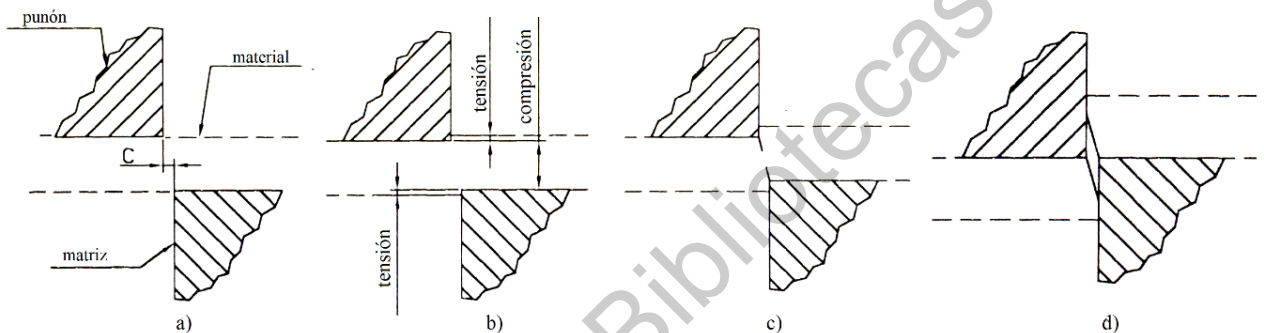


Figura (2.5). Secuencia del proceso de corte por punzado. (Suchy, 2006).

En la Figura (2.4: b) al iniciar el proceso de corte, el material cercano a la matriz y punzón tiene un esfuerzo a la tensión y el material intermedio tiene un esfuerzo a la compresión. En la Figura (2.4:c) el punzón continúa su penetración produciendo las grietas entre el material en la arista de corte del punzón y la matriz. Al continuar la penetración del punzón, origina que las grietas mostradas en la figura 4 se encuentren produciéndose un corte correcto, al no encontrarse las grietas, el material se corta en forma incorrecta. En la Figura (2.4:d) el material se separa cuando el punzón penetra aproximadamente un tercio del espesor del material y el material cortado, se recupera del esfuerzo a la compresión mostrado; esto provoca una adherencia de material a la matriz, que frecuentemente el punzón debe de penetrar, como mínimo, hasta la arista inferior de la matriz, que es el inicio de el desahogo cónico. Al mismo tiempo, el material de corte, también se recupera de los esfuerzos a la tensión y provoca una adherencia al punzón, haciendo necesario el uso de extractores o pisadores, para mantener la posición de el material de corte. En la Figura (2.4: b) con la penetración del punzón completa se observa que las secciones del material de corte y las piezas cortada tienen la misma sección pero invertida indicando que el corte

es recto. Es durante esta etapa de impacto en el proceso de corte donde el punzón presentan diferentes cantidades de vibración en el punzón debido al paso de las distintas etapas, estas vibraciones como se presentó en los antecedentes, han sido utilizadas como un factor para el análisis y diagnóstico de posibles fallas presentes en el punzón (Figura 2.4:c).

2.4.1.1 Fallas en punzones

Durante las diferentes etapas en la operación de corte en frío, el punzón está sujeto a algunos fenómenos de daño y generación de fracturas (Parmar & Patel, 2013). La generación de daños se debe principalmente a cinco mecanismos de desgaste, que son consecuencia de alta presión de contacto y el movimiento relativo entre la superficie de la herramienta y el material conformado, Figura 2.6. Los mecanismos de daño en la formación en frío son: desgaste abrasivo, desgaste adhesivo, fatiga de bajo ciclo, propagación de fisuras y deformación plástica (Podgornik & Leskovšek, 2015).

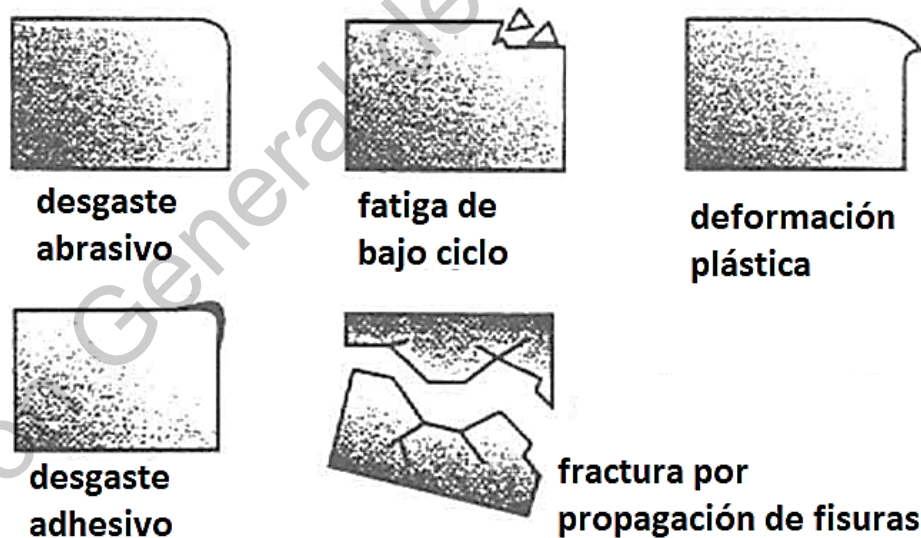


Figura (2.6). Mecanismos de daño en punzones encontrados en procesos de formación en frío

(Podgornik & Leskovšek, 2015).

La propagación de grietas es consecuencia de las altas concentraciones de tensión, inicio de fisuras y carga de tracción en el material de la herramienta. A diferencia de otros

mecanismos de fallo encontrados en la formación en frío, la propagación de grietas conduce a fallas instantáneas por la fractura de la herramienta, que es muy difícil de predecir.

Algunas causas comunes de la generación de fallas por fractura son:

- El desgaste excesivo. – cuando el tamaño del orificio es muy pequeño en relación con el grosor del material de la pieza; este es el fallo más ampliamente estudiado, Figura 2.7: a.
- Choque instantáneo. –por una alta carga de compresión que se acumula rápidamente, enviando una onda de choque a través del punzón, Figura 2.7: b.
- Acumulación de rebabas. – debida a los lubricantes pegajosos, y la holgura entre la matriz y el punzón, Figura 2.7: c.
- Desalineación. – entre el punzón y la matriz, puede provocar irritación desigual, en los casos graves, provocar astillas o incluso roturas. La curva en “S” como la ilustrada en la Figura 2.7: d es común para este tipo de falla.
- Sobre ajuste. – una mala selección del juego libre al punzón, genera un ajuste apretado entre la matriz y el punzón, esta tensión combinada con la interferencia con el extractor genera un patrón de desgaste desigual en el borde de corte del punzón, Figura 2.7: e.



Figura (2.7) Fracturas comunes en punzones para procesos de corte (Kuvín, 2008).

Los estudios para identificar este tipo de fallos por fractura se realizan fuera de línea, en donde, se analiza la sección transversal del área de deformación, cortando una muestra al inicio de la fractura para identificar la causa que la generó (Wang et al., 2019). En el proceso de diagnóstico de fallas fuera de línea, ampliamente utilizado, los datos del sensor o las indicaciones de falla se almacenan exclusivamente para su posterior análisis. Sin embargo, utilizando el diagnóstico de fallas en línea, con la capacidad de detectar una falla, identificar su ubicación y los efectos potenciales en el tiempo de ejecución del sistema, en combinación con las interacciones con el sistema (Jo et al., 2018). Dados los resultados al aplicar estos métodos de diagnóstico de fallas a diferentes sistemas, se espera que, al aplicarlos en un sistema de troquelado, su confiabilidad y estabilidad podría incrementarse significativamente.

2.4.1.2 Las vibraciones mecánicas

Al contrario de otras operaciones, como el estampado y el plegado, donde el objetivo es deformar la chapa plásticamente, en el proceso de corte en frío las deformaciones conducen a la ruptura total de la lámina. Durante el proceso de perforado el punzón está sujeto a una amplia gama de esfuerzos, temperaturas, impactos y vibraciones, Figura (2.4): b. Estudios anteriores investigan sobre la relación de las vibraciones, principalmente como resultado del desgaste o presencia de fracturas en el material de la herramienta de corte (Habibi et al., 2018; Neumayer et al., 2019). En el análisis de maquinaria, una parte fundamental para el conocimiento de las causas y efectos de su operación la constituye el estudio de los movimientos oscilatorios de sus diferentes componentes, A estos movimientos oscilatorios, en el contexto del diseño y análisis de maquinaria, se les conoce como vibraciones mecánica, más genéricamente, vibraciones (Lozano y Jáuregui, 2013).

Tradicionalmente, el estudio de las vibraciones mecánicas ha sido considerado una labor tediosa y sin aplicación inmediata en la práctica de la ingeniería en la industria. Nada más alejado de la realidad. El fenómeno vibratorio está presente, prácticamente, en la operación de todas las máquinas y sistemas mecánicos de cualquier tipo de instalaciones industriales. No puede ser de otra manera, variaciones en la homogeneidad de los materiales, imperfecciones en los procesos de maquinado y en la manufactura de piezas, variaciones en

las tolerancias de fabricación y en el ensamble de las maquinas son causa de vibración en los sistemas mecánicos. Una maquina vibrara si opera sobrecarga, o si está trabajando por debajo de su valor de diseño, por falta de mantenimiento, o por cuidado excesivo. Así, a lo que se tiende en la práctica es a mantener los niveles de vibración de vibración en la maquinas dentro de valores aceptables. Además, con una adecuada interpretación, esas vibraciones pueden proporcionar un cumulo de información sobre las condiciones de operación de los equipos y sistemas mecánicos.

El desarrollo de la electrónica y la computación proporciona gran cantidad de almacenamiento y procesamiento de información, que posibilitan la aplicación del análisis de vibraciones en un ambiente industrial. Sin embargo, la relativa facilidad de capturar información que proporcionan las oscilaciones en una maquina es lo que hacen es imprescindible un conocimiento solido de los principios de funcionamiento de los equipos empleados para registrar la información, de los fundamentos teóricos de las vibraciones de las herramientas matemáticas para su análisis y, así, explotar con todo su potencial la información obtenida. De lo contrario, se puede caer fácilmente en ser usuario de una “caja negra, sin poder interpretar las causas y los efectos que tiene las vibraciones mecánicas en los diferentes sistemas mecánicos.

Por su parte, en el mantenimiento predictivo de maquinaria, el estudio de vibraciones presentes en su operación constituye el método as importante para el desarrollo de verificación del estado de máquinas.

2.4.1.3 Análisis espectral

En general, las vibraciones de una maquina producen señales complejas que no tienen forma senoidal única, sino que están compuestas de varias señales correlacionadas entre sí, de diferente frecuencia, amplitud y fase. Aún más, se representan vibraciones cuya forma de onda no tienen ningún orden aparente. Es esta correlación entre las señales la que hace necesario su análisis por medio de manipulaciones matemáticas que permitan su manejo de manera sistemática. La herramienta principal para la aplicación del análisis de vibraciones al mantenimiento predictivo es el llamado análisis espectral, basado en la separación de las componentes armónicas de la señal vibratoria de tal manera que esta separación permite

identificar las causas y los efectos de las vibraciones presentes en la operación de la maquina (Lozano y Jauregui, 2013). El análisis espectral está basado en las series de Fourier o mejor conocidas como FFT. En la práctica industrial, este análisis se lleva a cabo con la aplicación de instrumentos electrónicos y equipo de cómputo especializado. Par emplear adecuadamente y con todo su potencial este equipo e instrumentos, es imprescindible fundamentos de análisis espectral

2.5 Técnicas de procesamiento de datos

Para el análisis y procesamiento de las señales se cuenta con distintas herramientas cuyo uso tiene por objeto lograr a partir de un número finito de datos muestra, obtener información importante referida a un fenómeno o sistema que ellos representan. Existen diversas herramientas que permiten analizar señales en el dominio del tiempo, en tiempo-frecuencia, análisis estadísticos o por descomposición. A continuación, se presentan las principales técnicas de procesamiento de señales, utilizadas en el análisis para detección de fracturas.

2.6 Cálculo de características estadísticas

Una etapa importante considerada en la mayoría de los esquemas de monitoreo y diagnóstico de condición, el cálculo de características tiene el objetivo de transformar las magnitudes físicas adquiridas en información más significativa.

La mayoría de las veces, antes del cálculo de las características, se puede aplicar un procesamiento a cada señal para representar los datos de una manera diferente, en este sentido, las técnicas de análisis basadas en el dominio del tiempo, el dominio de la frecuencia y el dominio del tiempo-frecuencia han sido las más elegidas (Saucedo-Dorantes et al., 2017). Sin embargo, los parámetros estadísticos, calculados a partir de las señales adquiridas, son útiles para describir y enfatizar los patrones de condición del sistema. Además, las características específicas del tiempo estadístico son un buen conjunto de parámetros, que proporcionan información significativa sobre la condición del sistema.

2.7 Métodos de reducción de dimensionalidad

El término reducción de la dimensión o RD es el proceso de representar una proyección de muestras, a un espacio de poca dimensionalidad proveniente de una alta dimensión de datos, el cual promete preservar la mayor información intrínseca de las muestras originales (Belkin & Niyogi, 2003), esta nueva proyección en caso de satisfacer la tarea de compactar la información conservando la mayor parte de estos datos, conviene en labores de aprendizaje supervisado, que concede realizar tareas de clasificación y visualización (Valencia-Aguirre et al., 2010) donde cada muestra posee etiquetas como elementos descriptivos que representan las diferentes clases.

Los métodos para reducir la dimensionalidad del espacio de características se pueden agrupar en dos categorías (Paliwal, 1992):

- Los métodos de extracción de características (también conocidos como métodos de transformación) reducen la dimensionalidad al proyectar el espacio de características D -dimensional original en un subespacio d -dimensional (donde $d < D$) a través de una transformación. Cada característica en el conjunto reducido es una parte del conjunto de características original cuando los métodos de selección de características se utilizan para la reducción de dimensionalidad.

Cuando se utilizan métodos de extracción de características, cada característica del conjunto de características reducido es una combinación de todas las características del conjunto de características original.

- Los métodos de selección de características reducen la complejidad computacional al no calcular esas características, que no están en el conjunto de características reducidas. Pero en los métodos de extracción de características, todas las características D se calculan antes de que la reducción de dimensionalidad se realice mediante la transformación (Khosla, 2004; Paliwal, 1992).

2.7.1 LDA

El LDA (*LDA-Linear Discriminant Analysis*) o análisis de discriminante lineal es una de las técnicas supervisadas más conocidas utilizadas en la literatura para RD. En este método, la reducción de dimensionalidad se realiza proyectando el espacio d -dimensional original en un subespacio d -dimensional, donde $d < D$ y encontrando una transformación lineal que defina este subespacio usando el LDA. Se supone que las distribuciones dentro de clase son Gaussianas y las matrices de covarianza dentro de clase son iguales (Khosla, 2004; Paliwal, 1992).

En LDA, la transformación lineal se define en términos de un conjunto ordenado por rango de vectores linealmente independientes, $\mathbf{u}_i, i = 1, 2, \dots, d$. El primero de estos vectores, \mathbf{u}_1 , es la dirección en el espacio de características dimensionales D original que, cuando los vectores de entrenamiento se proyectan sobre él, produce el valor máximo de la relación entre la varianza entre clases y la varianza dentro de clase. El segundo vector \mathbf{u}_2 se elige de modo que sea linealmente independiente de \mathbf{u}_1 y produzca la siguiente relación entre la varianza más grande. Este proceso se repite hasta que todos los vectores linealmente independientes $d, \mathbf{u}_i, i = 1, 2, \dots, d$ se encuentran (Khosla, 2004).

Estos vectores se pueden calcular como los vectores propios correspondientes a los valores propios más grandes de la matriz $\mathbf{W}^{-1}\mathbf{B}$, donde \mathbf{B} es la matriz de covarianza entre clases y \mathbf{W} es la matriz de covarianza agrupada dentro de clase. Estas matrices son simétricas y se pueden calcular a partir de los datos de entrenamiento como (Khosla, 2004; Paliwal, 1992).

$$\mathbf{B} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (\mu_k - \mu)(\mu_k - \mu)^t \quad (2)$$

$$\mathbf{W} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{W}_k \quad (3)$$

donde μ_k y \mathbf{W}_k son el vector medio y la matriz de covarianza de la clase k , respectivamente, y μ es la media general. Estos están dados por Khosla (2004) y Paliwal (1992).

$$\mu_k = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \mathbf{x}_k \quad (4)$$

$$\mathbf{W}_k = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (\mathbf{x}_{kn} - \mu_k)(\mathbf{x}_{kn} - \mu_k)^t \quad (5)$$

$$\mu = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mu_k \quad (6)$$

donde \mathbf{x}_{kn} es el n^{th} patrón de entrenamiento de la clase k^{th} . Se supone que el número de patrones de entrenamiento en cada una de las clases K es el mismo ($= N$) para simplificar la presentación.

En el análisis discriminante lineal, la transformación lineal viene dada por la matriz \mathbf{U}^t , donde \mathbf{U} es una matriz $D \times d$ cuyas columnas son los vectores propios correspondientes a los d valores más grandes de la matriz $\mathbf{W}^{-1}\mathbf{B}$. La matriz \mathbf{U} está obtenida de (Khosla, 2004; Paliwal, 1992).

$$\mathbf{U} = \mathbf{C}\mathbf{L}^{-\frac{1}{2}}\mathbf{V} \quad (7)$$

Donde \mathbf{C} es una matriz unitaria que diagonaliza la matriz dentro de la clase \mathbf{W} a una matriz diagonal \mathbf{L} . Este $\mathbf{C}^{-1}\mathbf{W}\mathbf{C} = \mathbf{L}$, y \mathbf{V} es una matriz unitaria cuyas columnas se eligen para ser los vectores eigen correspondientes a los d mayores valores de la matriz simétrica $\mathbf{S} = \mathbf{L}^{-1}\mathbf{C}^t\mathbf{B}\mathbf{C}\mathbf{L}^{-1/2}$. Por lo tanto, cuando $D = d$, no se realiza reducción de dimensionalidad. La transformación lineal calculada a través del análisis discriminante lineal es equivalente a una rotación, seguida de escala y luego otra rotación. La distancia Mahalanobis permanece invariable bajo esta transformación, pero la distancia Euleriana no permanece invariable bajo esta transformación (Khosla, 2004).

2.7.2 PCA

PCA (PCA-Principal Component Analysis) es uno de los métodos de RD más utilizados en la literatura, es un método espectral de análisis multivariado, basado en correlaciones entre variables, mediante un proceso estocástico que satisface la reducción de

dimensiones, realizando una transformación lineal de las variables iniciales, para proyectar vectores propios ortonormales denominados componentes principales (Peluffo-Ordóñez et al., 2014a).

La reducción de la dimensionalidad se logra al proyectar el espacio de características D -dimensionales originales en un subespacio d -dimensional y al encontrar la orientación del subespacio que mejor conserva la información disponible en el espacio original. El patrón de entrada en el espacio de características D -dimensional original se transforma en el sistema de coordenadas Karhunen-Loeve (KL) y la dimensionalidad se reduce al representar el patrón por las coordenadas d en el sistema de coordenadas KL. El sistema de coordenadas KL representa de manera óptima un conjunto de patrones D -dimensionales por otro conjunto de vectores de menor dimensionalidad (Khosla, 2004; Peluffo-Ordóñez et al., 2014).

Dado que los patrones D -dimensionales están representados por \mathbf{x}_{kn} , $k = 1, 2, \dots, K, n = 1, 2, \dots, N$ en el conjunto de entrenamiento. El objetivo principal del PCA es aproximar cada vector D -dimensional \mathbf{x}_{kn} por un vector d -dimensional \mathbf{y}_{kn} (donde $d < D$) tal que el error cuadrado medio [2].

$$E = \frac{1}{KN} \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N (\mathbf{x}_{kn} - \mathbf{U}\mathbf{y}_{kn})^t (\mathbf{x}_{kn} - \mathbf{U}\mathbf{y}_{kn}) \quad (8)$$

es mínimo [2] [60]. Aquí, \mathbf{U} es una matriz $d \times d$. Aquí E es mínimo si las columnas de la matriz \mathbf{U} se eligen como los vectores eigen correspondientes a los d valores eigen más grandes de la matriz de covarianza total \mathbf{T} . Esta matriz se define como [2] [Nitin, Peluffo]

$$\mathbf{T} = \frac{1}{KN} \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N (\mathbf{x}_{kn} - \mu)(\mathbf{x}_{kn} - \mu_k)^t \quad (9)$$

donde μ es la media total dada por

$$\mu = \frac{1}{KN} \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N \mathbf{x}_{kn} \quad (10)$$

Por lo tanto, la transformación lineal viene dada por la matriz \mathbf{U}^t , donde \mathbf{U} es una matriz unitaria $D \times d$ cuyas columnas son los vectores propios correspondientes a los d valores propios más grandes de la matriz de covarianza total \mathbf{T} . Cuando no se realiza una

reducción de dimensionalidad (cuando $d = D$), esta transformación equivale a una rotación en el espacio de características.

Así, la distancia de Mahalanobis y la distancia euclidiana permanecen invariables bajo esta transformación. Este método no maximiza la separación entre clases ni minimiza la dispersión dentro de la clase. Solo minimiza el error cuadrático medio al aproximar el conjunto de vectores de entrenamiento por otro conjunto de vectores de menor dimensionalidad (Peluffo-Ordóñez et al., 2014).

2.7.3 Transformada rápida de Fourier

La forma más común para conocer las componentes armónicas en una señal es mediante el uso de la transformada de Fourier. La transformada discreta de Fourier (DFT- *Discrete Fourier Transform*) descrita en la ecuación X[k] es optimizada aprovechando su periodicidad, lo que se conoce como la Transformada Rápida de Fourier (FFT-*Fast Fourier Transform*). La FFT debe su éxito al hecho que el algoritmo reduce el número de multiplicaciones y adiciones requeridas en el cálculo respecto a la DFT en la ecuación .

$$X[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] * e^{-j\frac{2\pi}{N}nk}, k = 0, 1, \dots, N - 1 \quad (11)$$

Dicha transformada proporciona el espectro de una señal en frecuencia, desde 0Hz hasta la frecuencia de muestreo, la cual es dividida entre el número de muestras adquiridas, con lo que se obtiene la resolución Δf el algoritmo, esto es la ecuación (5):

$$\Delta f = \frac{fs}{N} \quad (12)$$

Donde:

fs =frecuencia de muestreo

N = Número de muestras adquiridas

El espectro resultante es solo válido en la mitad de la frecuencia de muestreo de forma que se cumple con el teorema de Nyquist.

2.7.4 Redes neuronales artificiales

Estas son modelos simplificados de las redes neuronales biológicas (Haykin, 1999). Tratan de extraer las excelentes capacidades del cerebro para resolver ciertos problemas complejos, por ejemplo, modelización, reconocimiento de patrones, identificación y control de sistemas. En la figura (2.1) se puede observar la representación esquemática de una red neuronal artificial. Una red neuronal artificial, también llamada neurocomputadora, red conexionista, procesador paralelo distribuido, etc., es un procesador paralelo distribuido y masivamente interconectado que almacena conocimiento experimental (Haykin, 2007).

Las redes neuronales artificiales presentan las siguientes características:

- El conocimiento es adquirido experimentalmente.
- Los pesos (ganancias) de interconexión (sinapsis) varían constantemente.

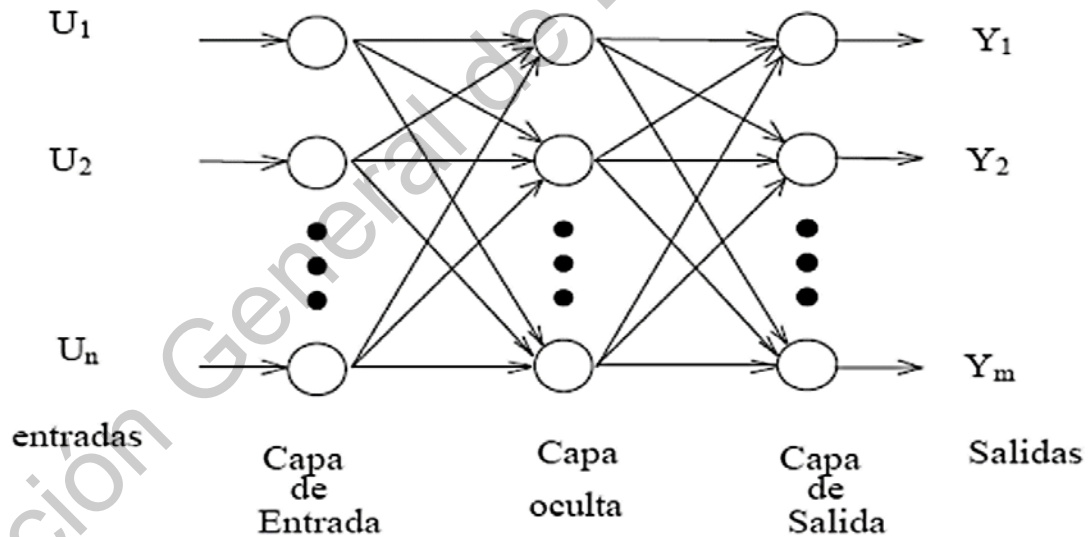


Figura (2.8) Representación de una red neuronal artificial (Haykin, 2007).

2.7.4.1 Modo de una neurona artificial

La neurona es la unidad de proceso de información fundamental en una red neuronal (Haykin, 2007). En la Figura (2.9) se muestra el modelo de una neurona; éste es el elemento básico de una red neuronal artificial.

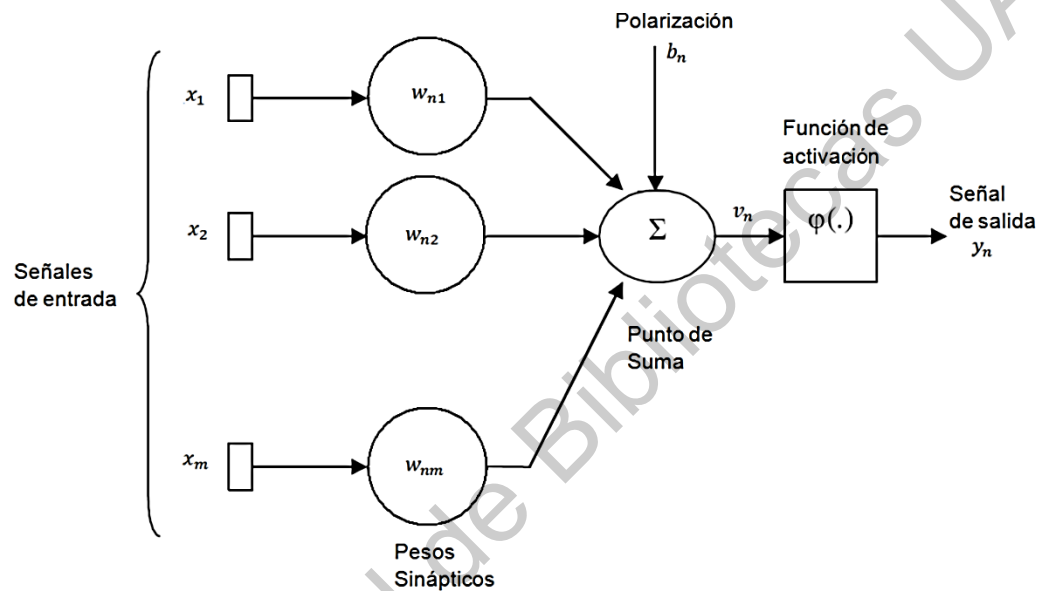


Figura (2.9) Modelo de una neurona artificial (Haykin, 2007).

En el modelo de una neurona presentado en la Figura (2.9) se pueden identificar cuatro elementos.

Enlaces de conexión. Parametrizados por los pesos sinápticos. Es importante notar que el primer subíndice corresponde a la neurona receptora, mientras que el segundo corresponde a la neurona emisora. Si $w_{ij} > 0$, entonces la conexión es excitadora; así mismo, si $w_{ij} < 0$, la conexión es inhibitoria.

Sumador (Σ). Suma los componentes de las señales de entrada multiplicadas por w_{ni} .

Función de activación (ϕ). Transformación no lineal.

Umbral. Desplaza la entrada.

En términos matemáticos, es posible describir la neurona de la Figura (2.9) por el siguiente par de ecuaciones:

$$u_n = \sum_{j=1}^m w_{nj}x_j \quad (13)$$

y

$$y_n = \varphi(u_n + b_n) \quad (14)$$

donde x_1, x_2, \dots, x_m son las señales de entrada; $w_{n1}, w_{n2}, \dots, w_{nm}$ son los pesos sinápticos de la neurona n ; u_n es la combinación lineal de las entradas ponderadas por los pesos sinápticos; b_n es la polarización o umbral; $\varphi(\cdot)$ es la función de activación; y finalmente, y_n es la señal de salida de la neurona.

2.7.4.2 Tipos de funciones de activación

Las funciones de activación, denotadas por la $\varphi(v)$, define la salida de la neurona en función de potencial de activación v . Se incluyen tres de los tipos básicos de la función de activación:

Función escalón o umbral. Para este tipo de función de activación se tiene:

$$\varphi(v) = \begin{cases} 1 & \text{si } v \geq 0 \\ 0 & \text{si } v < 0 \end{cases} \quad (15)$$

Correspondientemente, la salida de la neurona n empleando esta función de activación queda expresada como:

$$y_n = \begin{cases} 1 & \text{si } v_n \geq 0 \\ 0 & \text{si } v_n < 0 \end{cases} \quad (16)$$

con v_n dada por la comunicación de las ecuaciones (11) y (12).

Función sigmoideal. Esta es la función más comúnmente utilizada en redes neuronales artificiales. Es estrictamente creciente con un comportamiento asintótico.

Un ejemplo de la función sigmoideal es la función logística:

$$\varphi(v) = \frac{1}{1 + e^{-ax}} \quad (17)$$

donde a es el parámetro que determina la pendiente de la función sigmoideal.

Las funciones de activación hasta aquí descritas toman valores en el intervalo cerrado $[0,1]$. Sin embargo, también pueden permitir que éstas tomen valores en el intervalo cerrado $[-1,1]$; en ese caso la función escalón queda definida como:

$$\sigma(v) = \begin{cases} 1 & \text{si } v > 0 \\ 0 & \text{si } v = 0 \\ -1 & \text{si } v < 0 \end{cases} \quad (18)$$

la cual es comúnmente llamada función signo. Para la forma correspondiente de la función sigmoideal se puede usar la función tangente hiperbólica, definida como (Ramirez, 2013):

$$\varphi(v) = \tanh(v) \quad (19)$$

Capítulo III

3 Metodología

Una máquina de punzado de acción simple provista como un sistema de detección de fractura está conformada por diversos elementos y equipos, tanto en hardware como en software. La integración de todos estos componentes define las características del sistema hablando en términos de funcionalidad. Estos componentes pueden ser clasificados de diversas maneras, en el presente trabajo por conveniencia la clasificación se realiza dividiendo el sistema total en sistemas más simples que componen a la máquina, a saber: sistema mecánico, sistema eléctrico de control y sistemas hardware. Además, se presenta parte del desarrollo metodológico realizado fuera de línea, más precisamente el procesamiento de datos en ordenador para la obtención de una matriz de proyección necesaria para la clasificación de los tipos de falla en la máquina, con el objetivo de detectar la presencia de los tipos de fractura, clasificados en inexistente, incipiente y presente. Se describe la puesta del banco de pruebas y el planteamiento del entrenamiento que se realizó con el objetivo de la obtención de datos para el entrenamiento y para las pruebas de validación.

3.1 Descripción general de la metodología

La metodología de detección de fracturas propuesta para la clasificación de diferentes condiciones de operación en la punzadora se compone principalmente de cinco pasos, como se muestra en la Figura 3.1.

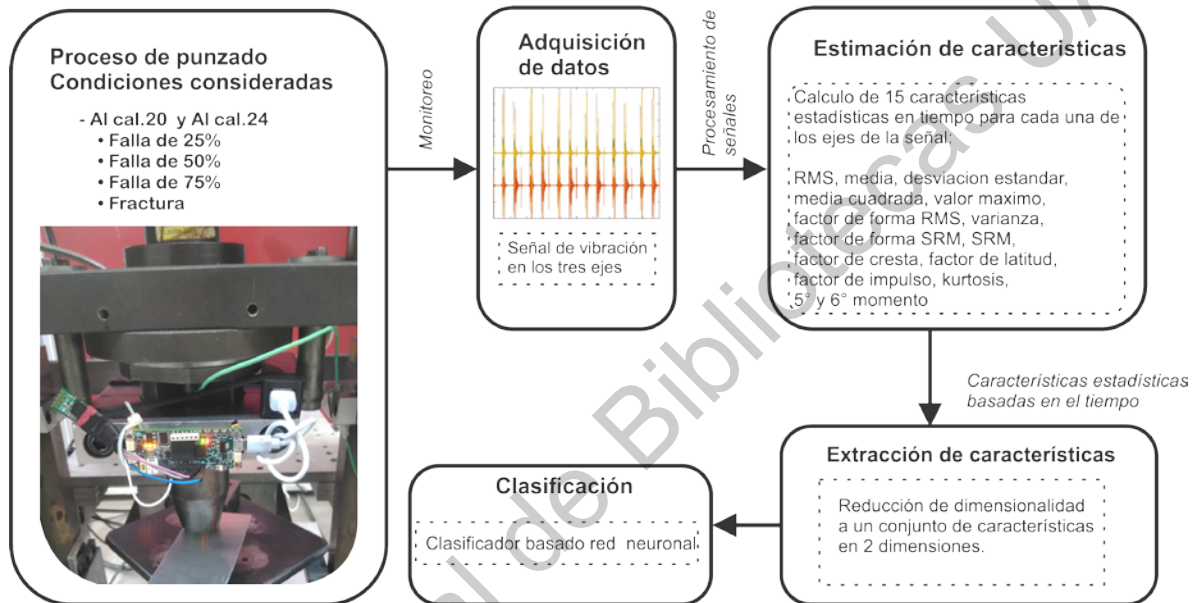


Figura (3.1) Metodología de diagnóstico propuesta.

Primero, es el planteamiento del experimento que consta de tres condiciones consideradas, que son la condición de trabajo sana y dos condiciones que presentan algún tipo de fallo, estos fallos por fractura en un 25%, 50%, 75% y fractura total del 100%; cada uno de estos con pruebas para de perforado perforado con dos materiales, Aluminio calibre 20 y Aluminio calibre 24.

El segundo paso es la adquisición de datos. Señales en los tres ejes de aceleración de tecnología MEMS en el porta punzón son monitoreadas y adquiridas continuamente para cada una de las condiciones consideradas. Por lo tanto, se adquieren veinte repeticiones para cada una de las condiciones, donde cada medición representa una acción de perforado y retroceso del punzón.

En tercer lugar, se realiza el cálculo de características, obteniendo una caracterización de cada señal de vibración en cada eje adquirido del sensor; esto se realiza mediante la estimación de un conjunto de 15 características significativas de tiempo estadístico. Debido a que se tienen en cuenta tres señales de vibración en el porta punzón, para cada condición considerada, se estima un conjunto de 45 características numéricas de tiempo estadístico, 15 características de tiempo estadístico por cada señal de cada eje del acelerómetro. Las características de tiempo estadístico propuestas son: media, valor máximo, raíz cuadrada del valor medio de los cuadrados (RMS-*Root Mean Square*), media cuadrática (SRM- *Square Root Mean*), desviación estándar, varianza, factor de forma de RMS, factor de forma de SRM, factor de cresta, factor de latitud, factor de impulso, asimetría, kurtosis, quinto y sexto momento normalizados. Estas características de tiempo estadístico y sus ecuaciones correspondientes se enumeran en la Tabla 2. Además, este conjunto de características de tiempo estadístico propuesto se ha utilizado efectivamente en esquemas de monitoreo de condición para evaluar diferentes condiciones en máquinas de prensado, debido a su fuente de información de alto rendimiento y sus capacidades para analizar tendencias generales y cambios en las señales.

El cuarto paso es la extracción de características. Los conjuntos estimados de características estadísticas que representan las diferentes condiciones de trabajo se comprimen y se transforman en una nueva base a través de la técnica LDA y PCA. Esta compresión y transformación de base permite obtener un conjunto final de nuevas características de los conjuntos estimados anteriores de características estadísticas.

En consecuencia, debido a la transformación de la base, el nuevo conjunto extraído de características se proyecta en un espacio bidimensional, donde se le permite realizar una interpretación visual de las diferentes condiciones de operación. Además, las características extraídas obtenidas de LDA y de PCA, representadas en un espacio bidimensional, facilitan la tarea de clasificación. Después de la obtención de estos resultados de esta metodología, se selecciona los mejores resultados para llevarlo a una implementación hardware de solo una de las técnicas, que para el presente trabajo resultó mejor LDA, como en capítulos posteriores se presentará y se discutirá. A continuación, en las siguientes secciones se describen a detalle las etapas en que consistió la presente investigación

3.2 Instrumentación de la máquina

Al inicio del proyecto se contaba prácticamente con la función de una maquina prensadora neumática, sin la función de punzado, para operarla en funcionamiento como troqueladora para operación de corte esta requería de la instrumentación y adaptación de un herramental para punzado de corte, de todos los sistemas de la misma; mecánico y eléctrico de control; y la adaptación necesaria para el sistema de detección de fracturas compuesto de un DAS(*DAS-Data Acquisition Systems*), y que tenga la posibilidad de una implementación hardware de procesamiento basado en FPGA. La puesta de estos sistemas y adaptaciones se puede apreciar en la Figura 3.2.

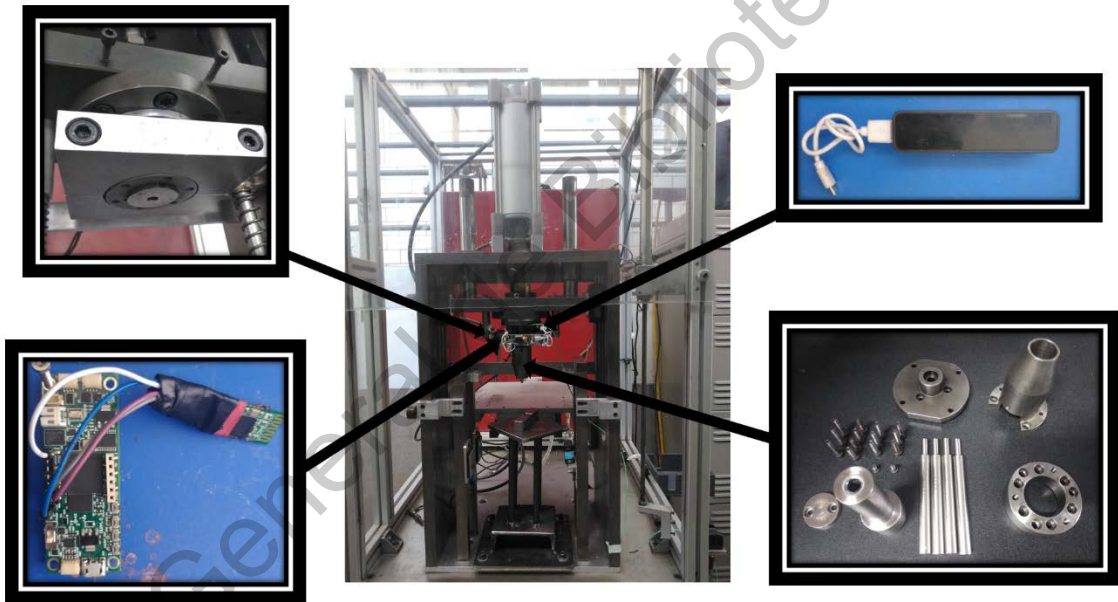


Figura (3.2) Instrumentación de la máquina.

En el diagrama de la Figura 3.2 se muestran los elementos mínimos para la instrumentación y reconversión de la maquina prensadora neumática, a una troqueladora para punzado de corte y con sistema de detección de fracturas. En la sección dedicada a la etapa dos del procedimientos se presenta el desarrollo de la metodología implementada en el detector embebido para la de fracturas en los punzones de corte. Como se observa del diagrama los elementos requeridos para la reconversión y la adaptación para el sistema no invasivo de detección, son elementos mecánicos los cuales necesitaros de diseño t manufactura para su obtención. A continuación, se discuten sus lineamientos de desarrollo.

3.3 Elementos mecánicos para proceso de corte

Si bien se presentó un inconveniente principal, no se cuenta con diagramas de dimensiones o especificaciones de los componentes de la maquinaria; se desarrollaron los siguientes elementos. Se requiere manufacturar las piezas mecánicas necesarias para el acoplamiento mecánico del porta punzón y el punzón de corte, así como las piezas mecánicas para la adaptación del sistema de adquisición y detección de fracturas. Es necesario cotizar y seleccionar un material, así como las herramientas necesarias para la manufactura de las siguientes piezas. Como se mencionó con anterioridad el estado de la máquina prensadora neumática, que se requiere de la reconversión a troqueladora para punzado de corte e instrumentación de un sistema de detección de fracturas. En esta sección se describe a detalle el procedimiento seguido para la habilitación del sistema.

Ya que se trata de una máquina prototipo, el diseño y manufactura de las piezas se realizó en base a las siguientes justificaciones: con el afán de conocer el proceso de manufactura de las mismas, algunas piezas tienen un diseño único y no se encuentran comercialmente disponibles en otras como los punzones y la matriz se utilizaron medidas de elementos comerciales de la marca MDL, en el caso de los materiales se buscó la homogeneidad del sistema, además de las características y propiedades de estos materiales. El método utilizado para el maquinado de las piezas fue por arranque de viruta (maquinado de torno y fresa), en algunos casos justificando esto debido a que se trata de piezas con diseño único.

3.3.1 Porta punzón para proceso de corte

Como se especifica de manera global en el levantamiento general para este sistema, es realizar la conversión de la máquina prensadora neumática a una troqueladora neumática, con la posibilidad de cambiar los punzones de corte. Para lograr lo anterior se realizó el diseño y manufactura de las piezas mecánicas necesarias para el acoplamiento de la prensa de un porta punzones, así mismo de su pieza contra que es la matriz de corte. El material utilizado para su manufactura es el porta troquel es Acero con 12% de Cromo (D2) / 58 - 62 Hrc. El elemento final manufacturado se observa en la Figura 3.3.



Figura (3.3) Porta punzón para proceso de corte.

El contra del punzón de corte, es la matriz de corte y esta manufactura de Acero con 12% de Cromo (D2) / 58 - 62 Hrc, Las dimensiones que tiene siguen a las utilizadas en una matriz similar fabricada por la marca MDL: $\text{ØDd}16$ [mm], $\text{ØB}71$ [mm], Qtde.= 2; ; $D= 20$ [mm]; $L= 32$ [mm]; $H= 5$ [mm]. Las dimensiones y el elemento manufactura se presentan en la Figura 3.4.

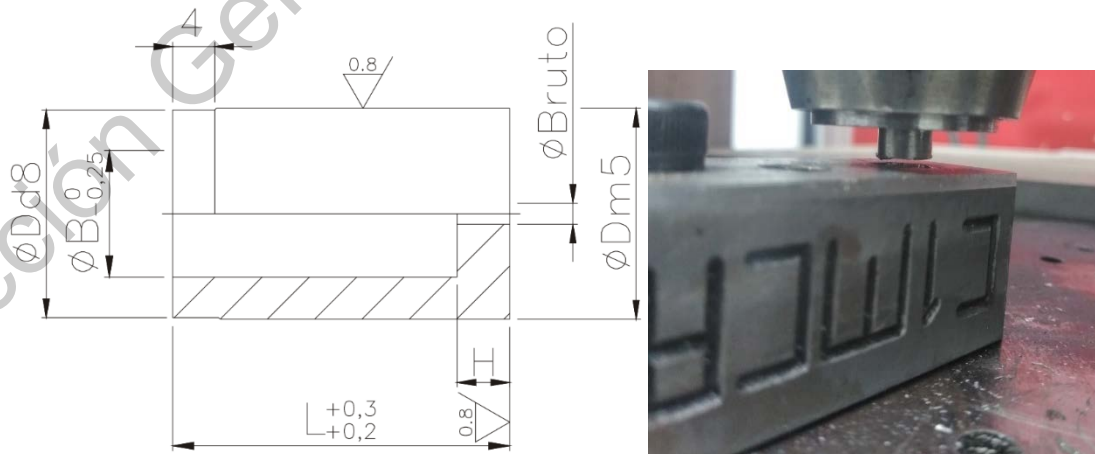


Figura (3.4) Matriz para punzado de corte.

3.3.2 Punzón de corte

Los agujeros en la pieza de chapa se realizan quitando el material de la hoja o dejando muy poca cantidad de material. Prensado y corte, ambos se utilizan en este proceso.

El diseño del punzón de corte con cabeza plana con eyector está hecho de acero al carbono y su dureza es de 137 HB. (Kumaresh, 2016), Figura 3.5. Otras características importantes se listan a continuación:

- Material: Acero 1045 al 0,45 %de carbono para construcción de maquinaria. Norma AISI/-NOM
- Qtde= 3; Serie: PPEB; D= 8 [mm]; L= 71 [mm];
- Tratamiento térmico del cuerpo de punzón de 60 a 64 HRC y en la cabeza de punzón de 47 a 57 HRC.
- Revestimiento: CrN Nitrato de Cromo 3 - 4 Micrones

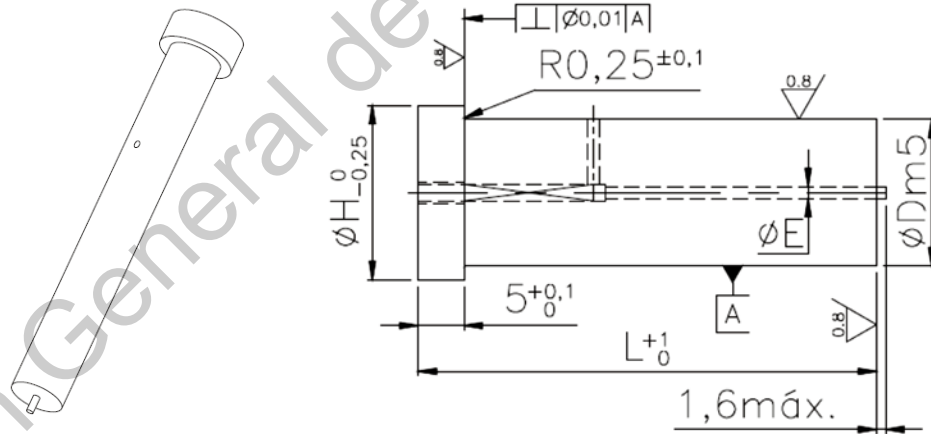


Figura (3.5) Diagrama y dimensiones de punzón de corte.

Las dimensiones corresponden a un punzón comercial de la marca MDL, el diagrama del elemento se observa en la Figura 3.5.

La manufactura del punzón se puede observar en la Figura 3.6, para el desarrollo experimental, se manufacturaron cuatro punzones de las mismas dimensiones y material.

Posteriormente tres de los punzones fueron sometidos a diferentes cantidades de daño, realizando en ellos un corte transversal a la mitad del claro que sobresale del porta punzón. Los punzones con diferente dañados y uno sin daño se observan en la Figura 3.7.



Figura (3.6) Punzones de corte manufacturados.



Figura (3.7) Punzones de corte con una mitad de daño.

En la figura 3.7 se observa colocado el punzón sin daño, en el elemento de ajuste, pieza del porta punzón, y los otros tres punzones con un corte de 25%, 50% y 75% de su dimensión transversal.



Figura (3.8) Elementos del porta punzón y punzones de corte.

En la Figura 3.8, se pueden apreciar todos los elementos que componen el porta punzón, el sujetador y los birlos de ajuste y un adaptador para la prensa neumática.

Cada uno de los elementos del porta troquel fueron diseñados como elementos únicos, debido a que el troquel de corte, diseñado para este trabajo de investigación, se encuentra en su etapa de prototipado.

3.3.3 Sujetador del sistema DAS

El sujetador para el sistema DAS, se diseñó con propósitos específicos:

- Elemento de ajuste sin necesidad de modificación o alterar algún elemento en la máquina.
- Material rígido que permitiera reflejar los movimientos vibratorios de la maquina hacia el sensor
- Material con las dimensiones necesarias para contener y no dañar al sistema DAS
- Contener un espacio suficiente para el anclaje de un PowerBank del sistema DAS

De acuerdo con estas consideraciones se seleccionó Aluminio ASTM 6061 para el diseño de piezas mecánicas. El diseño final y manufactura de este sujetador se presenta en la Figura 3.9.



Figura (3.9) Sujetador de porta punzón y soporte del sistema DAS.

3.3.4 Montaje final

Una vez que se tuvo todo el material, equipo y piezas mecánicas necesarias se realizó el montaje de los componentes en la máquina. La imagen de la Figura 3.10, muestra algunas paso del montaje de los motores.

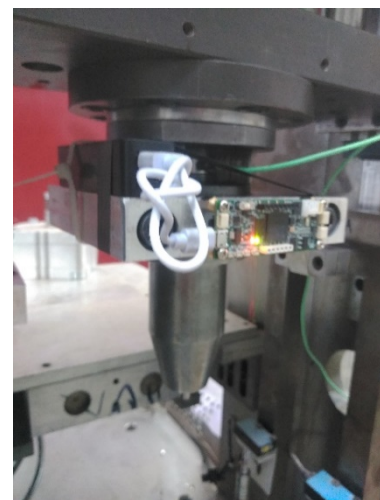
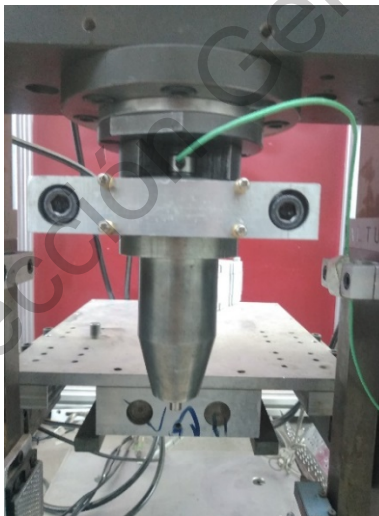
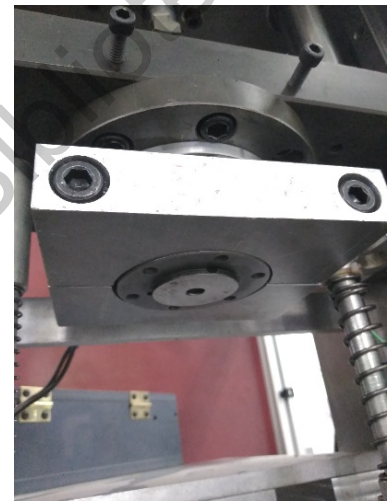
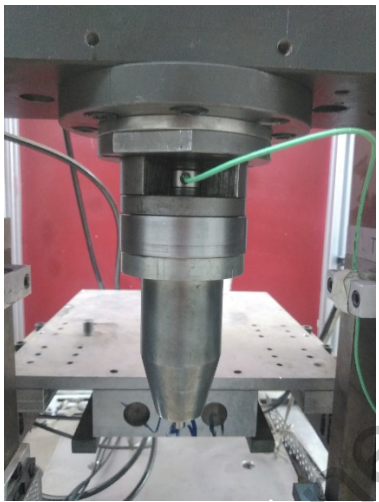
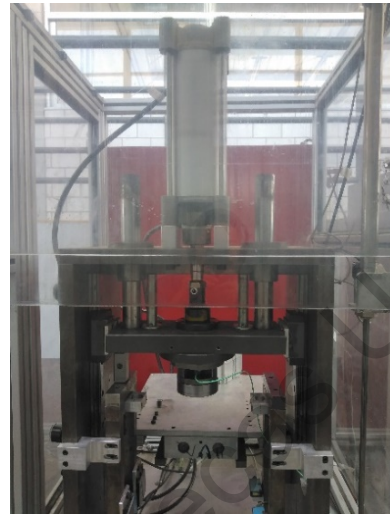


Figura (3.10) Montaje de equipo y piezas mecánicas en la máquina.

3.4 Sistema eléctrico de control

En la Figura 3.11, se presenta el diagrama de conexiones mínimo para el sistema eléctrico de control. En el diagrama se muestra las conexiones de los elementos necesarios para el control de los actuadores, se especifica que el diagrama solo muestra las conexiones de los cilindro pistones necesarios para la secuencia de impacto, para la maquina troquelado de ciclo completo se requiere el control de todos los cilindro pistones de la máquina. En la Figura 3.11 se muestra el sistema instrumentado.

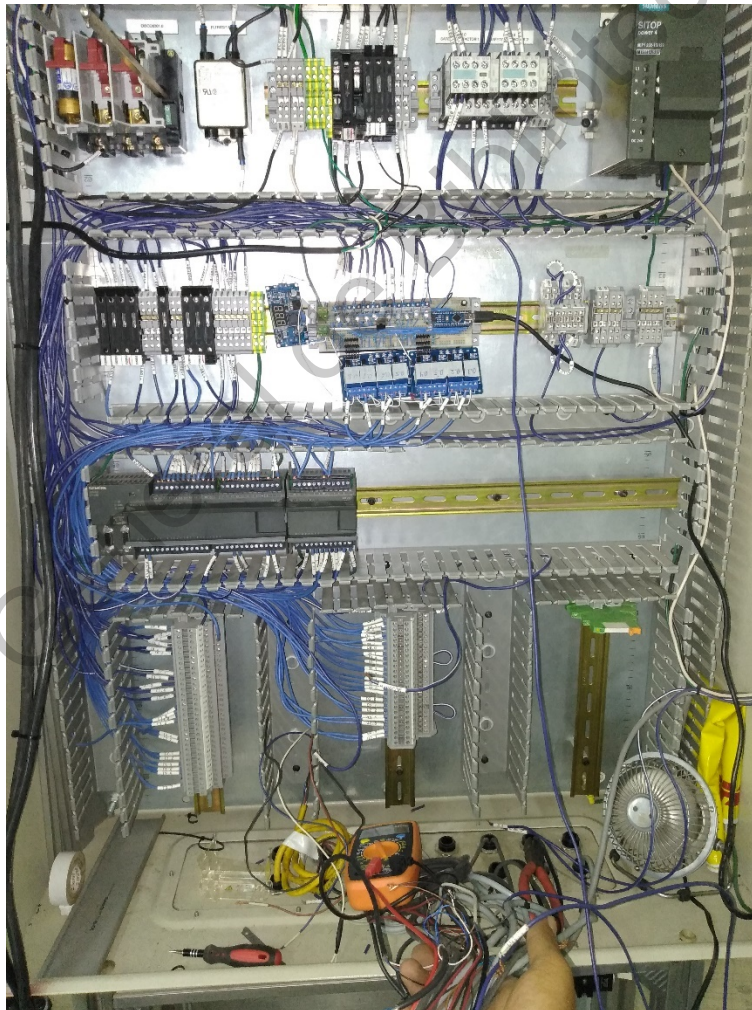


Figura (3.11) Sistema eléctrico de control de la troqueladora.

3.5 Desarrollo del sistema de detección

En esta sección se describe el procedimiento mediante el cual se implementó la metodología de detección de fracturas para punzones de corte en una máquina troqueladora. Como se explicó en el inicio del capítulo, un sistema de control se puede ver como la integración de diversos módulos con funciones específicas. El diagrama de la Figura 3.12, muestra los principales módulos del sistema de control implementado en el sistema DAS incorporado a la máquina troqueladora. De acuerdo con el diagrama, los módulos esenciales (encerrados en óvalos en el diagrama) para realizar la detección de una falla en el punzón en el proceso de troquelado son: adquisición de datos, la estimación de características esenciales, la transformación en una matriz de proyección y un clasificador basado en redes neuronales.

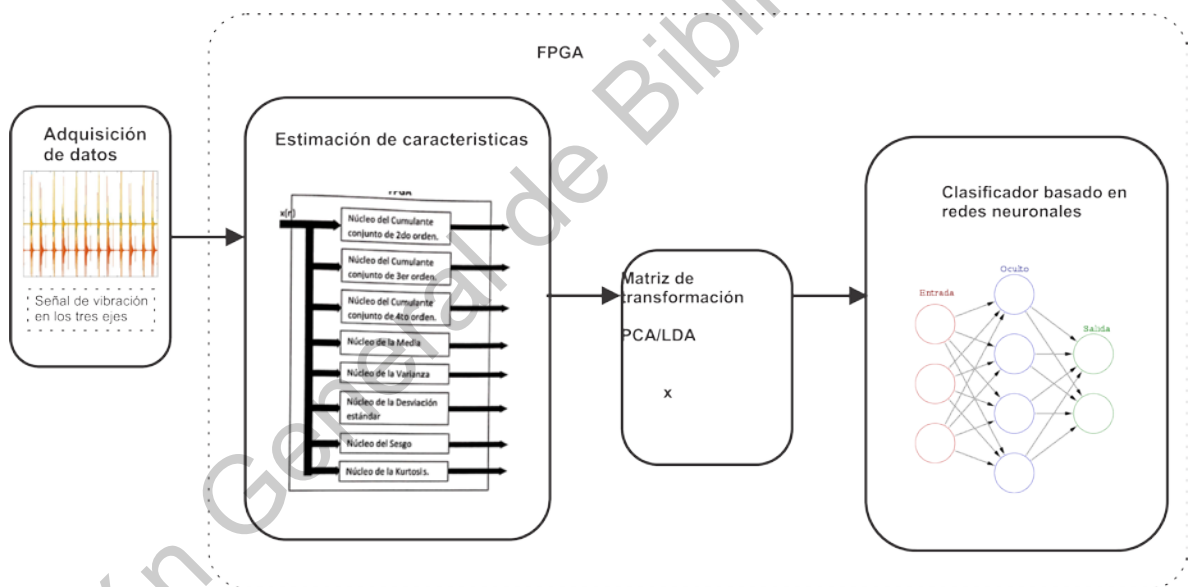


Figura (3.12) Sistema de detección de fracturas en procesos de troquelado.

3.5.1 Adquisición de datos

Para monitorear el proceso de troquelado, es utilizado un sistema de adquisición de datos DAS utilizado para capturar las señales de vibración, localizado en una posición estratégica donde no interfiere en la mecánica de la maquinaria ni en el proceso de punzado, como se muestran en la Fig. 3.10. El sistema contiene además una alimentación

independiente y de un control inalámbrico. El DAS es un diseño de bajo costo basado en la tecnología de arreglo de compuertas programables en campo (Field-Programmable Gate Array, FPGA) que contiene un sensor triaxial MAG3110 de tecnología MEMS. El sistema DAS es embebido sobre la tarjeta DUA4, esta tarjeta es un sistema de desarrollo de sistemas embebidos basado en FPGA de diseño propio que se observa en la Figura 3.13.



Figura (3.13) DUA4 sistema embebido basado en FPGA.

3.5.1.1 Estimación de características estadísticas

Para realizar el cálculo de características, obteniendo una caracterización de cada señal de vibración en cada eje adquirido del sensor; se realiza mediante la estimación de un conjunto de 15 características significativas de tiempo estadístico, las ecuaciones implementadas en las FPGA se pueden observar en la Tabla 3-1. Las características de tiempo estadístico propuestas son: media, valor máximo, raíz cuadrada del valor medio de los cuadrados (RMS-Root Mean Square), media cuadrática (SRM- Square Root Mean), desviación estándar, varianza, factor de forma de RMS, factor de forma de SRM, factor de cresta, factor de latitud, factor de impulso, asimetría, kurtosis, quinto y sexto momento normalizados. En la estructura se implementó distintos algoritmos para la

Tabla 3-1: Características estadísticas basadas en el tiempo.

Característica estadística	Ecuación
Media	$\bar{x} = \frac{1}{n} \cdot \sum_{k=1}^n x_k $
Valor máximo	$\hat{x} = \max(x)$
Raíz cuadrada del valor medio de los cuadrados (RMS)	$RMS = \sqrt{\frac{1}{n} \cdot \sum_{k=1}^n (x_k)^2}$
Media cuadrática (SMR)	$SRM = \left(\frac{1}{n} \cdot \sum_{k=1}^n \sqrt{ x_k } \right)^2$
Desviación estándar	$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \cdot \sum_{k=1}^n (x_k - \bar{x})^2}$
Varianza	$\sigma^2 = \frac{1}{n} \cdot \sum_{k=1}^n (x_k - \bar{x})^2$
Factor de forma de RMS	$SF_{RMS} = \frac{RMS}{\frac{1}{n} \cdot \sum_{k=1}^n x_k }$
Factor de forma de SRM	$SF_{SRM} = \frac{SRM}{\frac{1}{n} \cdot \sum_{k=1}^n x_k }$
Factor de cresta	$CF = \frac{\hat{x}}{RMS}$
Factor de latitud	$LF = \frac{\hat{x}}{SRM}$
Factor de impulso	$IF = \frac{\hat{x}}{\frac{1}{n} \cdot \sum_{k=1}^n x_k }$
Asimetría	$S_k = \frac{E[(x_k - \bar{x})^3]}{\sigma^3}$
Kurtosis	$k = \frac{E[(x_k - \bar{x})^4]}{\sigma^4}$
Quinto momento normalizado	$5thM = \frac{E[(x_k - \bar{x})^5]}{\sigma^5}$
Sexto momento normalizado	$6thM = \frac{E[(x_k - \bar{x})^6]}{\sigma^6}$

implementación de las distintas ecuaciones de estadística superior. Una descripción más específica de la como implementar estas ecuaciones se encuentra en el trabajo de Martínez-Figueroa (2014).

3.5.1.2 Clasificador basado en redes neuronales

La clasificación donde el conjunto final de características extraídas de LDA se evalúa bajo una estructura de clasificador basado en ANN para llevar a cabo un diagnóstico de las diferentes condiciones de operación. De hecho, este clasificador propuesto tiene dos entradas que corresponden a las dos dimensiones de las características extraídas obtenidas de la utilización de la técnica LDA, que compone la información de entrenamiento y prueba para la red, y el diagnóstico de fallas lo proporcionan tres salidas que corresponden a cada una de las condición actual de operación de la punzadora. Una descripción más específica de como implementar estas una red neuronal son retro propagación se encuentra en el trabajo de Cano-Morales (2010).

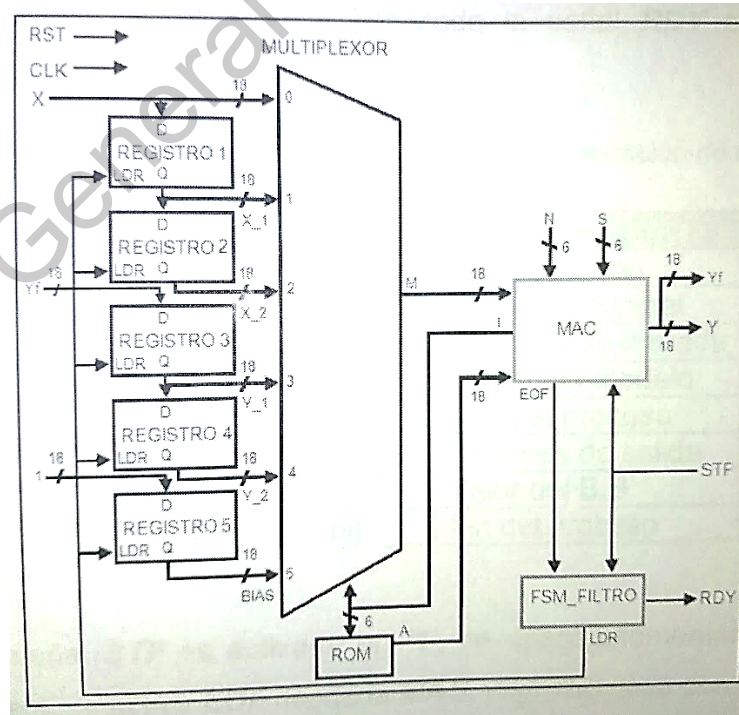


Figura (3.14) Diagrama general de la ecuación de diferencias de la red neuronal.

3.6 Validación y verificación del sistema

Para la verificación del sistema se utilizaron dos módulos adicionales. Se definieron algunos casos de estudio para las pruebas realizadas en un banco de pruebas con técnicas de procesamiento de datos en PCA. Posteriormente el sistema entrenado se puso a prueba en este mismo banco de pruebas.

3.6.1 Banco de prueba experimental

El banco de pruebas consta de una punzadora neumática, está alimentado por un compresor de aire trifásico DeWalt Dxcmla1983054 de 30 galones. El herramental de la perforadora consta de un punzón cónico para perforado MDL PNPZ.1101390M con revestimiento TICN de alto cromo y su matriz para perforación. Las láminas de prueba son de aluminio 3003 de calibre 20 y 24. Las señales de vibración en el porta punzón de la punzadora se adquieren utilizando un acelerómetro del sistema DAS con salida digital de 12 bits, montado en la placa de adquisición DUA4.

La frecuencia de muestreo se establece en 16kHz para la adquisición de señales de vibración, realizando muestras durante 20 ciclos de trabajo en la punzadora con un total de 140 s de tiempo de muestreo, para cada uno de los casos de análisis.

La disposición de las diferentes fallas producidas en el banco de pruebas experimental, son variaciones en la medida de daño en el punzón de corte en el cilindro pistón principal de la punzadora. En el capítulo siguiente se discuten los resultados de estos experimentos en el banco de pruebas.

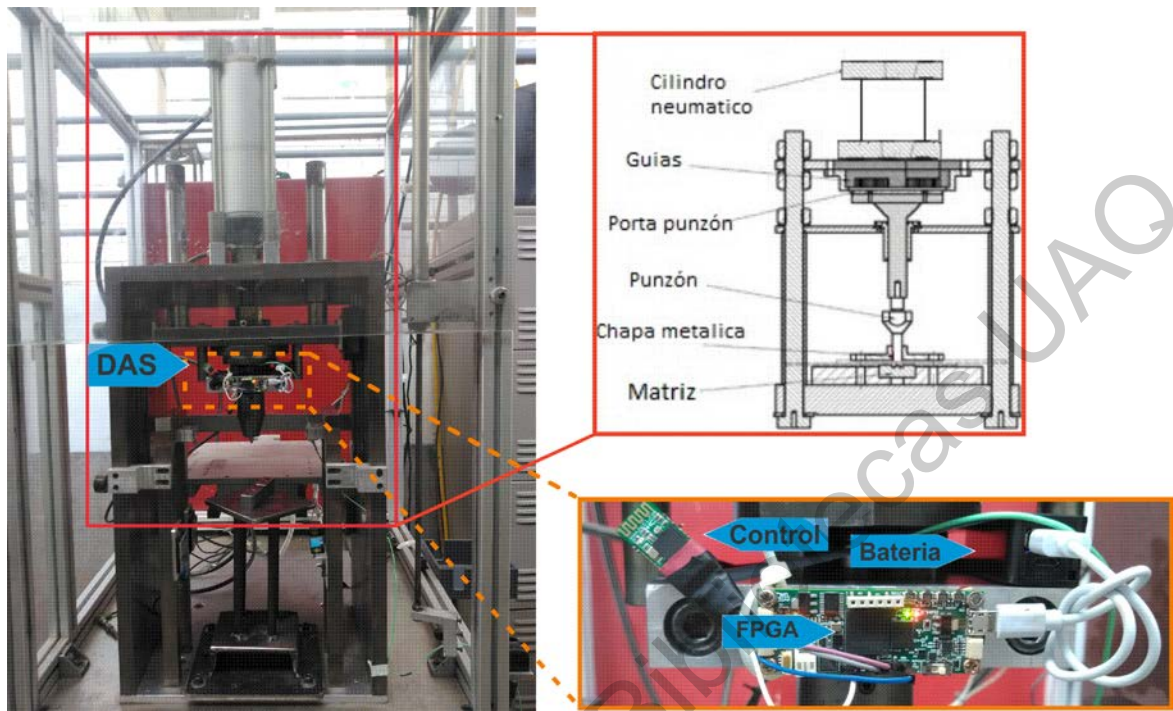


Figura (3.15) Banco de pruebas experimental utilizado para validar la metodología de diagnóstico propuesta.

Capítulo IV

4 Resultados y discusión

Los resultados de las pruebas realizadas en la maquina troquelado en procesos de corte por punzado se presentan a continuación. El procesos e troquelado fue sometido con distintas condiciones de falla en el punzón de corte. En el presente capitulo se discute el desarrollo de la metodología del procesamiento de los datos durante distintas pruebas realizadas para cada una de las condiciones de falla estudiadas. Cada una de estas fallas se varió con dos diferentes calibres de chapa de aluminio, para contrastar y tener un mejor panorama de los resultados que la metodología propuesta podría brindar.

Los datos de prueba fueron obtenidos con el sistema DAS implementado en FPGA sobre la tarjeta de pruebas DUA4. Los datos de cada una de las pruebas realizadas al proceso de troquelado fueron almacenadas en una memoria externa microSD y posteriormente la información fue vaciada fuera de línea a un PC para su posterior análisis.

La metodología de diagnóstico propuesta en este trabajo se implementa bajo el sistema de cómputo numérico MATLAB, que se utiliza para realizar el procesamiento de las señales de vibración adquiridas de los tres ejes del acelerómetro y para diagnosticar las fallas.

Con respecto a la metodología propuesta, como se ha mencionado, la adquisición de datos se realizó llevando a cabo diferentes experimentos y almacenándolo en un banco de datos

4.1 Segmentación

Estudios anteriores investigan sobre la relación de las vibraciones, principalmente como resultado del desgaste o presencia de fracturas en el material de la herramienta de corte, estos (Habibi et al., 2018; Neumayer et al., 2019). Basados en esta información y debido a que el punzado de chapa es un proceso altamente transitorio que generalmente dura solo una docena de milisegundos o incluso un período de tiempo más corto. La frecuencia de muestreo se establece en 16kHz para la adquisición de señales de vibración, realizando muestras durante 20 ciclos de trabajo en la punzadora con un total de 140 s de tiempo de muestreo, para cada uno de los casos de análisis. Se comenzó analizando solamente los instantes de tiempo donde sucedía el impacto del punzón con el material de corte, por suponer que era en este instante de tiempo donde contenía mayor cantidad de información para el estudio (Figura 4.1). La señal se segmenta para reconstruir una nueva señal a partir de los instantes seleccionados.

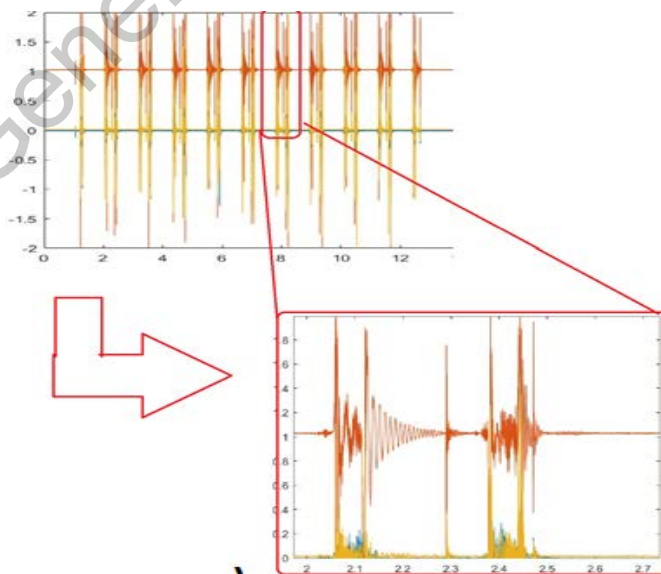


Figura (4.1) Señal de vibración tri-axial y segmentación de la señal.

4.2 Análisis

El análisis de la señal se comenzó, primeramente, en la selección de información. Esta selección de información tiene como objetivo descartar la segmentos de la señal que contiene una cantidad menor de información del estado del punzón, que otros segmentos de la señal. Esto debido a que el desarrollo tiene como objetivo una implementación hardware, el consumo de recursos en el procesamiento es un punto importante que tener en cuenta. Y de manera experimental, en la pruebas que se realizaron, se comprobó que esta selección de segmento mejoraba notablemente en el tiempo de procesamiento de los algoritmos de RD.

De la señal de vibración original de los tres ejes de la imagen de la Figura 4.2: a, se aisló un ciclo completo de impacto y retroceso (Figura 4.2:b), una vez localizado el termino y el fin del ciclo se enfocó en obtener solo la información del impacto(Figura 4.2: c) y para formar una nueva señal a partir de todos los impacto como se ve en la Figura 4.3: d.

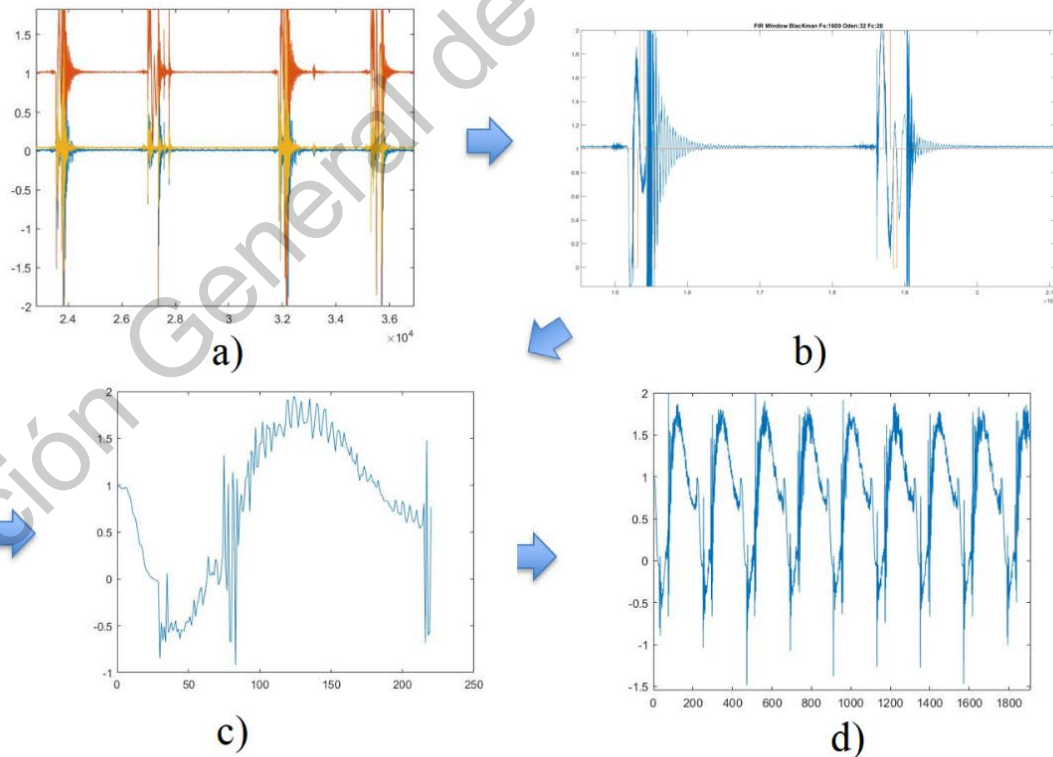


Figura (4.2) Secuencia de generación de señal de impactos.

La estimación de características se realiza calculando un número de 15 características de tiempo estadístico de cada una de las tres señales del acelerómetro en el porta punzón. En consecuencia, cada condición considerada está representada por un conjunto de 45 características de tiempo estadístico de cada una de las 20 muestras, estas 20 muestras son realizadas para cada uno de los casos considerados, operación normal, de baja y alta presión. Estos conjuntos estimados de características se utilizan para extraer un nuevo subconjunto de características, que se describen a continuación. La aplicación del algoritmo PCA con la información original sin un preprocesamiento de segmentación en la Figura 4.3: a, y en la Figura 4.3: b se observa el mismo algoritmo y las mismas ecuaciones de características aplicada a la señal segmenta en ciclos independientes; para la Figura 4.3: c el algoritmo fue probado con la información proveniente de la señal segmentada. Demostrando la mejor y interpretación de la información, debido a que se generó una segmentación aparentemente más favorable.

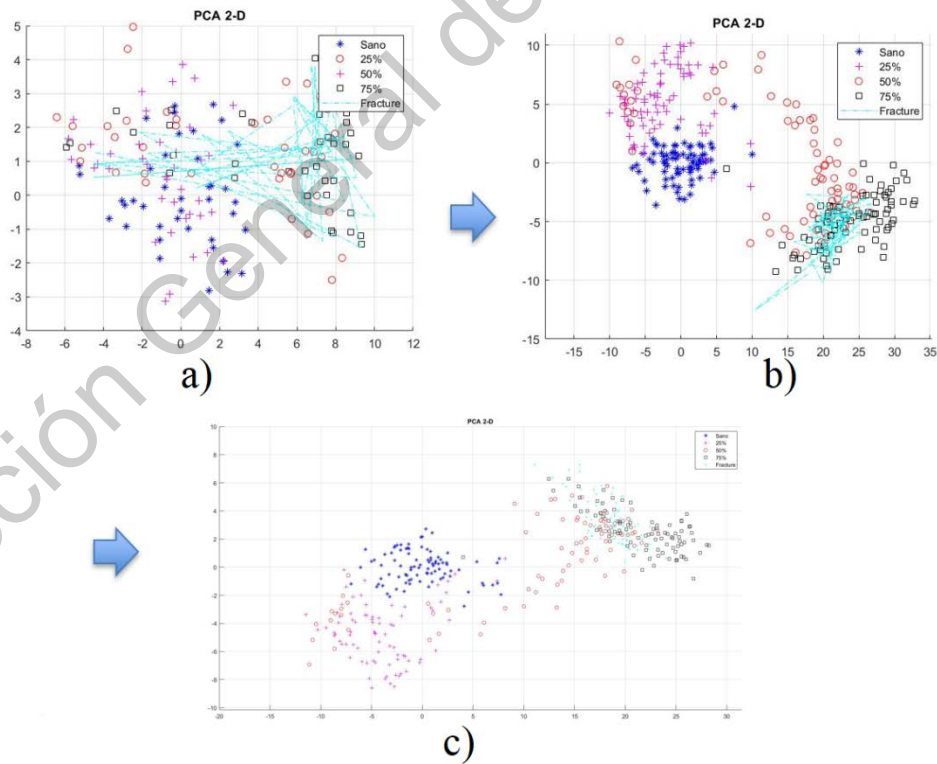


Figura (4.3) Prueba PCA de la segmentación de la señal de vibración

Posteriormente, la extracción de características se realiza mediante el LDA, en el que todos los conjuntos de características de tiempo estadístico estimado se comprimen y transforman en una nueva base. El propósito de la estrategia LDA es encontrar una nueva proyección en una dimensionalidad más pequeña al intentar obtener la máxima separación lineal entre las condiciones consideradas. Mediante la aplicación de esta técnica se obtiene un nuevo subconjunto de características extraídas, donde las características extraídas se representan mediante composiciones de combinaciones de diferentes pesos de las características estadísticas propuestas. Como resultado, debido a la extracción de características, se obtiene una representación visual de las condiciones consideradas en un espacio bidimensional.

En la Figura 4.4 se observa las pruebas para selección de información, mejor conocida como cross-validation y con este nuevo grupo de características que contenían mayor información significativa tiene mejoras en los resultados obtenidos con ambos algoritmos de reducción de dimensionalidad, A la izquierda de la Figura 4.4 se observa los resultados obtenidos para PCA en 3D y 2D, y a la derecha se observan los mismos datos, pero esta vez puestos a prueba a través de el algoritmo LDA.

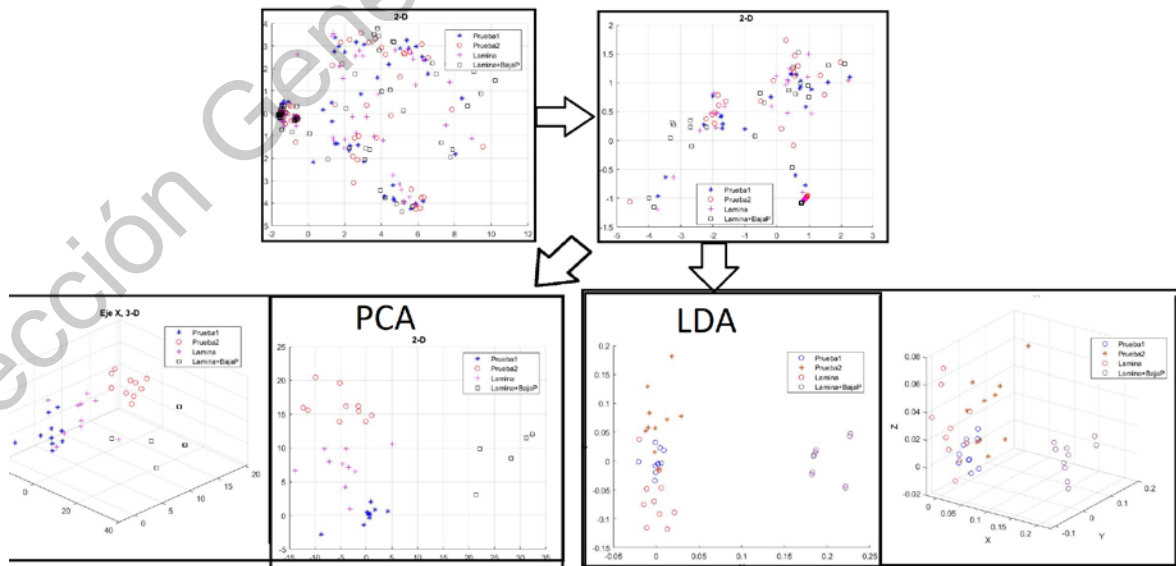


Figura (4.4) Cross-Validation en PCA y LDA

Antes de la clasificación y para demostrar que el uso de las tres señales de vibración del porta punzón mejoran la caracterización de la condición de operación, se lleva a cabo una comparación entre los conjuntos extraídos de características al considerar solo una señal de vibración y posteriormente usando las tres señales de vibración mostrado en la Figura 4.5. Se utiliza la señal del eje “Y” del sensor, esta dirección del sensor se encuentra en paralelo con la dirección del desplazamiento del punzón; se considera que esta señal contiene suficiente información que describa el proceso de perforado. Es decir, para este propósito se realiza dos análisis LDA para cada una de las condiciones, donde el conjunto propuesto de 15 características de tiempo estadístico es estimado considerando primeramente solo la información de uno de los ejes y después la de los tres ejes. Posteriormente, se realiza la extracción de características por medio de la PCA para cada una de las dos pruebas y los conjuntos de características estimados anteriores se comprimen y también se representan en un espacio bidimensional para tener la misma base de comparación.

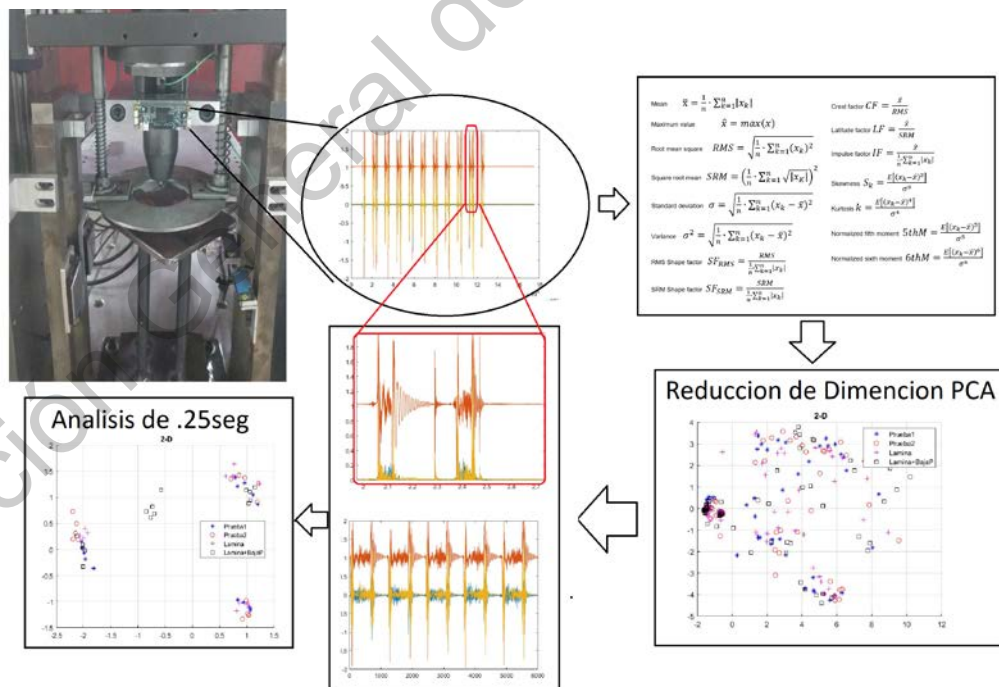


Figura (4.5) Reducción de dimensión y para señales provenientes de un solo eje.

4.3 Pruebas

En cuanto a la clasificación de condición, se utiliza un clasificador multicapa basado en ANN para obtener las clases de salida. Debido a que se obtiene un mejor rendimiento mediante la reducción de características propuesta, una estructura simple considerada en el clasificador permite obtener buenos resultados sin el uso excesivo de recursos. Por lo tanto, el clasificador tiene dos neuronas en la capa de entrada para cada una de las características obtenida de la proyección de LDA, diez neuronas en su capa oculta, en la capa de salida 3 neuronas para cada una de las condiciones de operación; se utiliza una función sigmoidea probabilística como función de activación y se consideran 70 épocas para el entrenamiento utilizando la regla de propagación hacia atrás. Estos parámetros se seleccionan mediante pruebas de prueba y error.

Para obtener resultados estadísticamente significativos y demostrar el rendimiento de la metodología de diagnóstico propuesta, el clasificador está entrenado y probado bajo un esquema de validación cruzada quíntuple. Por lo tanto, considerando todas las condiciones, la base de datos original se compone de 60 muestras, 20 muestras de cada condición. Esta base de datos está dividida en dos partes diferentes, una compuesta por 40 muestras con fines de capacitación, 20 muestras por condición y la otra compuesta por 20 muestras con fines de prueba, 20 muestras por condición. A continuación, se proporciona una representación visual del alcance del rendimiento de clasificación resultante durante el entrenamiento y la prueba del clasificador ANN. Las regiones de decisión resultantes y las proyecciones de muestras, utilizando la partición del primer pliegue como referencia, se proyectan y se muestran en la Fig. 4.6, la prueba del clasificador basado en ANN. Los resultados para la matriz de proyección resultante del algoritmo PCA se puede observar en la Figura (4.6: a), así mismo pero para el caso de la matriz de proyección resultante del uso del algoritmo LAD se observa en la Figura (4.6: b).

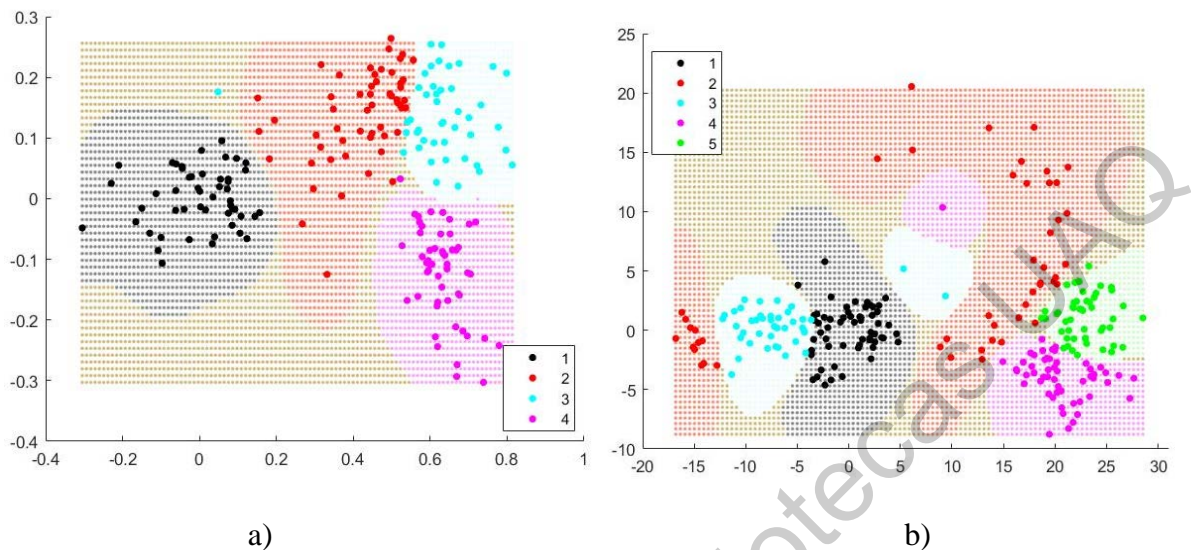


Figura (4.6) Resultados de la ANN a la matriz de protección de: a) PCA y b) LDA

La Figura (4.6: a) muestra la proyección de las regiones de decisión para la clasificación de condiciones múltiples correspondiente a la prueba de la primera validación cruzada calculada por el clasificador basado en ANN propuesto al resultado del algoritmo LDA y en la Figura (4.6: a) para LDA.

Para analizar el rendimiento de cada clase individualmente, se entrena y prueba la misma estructura del clasificador basado en ANN con las características extraídas proporcionadas por las pruebas realizadas para cada uno de los materiales utilizados. La Figura 4.7 resume la matriz de confusión calculadas para el enfoque LDA de las pruebas realizadas con el AI cal. 24. Como muestran los resultados en la matriz de confusión, los problemas de clasificación errónea en la clase que corresponde al estado normal de operación. Cabe señalar que los casos de clasificación errónea más críticos están relacionados con la condición de operación normal que representa una desventaja. La relación de clasificación lograda por el enfoque LDA es aproximadamente del 91.7%.

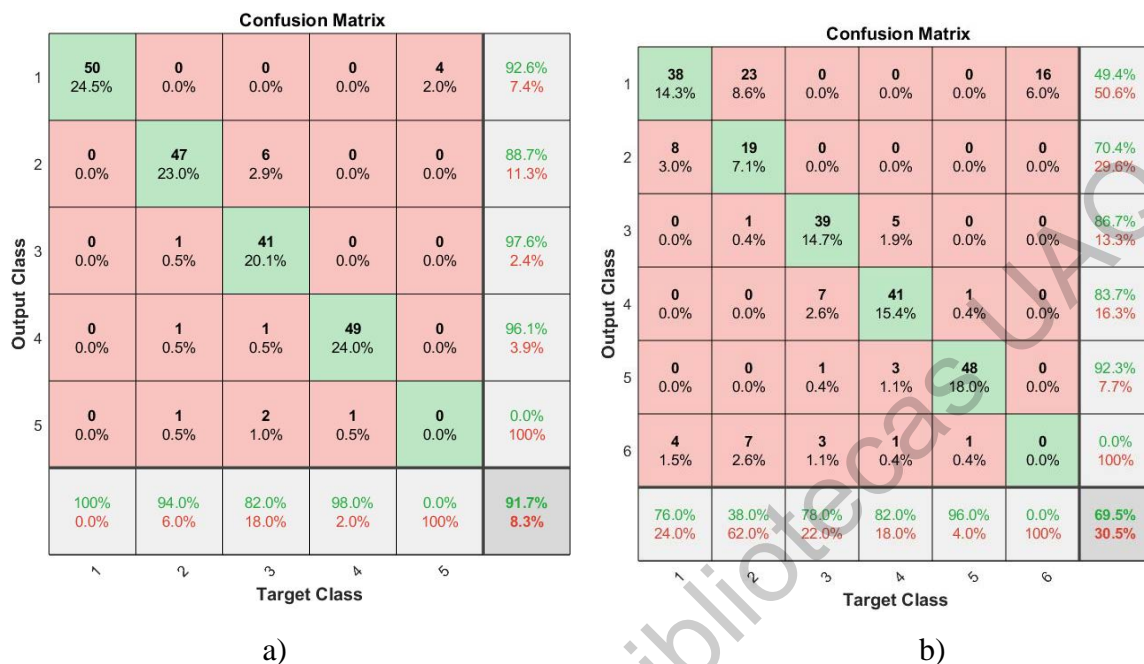


Figura (4.7) Matriz de confusión resultante de a) LDA y b) PC, para aluminio no.19.

Con respecto a la metodología de diagnóstico propuesta, la relación de clasificación resultante obtenida del entrenamiento y la prueba del clasificador ANN para la prueba con el Al cal. 20 es 98.3%. En la Tabla 4-1 y la Tabla 4-2 se resumen la matriz de confusión correspondientes a la evaluación de todas las condiciones consideradas mediante la reducción de la característica propuesta. Aunque se obtienen algunas clasificaciones erróneas tanto en el entrenamiento como en la prueba del clasificador ANN, los resultados son prometedores.

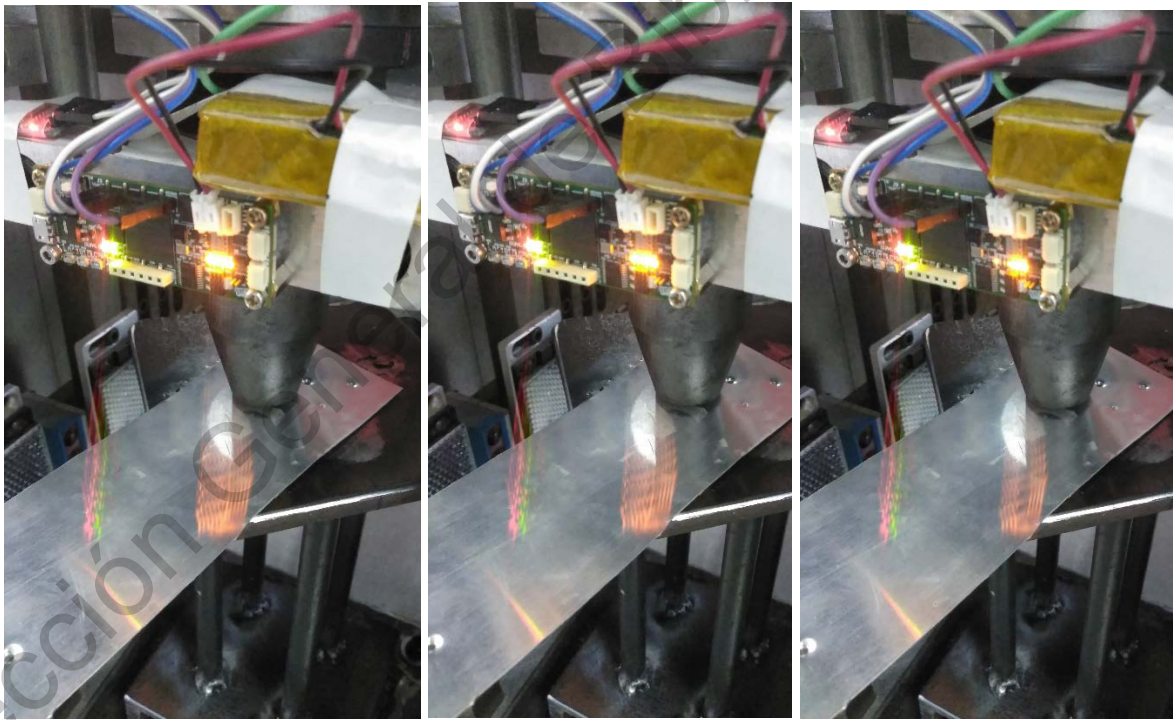
Tabla 4-1: Matriz de confusión resultante de LDA, para la Al cal. 24

Clase asignada	Clase verdadera		
	BajaP	Normal	AltaP
BajaP	18	3	0
Normal	2	17	0
AltaP	0	0	20

Tabla 4-2: Matriz de confusión resultante de LDA, para la Al cal. 20

Clase asignada	Clase verdadera		
	BajaP	Normal	AltaP
BajaP	19	0	0
Normal	1	20	0
AltaP	0	0	20

En la Figura 4.8 se ve los resultados con distintas repeticiones, para determinar el adecuado funcionamiento del sistema en pruebas de corte a distintos materiales y espesores, comprando su respuesta con la de métodos estadísticos reportados.



a)

b)

c)

Figura (4.8) validación del sistema para detección de fracturas.

Capítulo V

5 Conclusiones y perspectivas

5.1 Conclusiones

Se llevo a cabo la instrumentación (detección de condición) del proceso de punzado en una punzonadora neumática, originalmente la maquina se encontraba en condiciones inoperables debido a que carencia de instrumentación de control y a que la maquina no contaba con el herramental correcto para el proceso, siguiendo la metodología descrita en este trabajo fue posible realizar pruebas de punzado por corte y la adquisición de las señales de vibración en el porta punzón. Contar con este sistema instrumentado permite contar un una base para el diseño, desarrollo y pruebas de algoritmos de control, monitoreo de señales, y manufactura por punzado, etc, en maquinaria troqueladora.

Del proyecto de investigación se espera obtener a base de estudios empíricos modelos que fundamenten una metodología no invasiva y capaz de realizar su implementación en

línea, esto con el uso de algoritmos para el análisis de señales, una detección temprana de la presencia de fracturas en procesos troquelado, con el procesamiento de señales procedentes de acelerómetros MEMS, la cual se presente como una herramienta de bajo costo para la detección de fallas en punzones de perforado, que representa una inversión tanto en tiempo de construcción como en costo.

Este trabajo presenta una metodología para monitorear y evaluar la condición de operación en una punzadora, bajo diferentes condiciones de perforado. Hay cuatro aspectos importantes en esta metodología de diagnóstico propuesta. La primera es la propuesta del conjunto de características de tiempo estadístico, como una buena caracterización de las señales de vibración en el porta punzón adquiridas, se obtiene al considerar el conjunto de características apropiado. El segundo está relacionado con el uso de las tres señales de vibración y no solo de la señal en la dirección del desplazamiento del porta punzón para fines de cálculo de características, los resultados muestran que el cálculo de un conjunto de características de tiempo estadístico de cada señal de vibración del porta punzón proporcionan en este trabajo la capacidad de obtener una mejor caracterización de la condición de operación en la que se encuentra. El tercero es la aplicación de una técnica de extracción de características. El uso de la técnica LDA sobre los conjuntos de características de tiempo estadístico de todas las condiciones consideradas, permite la reducción de la dimensionalidad, facilitando la tarea de clasificación debido a la representación bidimensional resultante de las condiciones consideradas. El cuarto es el uso de un algoritmo de clasificación simple basado en una estructura ANN única capaz de reconocer todas las condiciones consideradas. Se han considerado tres condiciones experimentales diferentes para cada caso, que representan un rango importante de condiciones del sistema, incluidos estados saludables, en presencia de fractura incipiente y con fractura. Bajo todas estas condiciones experimentales, la metodología propuesta muestra resultados confiables de diagnóstico de condición para distintos tipos de material. Los resultados obtenidos en este trabajo sugieren que esta metodología también puede ser útil para cualquier otra detección de condiciones de operación en máquinas de prensa neumática o troqueles. El trabajo futuro se centrará en el análisis de la metodología de diagnóstico bajo múltiples escenarios,

considerando diferentes condiciones de operación de presión y distintos materiales, así como un mayor número de ciclos de trabajos para reforzar la base de pruebas.

Se considera que es posible llevar este sistema de monitoreo en línea a la aplicación en procesos de troquelado, y establecer un sistema automático que realicen el monitoreo y diagnóstico de falla por fractura de sus herramientas en línea.

Posiblemente con los resultados favorables, este sistema se pueda implementar en procesos que realiza una máquina troqueladora, donde podría estimar el deterioro y falla por fractura en sus troqueles o en la matriz de troquel. Y también extenderse adecuando el sistema a maquinarias donde su acción principal sea la del presionado o golpeo, como podrían ser cizalladoras, prensas neumáticas, remachadoras, etc.

REFERENCIAS

- . A. K. K. (2016). DESIGN AND ANALYSIS OF PUNCHING DIE. *International Journal of Research in Engineering and Technology*, 05(04), 249–255. <https://doi.org/10.15623/ijret.2016.0504048>
- Abbasi, K., & Alobaidi, W. M. (2018). Estimation of time-of-flight based on threshold and peak analysis method for microwaves signals reflected from the crack. *Nondestructive Testing and Evaluation*, 33(4), 393–404. <https://doi.org/10.1080/10589759.2018.1495204>
- and, B. K.-J. of E. M., & 1983, undefined. (s/f). Punch press monitoring with acoustic emission (AE) Part I: signal characterization and stock hardness effects. *asmedigitalcollection.asme.org*. Recuperado de <https://asmedigitalcollection.asme.org/materialstechnology/article-abstract/105/4/295/394809>
- Arellano-Espitia, F., Saucedo-Dorantes, J. J., Osornio-Rios, R. A., Delgado-Prieto, M., Carino-Corrales, J. A., & Romero-Troncoso, R. J. (2018). Statistical data fusion as diagnosis scheme applied to a kinematic chain. *Proceedings of the IEEE International Conference on Industrial Technology, 2018-February*, 2111–2118. <https://doi.org/10.1109/ICIT.2018.8352515>
- Badgujar, T. Y., & Wani, V. P. (2016). Optimization of Stamping Process Parameters for Material Thinning With Design of Experiment Approach. *Iv International Conference on Production and Industrial Engineering, Cpie-2016*, (December), 1–9.
- Belkin, M., & Niyogi, P. (2003). Laplacian eigenmaps for dimensionality reduction and data representation. *Neural Computation*, 15(6), 1373–1396. <https://doi.org/10.1162/089976603321780317>
- Duque-Perez, O., Del Pozo-Gallego, C., Morinigo-Sotelo, D., & Fontes Godoy, W. (2017). Bearing fault diagnosis based on Lasso regularization method. *Proceedings of the 2017 IEEE 11th International Symposium on Diagnostics for Electrical Machines, Power Electronics and Drives, SDEMPED 2017, 2017-January*, 331–337. <https://doi.org/10.1109/DEMPED.2017.8062376>

- Ge, M., Du, R., & Xu, Y. (2004). Hidden Markov model based fault diagnosis for stamping processes. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 18(2), 391–408. [https://doi.org/10.1016/S0888-3270\(03\)00076-1](https://doi.org/10.1016/S0888-3270(03)00076-1)
- Ge, M., Zhang, G. C., Du, R., & Xu, Y. (2002). Feature extraction from energy distribution of stamping processes using wavelet transform. *JVC/Journal of Vibration and Control*, 8(7), 1023–1032. <https://doi.org/10.1177/107754602029577>
- Ge, Ming, Du, R., Zhang, G., & Xu, Y. (2004). Fault diagnosis using support vector machine with an application in sheet metal stamping operations. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 18(1), 143–159. [https://doi.org/10.1016/S0888-3270\(03\)00071-2](https://doi.org/10.1016/S0888-3270(03)00071-2)
- Ge, Ming, Xu, Y., & Du, R. (2008). An intelligent online monitoring and diagnostic system for manufacturing automation. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 5(1), 127–138. <https://doi.org/10.1109/TASE.2006.886833>
- Habibi, N., Pütz, F., Könemann, M., Brinzel, V., Münstermann, S., Feistle, M., & Volk, W. (2018). Numerical quantification of damage accumulation resulting from blanking in multi-phase steel. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 418(1), 012058. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/418/1/012058>
- Hambli, R., Richir, S., Crubleau, P., & Tavel, B. (2003). Prediction of optimum clearance in sheet metal blanking processes. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 22(1–2), 20–25. <https://doi.org/10.1007/s00170-002-1437-5>
- Hastie, T., Tibshirani, R., ... J. F.-T. M., & 2005, undefined. (s/f). The elements of statistical learning: data mining, inference and prediction. *Springer*. Recuperado de <http://www.springerlink.com/index/D7X7KX6772HQ2135.pdf>
- Haykin, S. S. (2007). *Neural networks : a comprehensive foundation*. Prentice-Hall of India.
- He, J., Li, S., & Dong, L. (2019). Experiments and FE simulation of edge cracking considering prehardening after blanking process. *International Journal of Material Forming*, 1–14. <https://doi.org/10.1007/s12289-019-01491-6>
- He, Q., Ding, X., & Pan, Y. (2014). Machine fault classification based on local discriminant bases and locality preserving projections. *Mathematical Problems in Engineering*, 2014. <https://doi.org/10.1155/2014/923424>

- Iurman, L., Lucaioli, A. O., Guillermo, L., & Insausti, J. W. (2013). Evolución de los criterios de conformabilidad de chapas metálicas para estampado. *CeI Ciencia en Investigación*, 5–22. Recuperado de <http://aargentinapciencias.org/wp-content/uploads/2018/01/RevistasCeI/tomo63-3/2-EVOLUCION-DE-LOS-CRITERIOS-DE-CONFORMABILIDAD-DE-CHAPAS-METALICAS-PARA-ESTAMPADO-cei63-3-2013-2.pdf>
- Jo, S., Lohrey, M., Ludwig, D., Meckel, S., Obermaisser, R., & Plasger, S. (2018). An architecture for online-diagnosis systems supporting compressed communication. *Microprocessors and Microsystems*, 61, 242–256. <https://doi.org/10.1016/J.MICPRO.2018.06.008>
- Khosla, N. (2004). Dimensionality reduction using factor analysis. *Components*.
- Kim, B. S. (1983). Punch press monitoring with acoustic emission (AE) part I: Signal characterization and stock hardness effects. *Journal of Engineering Materials and Technology, Transactions of the ASME*, 105(4), 295–300. <https://doi.org/10.1115/1.3225661>
- Klingenberg, W., & Singh, U. P. (2004). Principles for on-line Monitoring of Tool Wear During Sheet Metal Punching. En *Proceedings of the 34th International MATADOR Conference* (pp. 169–174). https://doi.org/10.1007/978-1-4471-0647-0_25
- Koh, C. K. H., Shi, J., Williams, W. J., & Ni, J. (1999). Multiple fault detection and isolation using the haar transform, part 2: Application to the stamping process. *Journal of Manufacturing Science and Engineering, Transactions of the ASME*, 121(2), 295–299. <https://doi.org/10.1115/1.2831219>
- Kuvin, B. (2008). Die Forensics--Find the Root Cause of Piercing and Blanking Failures. *MetalForming Magazine*. Recuperado de https://www.metalformingmagazine.com/magazine/article/?/2008/2/1/Die_Forensics--Find_the_Root_Cause_of_Piercing_and_Blancking_Failures
- Li, X., & Bassiuny, A. M. (2008). Transient dynamical analysis of strain signals in sheet metal stamping processes. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 48(5), 576–588. <https://doi.org/10.1016/j.ijmachtools.2007.06.010>
- Lim, Y., Ulsoy, A., & Venugopal, R. (2013). *Process control for sheet-metal stamping*.

- Recuperado de <https://link.springer.com/content/pdf/10.1007/978-1-4471-6284-1.pdf>
- Lo Iacono, F., Navarra, G., & Oliva, M. (2017). Structural monitoring of “Himera” viaduct by low-cost MEMS sensors: characterization and preliminary results. *Meccanica*, 52(13), 3221–3236. <https://doi.org/10.1007/s11012-017-0691-4>
- Mahayotsanun, N., Sah, S., Cao, J., Peshkin, M., Gao, R. X., & Wang, C.-T. (2009). *Tooling-integrated sensing systems for stamping process monitoring*. <https://doi.org/10.1016/j.ijmachtools.2009.01.009>
- Martin, K. F. (1994). A review by discussion of condition monitoring and fault diagnosis in machine tools. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 34(4), 527–551. [https://doi.org/10.1016/0890-6955\(94\)90083-3](https://doi.org/10.1016/0890-6955(94)90083-3)
- Maruthi, G. ., & Panduranga Vittal, K. (2005). Electrical Fault Detection in Three Phase Squirrel Cage Induction Motor by Vibration Analysis using MEMS Accelerometer. *2005 International Conference on Power Electronics and Drives Systems*, 2, 838–843. <https://doi.org/10.1109/PEDS.2005.1619804>
- Min, X. H., & Kato, H. (2004). Change in ultrasonic parameters with loading/unloading process in cyclic loading of aluminium alloy. *Materials Science and Engineering A*, 372, 269–277. <https://doi.org/10.1016/j.msea.2004.01.033>
- Neumayer, F. F., Vogt, S., Gueffroy, M., Jesner, G., Kelsch, R., Geile, M., ... Volk, W. (2019). Warm and cold blanking of manganese-boron steel 22MnB5 with different tool geometries. *Procedia Manufacturing*, 29, 345–352. <https://doi.org/10.1016/J.PROMFG.2019.02.147>
- Ng, Y. M. H., Yu, M., Huang, Y., & Du, R. (2007). Diagnosis of sheet metal stamping processes based on 3-D thermal energy distribution. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 4(1), 22–29. <https://doi.org/10.1109/TASE.2006.873227>
- Paliwal, K. K. (1992). Dimensionality reduction of the enhanced feature set for the HMM-based speech recognizer. *Digital Signal Processing*, 2(3), 157–173. [https://doi.org/10.1016/1051-2004\(92\)90005-J](https://doi.org/10.1016/1051-2004(92)90005-J)
- Parmar, A., & Patel, Y. (2013). A Review on Process of Press Tool Design and its Manufacturing. *Procedia Engineering*, 53(3), 665–672. [https://doi.org/10.1016/06.2016-15284739](https://doi.org/10.1016/j.proeng.2013.06.006)

- Peluffo-Ordóñez, D. H., Lee, J. A., & Verleysen, M. (2014a). Short Review of Dimensionality Reduction Methods Based on Stochastic Neighbour Embedding. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 295, 65–74. https://doi.org/10.1007/978-3-319-07695-9_6
- Peluffo-Ordóñez, D. H., Lee, J. A., & Verleysen, M. (2014b). Short Review of Dimensionality Reduction Methods Based on Stochastic Neighbour Embedding. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 295, 65–74. https://doi.org/10.1007/978-3-319-07695-9_6
- Podgornik, B., & Leskovšek, V. (2015, junio 15). Wear mechanisms and surface engineering of forming tools. *Materiali in Tehnologije*, Vol. 49, pp. 313–324. <https://doi.org/10.17222/mit.2015.005>
- Ratcliffe, C., Heider, D., Crane, R., Krauthauser, C., Yoon, M. K., & Gillespie, J. W. (2008). Investigation into the use of low cost MEMS accelerometers for vibration based damage detection. *Composite Structures*, 82(1), 61–70. <https://doi.org/10.1016/J.COMPSTRUCT.2006.11.012>
- Sabato, A., & Feng, M. Q. (2014). Feasibility of frequency-modulated wireless transmission for a multi-purpose MEMS-based accelerometer. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 14(9), 16563–16585. <https://doi.org/10.3390/s140916563>
- Sari, D. Y., Wu, T. L., & Lin, B. T. (2017). Preliminary study for online monitoring during the punching process. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 88(5–8), 2275–2285. <https://doi.org/10.1007/s00170-016-8956-y>
- Saucedo-Dorantes, J. J., Delgado-Prieto, M., Osornio-Rios, R. A., & De Jesus Romero-Troncoso, R. (2017). Multifault Diagnosis Method Applied to an Electric Machine Based on High-Dimensional Feature Reduction. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 53(3), 3086–3097. <https://doi.org/10.1109/TIA.2016.2637307>
- Saucedo-Dorantes, J. J., Osornio-Rios, R. A., Delgado-Prieto, M., & Romero-Troncoso, R. J. (2017). Diagnosis methodology based on statistical-time features and linear discriminant analysis applied to induction motors. *Proceedings of the 2017 IEEE 11th International Symposium on Diagnostics for Electrical Machines, Power Electronics and Drives, SDEMPED 2017, 2017-Janua(278033)*, 517–523.

<https://doi.org/10.1109/DEMPED.2017.8062404>

- Suchy, I. (2006). *Handbook of die design*. Recuperado de https://books.google.com.mx/books/about/Handbook_of_die_design.html?id=MO9TAAAMA AJ&redir_esc=y
- Sugiyama, M., Idé, T., Nakajima, S., & Sese, J. (2010). Semi-supervised local Fisher discriminant analysis for dimensionality reduction. *Machine Learning*, 78(1–2), 35–61. <https://doi.org/10.1007/s10994-009-5125-7>
- Thanagasundram, S., & Schlindwein, F. S. (2006). Comparison of integrated micro-electrical-mechanical system and piezoelectric accelerometers for machine condition monitoring. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science*, 220(8), 1135–1146. <https://doi.org/10.1243/09544062C07405>
- Ubhayaratne, I., Pereira, M. P., Xiang, Y., & Rolfe, B. F. (2017). Audio signal analysis for tool wear monitoring in sheet metal stamping. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 85, 809–826. <https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2016.09.014>
- Valencia-Aguirre, J., Daza-Santacoloma, G., Acosta, C. D., & Castellanos-Domínguez, G. (2010). Comparación de métodos de reducción de dimensión basados en análisis por localidades. *TecnoLógicas*, (25), 131. <https://doi.org/10.22430/22565337.127>
- Van, M., & Kang, H. J. (2015). Wavelet Kernel Local Fisher Discriminant Analysis with Particle Swarm Optimization Algorithm for Bearing Defect Classification. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 64(12), 3588–3600. <https://doi.org/10.1109/TIM.2015.2450352>
- Varanis, M., Silva, A., Mereles, A., & Pederiva, R. (2018). MEMS accelerometers for mechanical vibrations analysis: a comprehensive review with applications. *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*, 40(11), 527. <https://doi.org/10.1007/s40430-018-1445-5>
- Villmann, T., Schleif, F. M., Kaden, M., & Lange, M. (2014). Advances in Self-Organizing Maps and Learning Vector Quantization: Proceedings of the 10th International Workshop, WSOM 2014, Mittweida, Germany, July, 2-4, 2014. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 295. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-07695-9>

- Wadi, I., & Balendra, R. (1999). An intelligent approach to monitor and control the blanking process. *Advances in Engineering Software*, 30(2), 85–92. [https://doi.org/10.1016/S0965-9978\(98\)00067-2](https://doi.org/10.1016/S0965-9978(98)00067-2)
- Wagle, S., & Kato, H. (2011). *Size Estimation of Fatigue Crack Appearing at Bolt Joints of Aluminum Alloy Plates by Synchronized SAW Measurement*. 869–878. <https://doi.org/10.1007/s11340-010-9383-x>
- Wang, C., Liu, Y., Wan, S., Guo, B., Shan, D., & Zhang, B. (2019). Effect of Ultrasonic Vibration on Deformation in Micro-blanking Process with Copper Foil. *Journal of Wuhan University of Technology-Mater. Sci. Ed.*, 34(2), 404–409. <https://doi.org/10.1007/s11595-019-2066-2>
- Widodo, A., & Yang, B. S. (2007, agosto). Support vector machine in machine condition monitoring and fault diagnosis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 21, pp. 2560–2574. <https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2006.12.007>
- Wu, T. L., Sari, D. Y., Lin, B. T., & Chang, C. W. (2017). Monitoring of punch failure in micro-piercing process based on vibratory signal and logistic regression. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 93(5–8), 2447–2458. <https://doi.org/10.1007/s00170-017-0701-7>
- Xu, C., Gong, X., Zhang, W., & Chen, G. (2017). An Investigation on Eddy Current Pulsed Thermography to Detect Surface Cracks on the Tungsten Carbide Matrix of Polycrystalline Diamond Compact Bit. *Applied Sciences*, 7(4), 429. <https://doi.org/10.3390/app7040429>
- Zhang, G. C., Ge, M., Tong, H., Xu, Y., & Du, R. (2002). Bispectral analysis for on-line monitoring of stamping operation. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 15(1), 97–104. [https://doi.org/10.1016/S0952-1976\(02\)00007-6](https://doi.org/10.1016/S0952-1976(02)00007-6)
- Zhang, G, Li, C., Zhou, H., Manufacturing, T. W.-P., & 2018, undefined. (s/f). Punching process monitoring using wavelet transform based feature extraction and semi-supervised clustering. *Elsevier*. Recuperado de <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2351978918308321>
- Zhang, Guicai, Li, C., Zhou, H., & Wagner, T. (2018a). Punching process monitoring using wavelet transform based feature extraction and semi-supervised clustering. *Procedia*

Manufacturing, 26, 1204–1212. <https://doi.org/10.1016/J.PROMFG.2018.07.156>

Zhang, Guicai, Li, C., Zhou, H., & Wagner, T. (2018b). Punching process monitoring using wavelet transform based feature extraction and semi-supervised clustering. *Procedia Manufacturing*, 26, 1204–1212. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2018.07.156>

Zhang, Guicai, Li, C., Zhou, H., & Wagner, T. (2018c). Punching process monitoring using wavelet transform based feature extraction and semi-supervised clustering. *Procedia Manufacturing*, 26, 1204–1212. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2018.07.156>

Dirección General de Bibliotecas UFR

A. Artículo publicado

Dirección General de Bibliotecas UAQ



UNIVERSIDAD
AUTÓNOMA
DE QUERÉTARO



FACULTAD
DE INGENIERÍA



DIPFI
POSGRADO
INSTITUTOS

13°

COLOQUIO

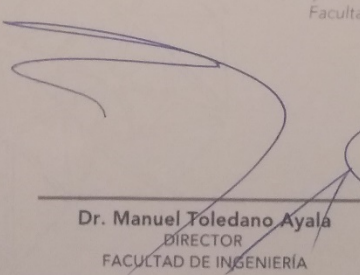
Se otorga la presente
CONSTANCIA a:

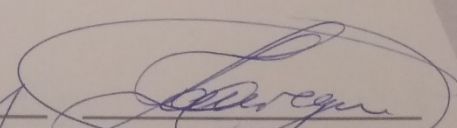
JAIME OSVALDO LANDÍN MARTÍNEZ

Por su participación como Asistente y Presentador Oral en el evento:

13° Coloquio de Posgrado de
la Facultad de Ingeniería

20, 21 y 22 de Noviembre de 2019
Facultad de Ingeniería


Dr. Manuel Toledano Ayala
DIRECTOR
FACULTAD DE INGENIERÍA


Dr. Juan Carlos Jáuregui Correa
Jefe de la División de Investigación y Posgrado
FACULTAD DE INGENIERÍA

“Metodología de diagnóstico basada en señales de vibración para el proceso de perforación en punzonadora neumática utilizando LDA y ANN”

“Diagnostic methodology based on vibration signals for piercing process in pneumatic punch press machine using LDA and ANN”

Jaime Osvaldo Landín Martínez¹, Luis Morales Velázquez²

¹Estudiante de posgrado de la Facultad de Ingeniería, Universidad Autónoma de Querétaro - Campus San Juan del Río.

²HSPdigital - CA Mecatrónica, Facultad de Ingeniería, Campus San Juan del Río, Universidad Autónoma de Querétaro, Río Moctezuma 249, Col. San Cayetano, 76807 San Juan del Río, Querétaro, México.

Resumen

Este trabajo propone una metodología de diagnóstico basada en el cálculo de un conjunto de características de tiempo estadístico aplicado en el proceso de perforado para identificar y discriminar entre diferentes condiciones de operación, como son caídas y excesos de presión neumática, para distintos materiales. Como medio de diagnóstico principal para el proceso de perforado, se selecciona un acelerómetro triaxial MEMS para medir las señales de vibración en cada uno de sus tres ejes. En la metodología propuesta, tres señales de vibración en el porta punzón son adquiridas y se caracterizan para calcular sus características de tiempo estadístico. Luego, tales conjuntos de características de tiempo estadístico se comprimen y se representan en un espacio de 2 dimensiones con un método de reducción de dimensión lineal basado en un análisis de discriminante lineal. Y, finalmente, se utiliza un clasificador basado en redes neuronales artificiales para diagnosticar las diferentes condiciones consideradas. El rendimiento de la metodología de diagnóstico propuesta se evalúa en un banco de pruebas experimental obteniendo un rendimiento en la clasificación de hasta 98.3%. Los resultados obtenidos hacen que la metodología propuesta pueda ser aplicada en procesos industriales.

Palabras Clave: MEC, proceso de perforado, diagnóstico de condición basado en vibraciones, características de tiempo estadístico, análisis de discriminante lineal, redes neuronales artificiales.

Abstract

This paper proposes a diagnostic methodology based on the calculation of a set of statistical time characteristics applied in punching processes to identify and discriminate between different operating conditions, such as falls and excess pneumatic pressure, for different materials. As the main diagnostic means for the punching processes, select a MEMS triaxial accelerometer to measure the vibration signals on each of its three axes. In the proposed methodology, three vibration signals in the punch holder are acquired and characterized to calculate their statistical time characteristics. Then, the joint stories of statistical time characteristics are composed and represented in a 2-dimensional space with a linear dimension reduction method based on a linear discriminant analysis. And finally, an artificial neural network-based classifier is used to diagnose the different conditions considered. The performance of the proposed diagnostic methodology is evaluated in an experimental testbed, obtaining a classification performance of up to 98.3%. The results obtained mean that the proposed methodology can be applied in industrial processes.

Keywords: MEC, piercing process, vibration-based condition monitoring, statistical-time features, linear discriminant analysis, artificial neural network.

1. Introducción

El punzonado de chapa es una de las operaciones de fabricación más comunes en las industrias modernas para fabricar una gran variedad de piezas de automóviles, componentes aeroespaciales, así como productos de consumo como electrodomésticos, latas, fregaderos, cajas, etc. [1]. El proceso de punzado depende de más de cuarenta parámetros. Estos parámetros deben optimizarse para tener productos de calidad [2]. También se vuelve progresivamente importante desarrollar sistemas confiables de monitoreo de parámetros, que operan en tiempo real. Entre muchas razones, las más importantes son reducir el tiempo de inactividad de la máquina y el costo de herramientas mediante una detección temprana de cualquier condición de funcionamiento anormal [3]. Sin embargo, el proceso de punzado es bastante complejo, implica la deformación transitoria elástica y plástica de la chapa, así como el comportamiento estático y dinámico de la prensa. El monitoreo en línea del proceso de punzado es cada vez más importante para detectar y corregir variaciones que puedan crear fallas de punzado a tiempo, garantizar la consistencia de la calidad del producto y proteger las herramientas contra daños. El punzonado de chapa es un proceso altamente transitorio que generalmente dura solo una docena de milisegundos o incluso un período de tiempo más corto [4]. El cómo obtener efectivamente la información del proceso y extraer sus características principales que describan el estado de operación de la máquina es crítico para el monitoreo de la condición de operación del proceso.

En una punzadora neumática la variación en la presión de aire influye directamente en la aceleración y fuerza de impacto en el troquel, que podría deteriorar la calidad de los agujeros o interrumpir la producción. En los procesos de estampado o conformado de metales, la fuerza de estampado es una de las variables de proceso más importantes. El monitoreo de la fuerza de estampado es el método más directo y efectivo para el monitoreo de variaciones en la presión y control de procesos [5]. Sin embargo, medir la fuerza de estampado o formación de metal directamente en el proceso de trabajo del metal es costoso en términos tanto del costo del sensor como del costo de instalación. En el trabajo práctico de monitoreo e investigación de procesos, la tensión de columna, la emisión acústica, la vibración, las señales de audio e incluso el desplazamiento también se utilizan además de la medición de fuerza directa [2-15]. Se han utilizado diferentes magnitudes físicas para monitorear y evaluar la condición en una punzadora, Koh et al. [6] utilizaron galgas extensométricas para medir las señales de tonelaje de un proceso de dibujo de chapa metálica y aplicaron la transformada de Haar a las señales de tonelaje segmentado para detectar las fallas múltiples del proceso. Mahayotsanun et al. [7] plantearon un sistema integrado de detección de herramientas integradas y la medición de desplazamiento basada en la inductancia mutua para la extracción de la lámina y la medición de la presión de contacto distribuida en la interfaz herramienta-pieza de trabajo para el monitoreo del proceso de estampado en laboratorio. Kim et al. [8] monitoreando el proceso de perforación con emisión acústica (*Acoustic Emission*, AE) caracterizaron las señales y efectos de dureza en el material durante el proceso de punzado. Se descubrió que la señal AE emitida durante la perforación consta de tres componentes: impacto inicial, fractura por cizallamiento y ruptura. Se encontraron buenas correlaciones entre las variables del proceso y las señales AE. Ubhayaratne et al. [9] investigaron el monitoreo de la progresión del desgaste de la herramienta del proceso de estampado utilizando señal de audio y modelo de separación de señal ciega; y los autores afirmaron que los resultados del análisis espectral de las señales sin procesar y extraídas demostraron una relación cualitativa significativa entre la progresión del desgaste y la firma del sonido emitido. Klingenberg y Singh [10] propusieron la utilización de los gráficos de desplazamiento de fuerza creados por los datos del sensor de una celda de carga y un transductor de desplazamiento para monitorear el desgaste progresivo de la herramienta durante el punzonado de chapa. Su trabajo muestra que el desarrollo del desgaste del punzón puede reconocerse a partir del cambio de forma de los gráficos de desplazamiento de fuerza. A pesar de que se han propuesto varias metodologías para diagnosticar la condición en punzadoras, la mayoría de las metodologías informadas basadas en el análisis de la fuerza de impacto, consideran un solo eje de análisis de acción y utilizan técnicas basadas en el dominio del tiempo, el dominio de la frecuencia y el dominio del tiempo- frecuencia para extraer un conjunto de características relacionadas con la condición del proceso [11]. La transformada rápida de Fourier (*Fast Fourier Transform*, FFT), la transformada rápida de Fourier de tiempo corto (*Short-Time Fourier Transform*, STFT), la transformada continua de wavelet (*Continuous Wavelet Transform*, CWT) y la transformada de Hilbert-Huang (*Hilbert-Huang Transform*, HHT) se han convertido en las técnicas más conocidas y preferidas en los esquemas de monitoreo de condiciones [12]–[14]. Esta limitante que no existe en el análisis de vibración ya que hay tres direcciones en la señal que contienen información y se encuentran presentes en el proceso.

El análisis basado en la vibración ha sido aceptado industrialmente como una herramienta de mantenimiento predictivo confiable e importante para evaluar la condición de trabajo de la maquinaria [13]. Para el estudio de señales de vibración se utilizan diversas técnicas de procesamiento de datos. Las diferentes técnicas de extracción de características que han sido reportadas para la máquina de punzado son: el modelo oculto de Markov (*Hidden Markov Model*, HMM), las redes neuronales (*Neural Network*, NN) y la red neuronal artificial (*Artificial Neural Network*, ANN) [15]–[19], la máquina de soporte vectorial (*Support Vector Machine*, SVM) [17], el análisis del componente principal (*Principal Component Analysis*, PCA) [13], [16], [20] y análisis del discriminante lineal (*Linear Discriminant Analysis*, LDA) [11]–[13], [21]. Por ejemplo, Zhang y col.[4], [22] investigaron el monitoreo del proceso de estampado para un proceso de supresión utilizando mediciones y análisis basados en vibraciones. La distribución de frecuencia de tiempo [22] y el análisis biespectral [23] se utilizaron para extraer las características del proceso; y se detectaron con éxito las fallas de supresión típicas, como la alimentación incorrecta y la babosa. Wu et al. [24] estudió la monitorización de la falla del punzón en el proceso de micro-empalme utilizando la medición de vibraciones y el modelo de regresión logística. El modelo de regresión logística se usa para estimar la condición de la herramienta y detectar la rotura del punzón. Los autores afirmaron que, al usar el modelo de regresión logística con características seleccionadas, la precisión de la predicción puede ser de hasta el 99%. Sari et al. [25] realizó un trabajo experimental utilizando la medición de vibraciones y la formación de rebabas en el proceso de punzonado. Sus resultados muestran que existe una correlación entre la condición de la herramienta y la señal de vibración. Ge et al. [15], [26] también estudió el monitoreo del proceso de estampado utilizando el modelo autorregresivo (*Autoregression Model*, AR) para la extracción de características del proceso y el HMM para la clasificación de fallas, logrando una tasa de éxito del 80% -90%. Ge y col. [27], [28] utilizó un sensor de tensión para medir las señales de tensión de la columna de prensa del proceso de estampado y aplicó wavelets junto con una máquina de soporte vectorial para la extracción de características de señal y detectar fallos con éxito en un proceso de supresión.

Sin embargo, aunque estas técnicas se han aplicado de manera efectiva para determinar un diagnóstico de condición de la máquina, las características de un conjunto de tiempo estadístico pueden considerarse como una herramienta poderosa que exhibe una buena caracterización y destaca los cambios en el comportamiento de la señal [13], aún más cuando se requiere un conjunto de características de tiempo estadístico apropiado elegido. Donde la estimación de un conjunto de características numéricas de alta dimensión a partir de las magnitudes como la vibración y los dominios de análisis considerados, representan una estrategia común para aumentar la información disponible y la precisión del diagnóstico [29]. Sin embargo, los procedimientos de reducción de dimensionalidad deben aplicarse para evitar rendimientos de diagnóstico de fallas bajas y respuestas de ajuste excesivo de los algoritmos de clasificación [30]. El término reducción de la dimensión (*Reduction Dimension*, RD), es el proceso de representar una proyección de muestras, a un espacio de poca dimensionalidad proveniente de una alta dimensión de datos, el cual promete preservar la mayor información intrínseca de las muestras originales [31], esta nueva proyección en caso de satisfacer la tarea de compactar la información conservando la mayor parte de estos datos, conviene en labores de aprendizaje supervisado, que concede realizar tareas de clasificación y visualización [15], donde cada muestra posee etiquetas como elementos descriptivos que representan las diferentes clases, como lo es en el análisis discriminante lineal [4], [12], [13], [32] que pertenece al conjunto de métodos más usados de la literatura de RD.

Por lo general, cuando las técnicas complejas para el procesamiento de señales se incluyen en los esquemas de monitoreo de condición, se debe adquirir una buena comprensión de su base teórica. En este sentido, las técnicas clásicas de reducción de dimensionalidad se han integrado en los esquemas de monitoreo de condición; por ejemplo, el PCA y el LDA son las técnicas principales utilizadas para reducir conjuntos de características de alta dimensión y resaltar patrones de fallas de características [33]. La técnica LDA es popular para tareas de reducción dimensionalidad, así como también en tareas como aprendizaje de máquina y reconocimiento de patrones y las NN, como métodos de procesamiento de información auto adaptativos basados en datos inspirados en sistemas biológicos, representan la técnica más comúnmente aplicada en la literatura [13], [20], [28]. Por lo tanto, los algoritmos de aprendizaje de patrones se consideran para un posterior reconocimiento de

similitudes durante una nueva evaluación de condición. Este problema representa una desventaja, debido a los resultados inesperados e incorrectos que se pueden obtener si se realiza con una aplicación inapropiada de técnicas complejas para el procesamiento de señales.

La mayor parte del trabajo de investigación disponible se realiza en laboratorio y algunos trabajos utilizaron sistemas de detección complicados o costosos, como el sistema de detección integrado con herramientas o el sensor AE. La señal AE es de muy alta frecuencia y, por lo general, la longitud de datos para un ciclo de estampado es muy grande considerando que la frecuencia de muestreo es más alta (típicamente 250 kHz ~ 250 MHz). Esto requiere un costoso sistema de adquisición de datos de alta frecuencia y un alto recurso computacional. Si bien la señal de audio generalmente tiene una baja relación señal / ruido con la contaminación acústica de las máquinas cercanas, necesita un algoritmo complejo de fuente separada para extraer información útil. En las aplicaciones de monitoreo de condiciones del mundo real, se deben tener en cuenta el costo del sensor, el costo de instalación, el costo computacional, etc.

En este trabajo, un solo sensor acelerómetro triaxial de tecnología MEMS (*Micro-Electromechanical Systems*, MEMS) se utilizan para medir la señal de vibración en la superficie en el porta punzón de la prensa, con un costo de instalación mínimo pues no se requiere modificar la máquina de ninguna manera ya que es un sistema de muestreo no invasivo, con una frecuencia de operación alta y un consumo de potencia bajo e independiente. La señal de vibración es medida en el porta punzón que contiene no solo la información de la deformación del metal durante el punzonado, sino también la información de la vibración estructural de la prensa después del perforado. La contribución de este trabajo es la propuesta de una metodología de diagnóstico basada en la estimación del conjunto de características de tiempo estadístico de las tres señales de vibración en el porta punzón para la detección y clasificación de diferentes caídas de presión en la máquina. La novedad de este trabajo incluye el análisis de las señales de vibración en los tres ejes del acelerómetro, adquiridas para expandir la fuente de información y obtener una mejor caracterización de la condición de operación. Por lo tanto, con el objetivo de obtener la mejor información discriminatoria relacionada con la condición de operación, se calcula un conjunto de 15 características de tiempo estadístico a partir de cada una de las señales de vibración del proceso de perforado. Luego, los conjuntos de características resultantes se someten a un procedimiento de compresión a través de un enfoque de análisis discriminante lineal para obtener un nuevo conjunto de características. Esta extracción de características permite proyectar en un espacio bidimensional una representación de las mediciones. Finalmente, debido a la buena caracterización de las fallas consideradas, se considera un simple clasificador basado en ANN para realizar el diagnóstico de la condición de operación. La metodología de diagnóstico propuesta se realiza bajo diferentes condiciones de operación, con variaciones en la presión de aire, obteniendo un conjunto de datos completo extraído del proceso de perforado, donde se prueban tres condiciones: normal, baja presión, alta presión; con y sin presencia de material. Los resultados obtenidos hacen que la metodología de diagnóstico propuesta sea adecuada para ser implementada para el monitoreo del estado y la evaluación de aplicaciones industriales en las que están involucradas punzadoras o máquinas troqueladoras.

2. Proceso de perforado

El perforado de chapa metálica es un proceso de formado en frío, se realiza mediante herramientas especiales denominadas troqueles o matrices, anclados con fuerza sobre prensas de gran presión y velocidad. En este proceso los agujeros se agrandan mediante un penetrador cónico o un punzón con el resultado de que se forma una brida alrededor de la circunferencia del agujero Figura 1.

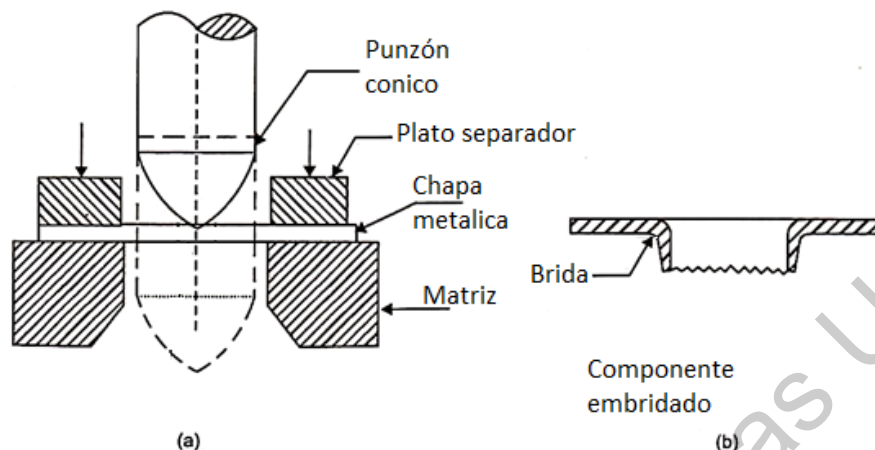


Figura 1. (a) Proceso de perforación y (b) componente embreado.

Los agujeros en la pieza de chapa se realizan sin quitar ningún material de la hoja o quitando muy poca cantidad de material Figura 1. Prensado y corte, ambos se utilizan en este proceso también.

3. Técnicas de procesamiento de datos utilizadas en el diagnóstico de condición

3.1. Cálculo de características estadísticas

Una etapa importante considerada en la mayoría de los esquemas de monitoreo de condición propuestos es el cálculo de características, tiene el objetivo de transformar las magnitudes físicas adquiridas en información más significativa.

Al tratar con la identificación de distintas condiciones de operación en un proceso de punzado, el objetivo principal de la aplicación del cálculo de características es resaltar la información más relevante y útil relacionada con la condición de la maquina [30, 34]. La mayoría de las veces, antes del cálculo de las características, se puede aplicar un procesamiento a cada señal para representar los datos de una manera diferente, en este sentido, las técnicas de análisis basadas en el dominio del tiempo, el dominio de la frecuencia y el dominio del tiempo-frecuencia han sido las más elegidas [13]. Sin embargo, los parámetros estadísticos, calculados a partir de las señales adquiridas, son útiles para describir y enfatizar los patrones de condición del sistema. Además, las características específicas del tiempo estadístico son un buen conjunto de parámetros, que proporcionan información significativa sobre la condición del sistema.

3.2. Extracción de características con análisis de discriminante lineal

En la extracción de características se intenta obtener una combinación del subconjunto inicial de características en un espacio de características reducido que representen los conjuntos de datos iniciales. Las técnicas de extracción de características depende de diferentes criterios de aplicación; de hecho, difiere principalmente de si la técnica utilizada está o no supervisada. La principal diferencia entre estas dos técnicas es la disponibilidad de etiquetas consideradas para distinguir diferentes clases.

El LDA es una de las técnicas supervisadas más conocidas utilizadas en problemas multiclase para la reducción de la dimensionalidad lineal y la extracción de características [13]. El objetivo de la técnica LDA radica en encontrar una nueva proyección en una representación de baja dimensión que contenga la información más discriminante, donde se maximiza la separación lineal entre puntos de datos que pertenece a diferentes clases [21]. Dado que LDA presta atención a las diferencias de clases conocidas, esta técnica puede considerarse como una técnica de extracción de características para ser incluida en los esquemas de monitoreo de condición; por lo tanto, su aplicación permite obtener un conjunto de parámetros que proporcionan adecuadamente distinciones entre las condiciones de funcionamiento de la maquinaria [35], [36].

3.3. Redes neuronales artificiales

Los modelos de ANN intentan lograr un buen rendimiento con la interconexión densa de elementos computacionales simples, a través del uso de elementos computacionales no lineales que operan en paralelo y dispuestos en un patrón que recuerda a una red neuronal biológica. Las ANN se pueden usar para el mapeo de datos de entrada a salida sin una relación conocida entre estos datos. Además, pueden aplicarse en problemas óptimos de diseño, clasificación y predicción. ANN no solo puede aprender y generalizar a partir de la experiencia, sino adaptarse a situaciones cambiantes y mapear modelos causales (es decir, mapeo de causa a efecto para estimación y predicción) y mapeo inverso (es decir, mapeo de efecto a posible causa) [2].

La ANN implica presentar un conjunto de ejemplos (patrones de entrada) con salidas conocidas (salida objetivo). Consiste en una gran cantidad de elementos de procesamiento interconectados llamados neuronas organizados en capas. La señal de salida de un elemento de procesamiento individual se envía a otros elementos de procesamiento como señales de entrada a través de las interconexiones. El rendimiento de una red neuronal depende principalmente del peso de sus conexiones. En general, cada neurona se puede conectar a todas las demás neuronas. Los dos elementos principales que forman una red neuronal son los elementos de procesamiento y las interconexiones. El conocimiento está representado y almacenado por la fuerza (pesos) de las conexiones entre los procesadores. El sistema ajusta los pesos de las conexiones internas para minimizar los errores entre la salida de red y la salida de destino. La estructura de una red neuronal está definida por la arquitectura de interconexión entre los elementos de procesamiento, las reglas que definen si un elemento de procesamiento ejecuta o no una función de transferencia, y las reglas que rigen los cambios en los pesos de interconexión (w_1, w_2, \dots, w_n), que se conocen como leyes de capacitación [37].

4. Metodología de diagnóstico

La metodología de diagnóstico propuesta para la clasificación de diferentes condiciones de operación en la punzadora se compone principalmente de cinco pasos, como se muestra en la Figura 2. Primero, es el planteamiento del experimento que consta de tres condiciones consideradas, que son la condición de trabajo sana y dos condiciones que presentan algún tipo de fallo, estos fallos son por caída y exceso de presión en el cilindro pistón principal; cada uno de estos para el perforado de Aluminio calibre 20 y calibre 24.

El segundo es la adquisición de datos. Señales en los tres ejes de aceleración en el porta punzón son monitoreadas y adquiridas continuamente para cada una de las condiciones consideradas. Por lo tanto, se adquieren veinte repeticiones para cada una de las condiciones, donde cada medición representa una acción de perforado y retroceso del punzón.

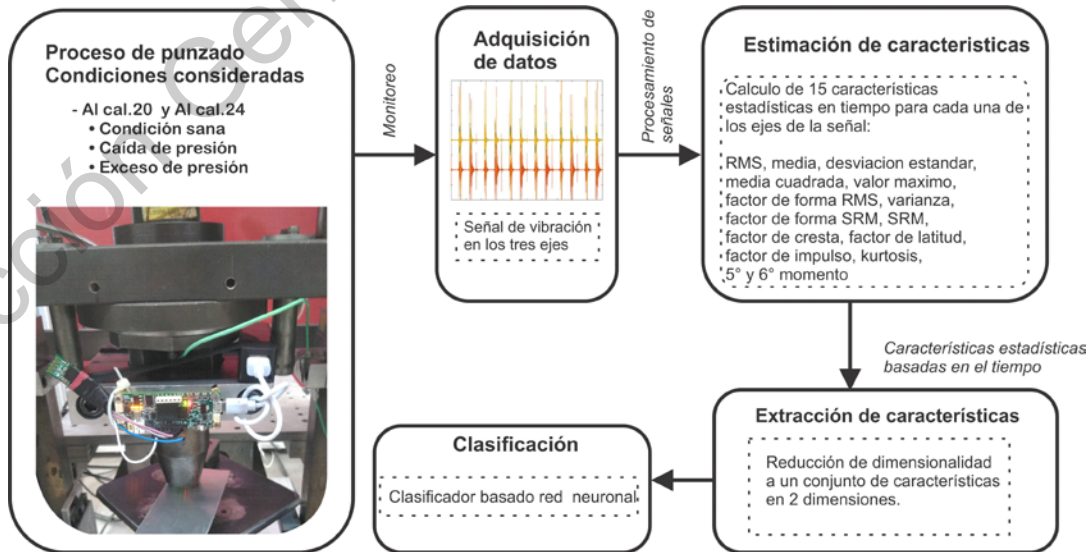


Figura 2. Metodología de diagnóstico propuesta, basada en la reducción de características híbridas para el diagnóstico de la condición de trabajo en una punzadora durante procesos de punzado.

En tercer lugar, se realiza el cálculo de características, obteniendo una caracterización de cada señal de vibración en cada eje adquirido del sensor; esto se realiza mediante la estimación de un conjunto de 15 características significativas de tiempo estadístico. Debido a que se tienen en cuenta tres señales de vibración en el porta punzón, para cada condición considerada, se estima un conjunto de 45 características numéricas de tiempo estadístico, 15 características de tiempo estadístico por cada señal de cada eje del acelerómetro. Las características de tiempo estadístico propuestas son: media, valor máximo, raíz cuadrada del valor medio de los cuadrados (*Root Mean Square*, RMS), media cuadrática (*Square Root Mean*, SRM), desviación estándar, varianza, factor de forma de RMS, factor de forma de SRM, factor de cresta, factor de latitud, factor de impulso, asimetría, kurtosis, quinto y sexto momento normalizados. Estas características de tiempo estadístico y sus ecuaciones correspondientes se enumeran en la Tabla 1. Además, este conjunto de características de tiempo estadístico propuesto se ha utilizado efectivamente en esquemas de monitoreo de condición para evaluar diferentes condiciones en máquinas de prensado, debido a su fuente de información de alto rendimiento y sus capacidades para analizar tendencias generales y cambios en las señales.

El cuarto paso es la extracción de características. Los conjuntos estimados de características estadísticas que representan las diferentes condiciones de trabajo se comprimen y se transforman en una nueva base a través de la técnica LDA. Esta compresión y transformación de base permite obtener un conjunto final de nuevas características de los conjuntos estimados anteriores de características estadísticas.

En consecuencia, debido a la transformación de la base, el nuevo conjunto extraído de características se proyecta en un espacio bidimensional, donde se le permite realizar una interpretación visual de las diferentes condiciones de operación. Además, las características extraídas obtenidas de LDA, representadas en un espacio bidimensional, facilitan la tarea de clasificación.

Tabla 1. Características estadísticas basadas en el tiempo

Característica estadística	Ecuación
Media	$\bar{x} = \frac{1}{n} \cdot \sum_{k=1}^n x_k $
Valor máximo	$\hat{x} = \max(x)$
Raíz cuadrada del valor medio de los cuadrados (RMS)	$RMS = \sqrt{\frac{1}{n} \cdot \sum_{k=1}^n (x_k)^2}$
Media cuadrática (SMR)	$SRM = \left(\frac{1}{n} \cdot \sum_{k=1}^n \sqrt{ x_k } \right)^2$
Desviación estándar	$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \cdot \sum_{k=1}^n (x_k - \bar{x})^2}$
Varianza	$\sigma^2 = \frac{1}{n} \cdot \sum_{k=1}^n (x_k - \bar{x})^2$
Factor de forma de RMS	$SF_{RMS} = \frac{RMS}{\frac{1}{n} \cdot \sum_{k=1}^n x_k }$
Factor de forma de SRM	$SF_{SRM} = \frac{SRM}{\frac{1}{n} \cdot \sum_{k=1}^n x_k }$

Factor de cresta	$CF = \frac{\hat{x}}{RMS}$
Factor de latitud	$LF = \frac{\hat{x}}{SRM}$
Factor de impulso	$IF = \frac{\hat{x}}{\frac{1}{n} \cdot \sum_{k=1}^n x_k }$
Asimetría	$S_k = \frac{E[(x_k - \bar{x})^3]}{\sigma^3}$
Kurtosis	$k = \frac{E[(x_k - \bar{x})^4]}{\sigma^4}$
Quinto momento normalizado	$5thM = \frac{E[(x_k - \bar{x})^5]}{\sigma^5}$
Sexto momento normalizado	$6thM = \frac{E[(x_k - \bar{x})^6]}{\sigma^6}$

Finalmente, el quinto paso es la clasificación donde el conjunto final de características extraídas de LDA se evalúa bajo una estructura de clasificador basado en ANN para llevar a cabo un diagnóstico de las diferentes condiciones de operación. De hecho, este clasificador propuesto tiene dos entradas que corresponden a las dos dimensiones de las características extraídas obtenidas de la utilización de la técnica LDA, que compone la información de entrenamiento y prueba para la red, y el diagnóstico de fallas lo proporcionan tres salidas que corresponden a cada una de las condición actual de operación de la punzadora. Además, los resultados con alto rendimiento se han obtenido con éxito al incluir sistemas de inferencia basados en ANN en diferentes esquemas de monitoreo de condición [12], [21].

4. Banco de prueba experimental

Para monitorear el proceso de perforado, es utilizado un sistema de adquisición de datos (*Data Acquisition System*, DAS) utilizado para capturar las señales de vibración, localizado en una posición estratégica donde no interfiere en la mecánica de la maquinaria ni en el proceso de punzado, como se muestran en la Fig. 3. El sistema contiene además una alimentación independiente y de un control inalámbrico. El DAS es un diseño de bajo costo basado en la tecnología de arreglo de compuertas programables en campo (*Field-Programmable Gate Array*, FPGA) que contiene un sensor triaxial MAG3110 de tecnología MEMS. El sistema DAS es embebido sobre la tarjeta DUA4, esta tarjeta es un sistema de desarrollo de sistemas embebidos basado en FPGA de diseño propio.

El banco de pruebas consta de una punzadora neumática, está alimentado por un compresor de aire trifásico DeWalt Dxcmla1983054 de 30 galones. El instrumental de la perforadora consta de un punzón cónico para perforado MDL PNPZ.1101390M con revestimiento TICN de alto cromo y su matriz para perforación. Las láminas de prueba son de aluminio 3003 de calibre 20 y 24. Las señales de vibración en el porta punzón de la punzadora se adquieren utilizando un acelerómetro del sistema DAS con salida digital de 12 bits, montado en la placa de adquisición DUA4. La frecuencia de muestreo se establece en 16kHz para la adquisición de señales de vibración, realizando muestras durante 20 ciclos de trabajo en la punzadora con un total de 140 s de tiempo de muestreo, para cada uno de los casos de análisis.

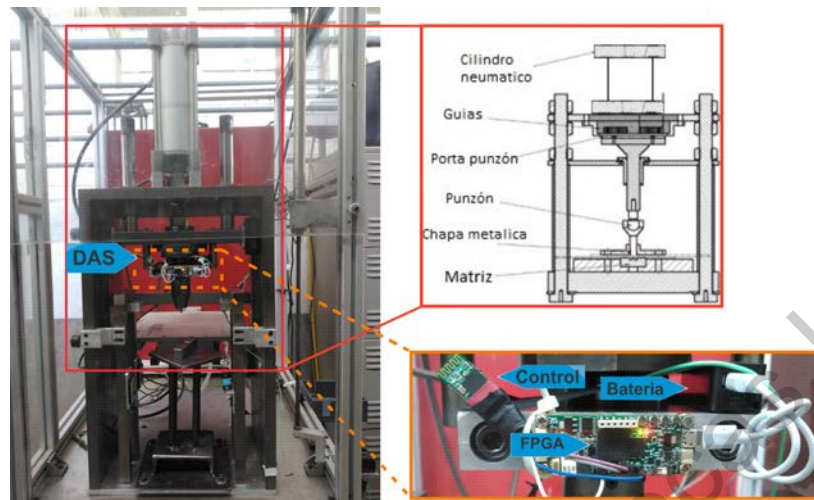


Figura 3. Banco de pruebas experimental utilizado para validar la metodología de diagnóstico propuesta.

La disposición de las diferentes fallas producidas en el banco de pruebas experimental, son variaciones en la presión neumática en el cilindro pistón principal de la punzadora. En la Figura 4. (a) se representan estas condiciones de operación como: condición de operación sana a 3.5bar (Normal), con un aumento de presión a 5 bar (AltaP) y caída de presión a 2 bar (BajaP). Cada uno de estos tres casos es analizado sin presencia de material Fig.4 (a), para lámina de Al no.24 en la Fig.4 (b) y para lámina de Al no.20 en la Fig.4 (c).

5. Resultados y discusión

La metodología de diagnóstico propuesta en este trabajo se implementa bajo el sistema de cómputo numérico MATLAB, que se utiliza para realizar el procesamiento de las señales de vibración adquiridas de los tres ejes del acelerómetro y para diagnosticar las fallas. Con respecto a la metodología propuesta, como se ha mencionado, la adquisición de datos se realizó llevando a cabo diferentes experimentos y almacenándolo en un banco de datos.

Primeramente, la estimación de características se realiza calculando un número de 15 características de tiempo estadístico de cada una de las tres señales del acelerómetro en el porta punzón. En consecuencia, cada condición considerada está representada por un conjunto de 45 características de tiempo estadístico de cada una de las 20 muestras, estas 20 muestras son realizadas para cada uno de los casos considerados, operación normal, de baja y alta presión. Estos conjuntos estimados de características se utilizan para extraer un nuevo subconjunto de características, que se describen a continuación.

Posteriormente, la extracción de características se realiza mediante el LDA, en el que todos los conjuntos de características de tiempo estadístico estimado se comprimen y transforman en una nueva base. El propósito de la estrategia LDA es encontrar una nueva proyección en una dimensionalidad más pequeña al intentar obtener la máxima separación lineal entre las condiciones consideradas. Mediante la aplicación de esta técnica se obtiene un nuevo subconjunto de características extraídas, donde las características extraídas se representan mediante composiciones de combinaciones de diferentes pesos de las características estadísticas propuestas. Como resultado, debido a la extracción de características, se obtiene una representación visual de las condiciones consideradas en un espacio bidimensional.

Antes de la clasificación y para demostrar que el uso de las tres señales de vibración del porta punzón mejoran la caracterización de la condición de operación, se lleva a cabo una comparación entre los conjuntos extraídos de características al considerar solo una señal de vibración y posteriormente usando las tres señales de vibración mostrado en la Figura 4. Se utiliza la señal del eje “Y” del sensor, esta dirección del sensor se encuentra en paralelo con la dirección del desplazamiento del punzón; se considera que esta señal contiene suficiente información que describa el proceso de perforado. Es decir, para este propósito se realiza dos análisis LDA para cada una de las condiciones, donde el conjunto propuesto de 15 características de tiempo estadístico es estimado

considerando primeramente solo la información de uno de los ejes y después la de los tres ejes. Posteriormente, se realiza la extracción de características por medio de la LDA para cada una de las dos pruebas y los conjuntos de características estimados anteriores se comprimen y también se representan en un espacio bidimensional para tener la misma base de comparación.

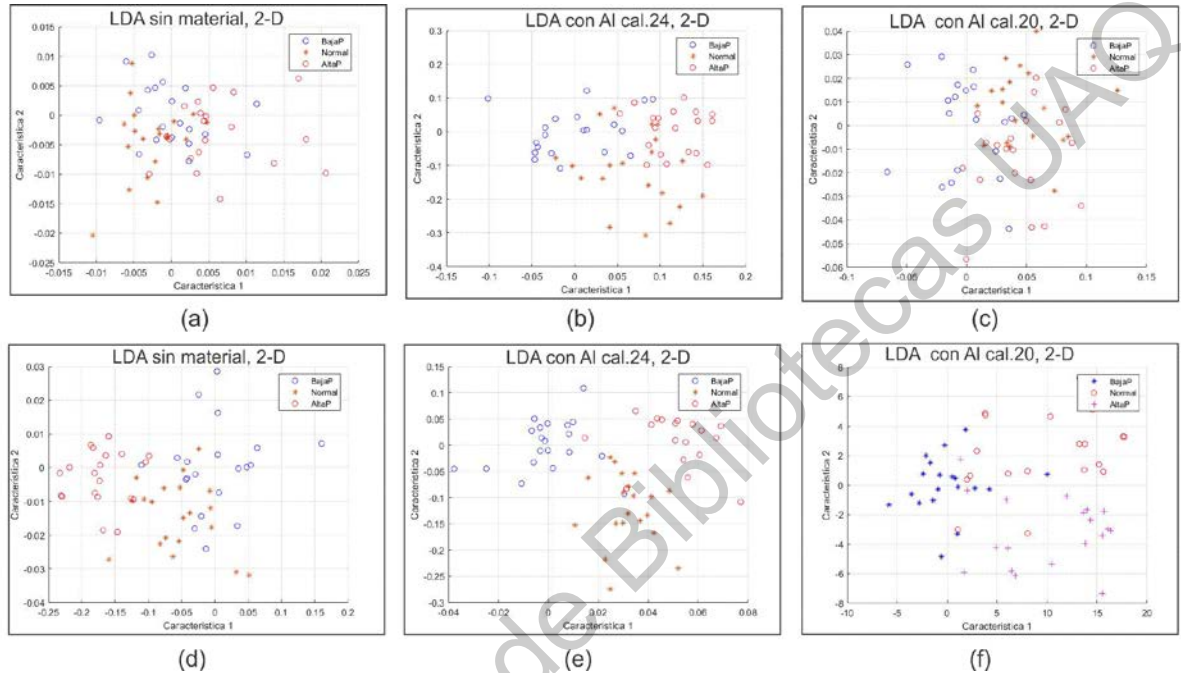


Figura 4. Proyección del conjunto extraído de características calculadas a través de LDA considerando el conjunto de características estadísticas estimadas a partir de una sola señal de la vibración en el porta punzón en (a) sin material para perforar, (b) perforando Al cal.24 y (c) Al cal.20. Y con tres señales de vibración (e), (f) y (g), para los mismos casos, todos con ventanas de muestreo a 1s.

La Fig. 4 se representan las proyecciones del conjunto extraído de características obtenidas a través del LDA para los casos de análisis, que son organizados en tres grupos: funcionamiento sin presencia de material Fig. 4(a, d), con Aluminio calibre 24 Fig. 4(b, e) y con Aluminio calibre 20 Fig. 4(c, f). En cada uno de estos grupos se consideran las tres condiciones de operación: operación sana y con fallo por baja presión y alta presión.

Los resultados se la Fig. 4(a), Fig. 4 b) y Fig. 4 (c) corresponden conjunto de características obtenidas con LDA con la información de un solo eje del sensor, mientras que, la Fig. 4(c), Fig. 4 (d) y Fig. 4 (e) corresponden a las proyecciones del conjunto extraído de características de la información de los tres ejes del sensor, donde la ventana de muestreo se realiza en intervalos de 1s. Al considerar solo una señal de vibración en el porta punzón, se presentan algunas desventajas, el problema principal es que en las proyecciones resultantes las condiciones consideradas se superponen. Por ejemplo, en la Fig. 4(a) donde no existe material para perforar, las condiciones de normal, BajaP y AltaP se superponen, en la Fig. 4(b), cuando se perfora Aluminio cal.24, existe una superposición entre las condiciones de normal y de alta presión. Aunque, las condiciones de BajoP y AltoP no se solapan completamente. Esta prueba muestra que la proyección obtenida con LDA mejora significativamente con el uso de la información de los tres ejes del sensor, en vez de, la información de uno solo de los ejes. Con el uso de estas características extraídas no sería capaz de caracterizar todas las condiciones consideradas y se puede producir una clasificación errónea.

Con respecto a la metodología de diagnóstico propuesta, en la Fig. 5 se grafican las proyecciones resultantes del conjunto extraído de características al considerar las tres señales de vibración con los tres casos de análisis, a diferentes tipos de presión, pero variando la ventana de muestreo, hasta obtener que con una ventana de muestreo de 38315 muestras a 16KHz se obtuvieron los mejores resultados, esto es, recortando la señal en

intervalos de 2.394s. Aunque se obtiene una ligera superposición entre las condiciones de BajoP y AltoP cuando el perforado se realiza en Aluminio no.24 en la Fig. 5c. En la Figura 5 muestra una clara diferencia entre las proyecciones del conjunto extraído de características en comparación cuando solo una se considera una señal de vibración del porta punzón. Cabe señalar que el resto de las condiciones están claramente separadas. Por otro lado, cuando el perforado se activa a realiza en aluminios de distintos calibres se obtiene una separación mejor y clara de todas las condiciones consideradas.

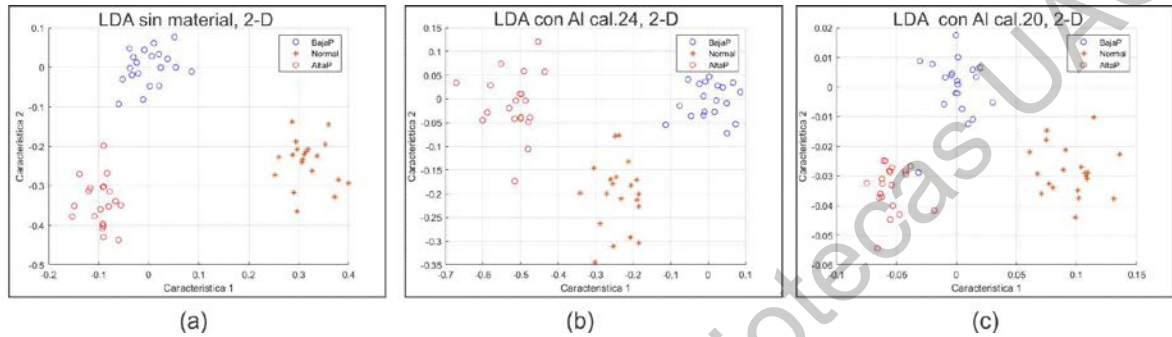


Figura 5. Proyección del conjunto de características extraídas a través de LDA considerando los conjuntos de características estadísticas estimadas a partir de las tres señales de vibración del porta punzón y extracción de características en sección de 2.394s de la señal. (a) Cuando no tiene material para perforar, (b) cuando se perfora Aluminio no.19 y (c) Aluminio no.14.

En cuanto a la clasificación de condición, se utiliza un clasificador multicapa basado en ANN para obtener las clases de salida. Debido a que se obtiene un mejor rendimiento mediante la reducción de características propuesta, una estructura simple considerada en el clasificador permite obtener buenos resultados sin el uso excesivo de recursos. Por lo tanto, el clasificador tiene dos neuronas en la capa de entrada para cada una de las características obtenida de la proyección de LDA, diez neuronas en su capa oculta, en la capa de salida 3 neuronas para cada una de las condiciones de operación; se utiliza una función sigmoidea probabilística como función de activación y se consideran 70 épocas para el entrenamiento utilizando la regla de propagación hacia atrás. Estos parámetros se seleccionan mediante pruebas de prueba y error.

Para obtener resultados estadísticamente significativos y demostrar el rendimiento de la metodología de diagnóstico propuesta, el clasificador está entrenado y probado bajo un esquema de validación cruzada quíntuple. Por lo tanto, considerando todas las condiciones, la base de datos original se compone de 60 muestras, 20 muestras de cada condición. Esta base de datos está dividida en dos partes diferentes, una compuesta por 40 muestras con fines de capacitación, 20 muestras por condición y la otra compuesta por 20 muestras con fines de prueba, 20 muestras por condición. A continuación, se proporciona una representación visual del alcance del rendimiento de clasificación resultante durante el entrenamiento y la prueba del clasificador ANN. Las regiones de decisión resultantes y las proyecciones de muestras, utilizando la partición del primer pliegue como referencia, se proyectan y se muestran en la Fig. 6, la prueba del clasificador basado en ANN.

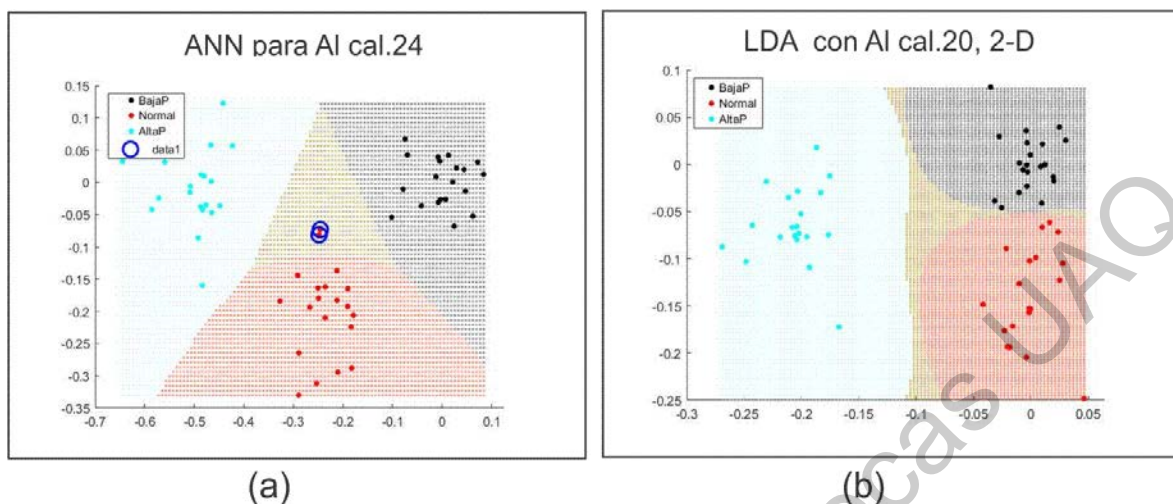


Figura 6. Proyección de las regiones de decisión para la clasificación de condiciones múltiples correspondiente a la prueba de la primera validación cruzada calculada por el clasificador basado en ANN propuesto, para el AI cal.24 y para el AI cal.20, respectivamente.

Para analizar el rendimiento de cada clase individualmente, se entrena y prueba la misma estructura del clasificador basado en ANN con las características extraídas proporcionadas por las pruebas realizadas para cada uno de los materiales utilizados. La Tabla 2 resume la matriz de confusión calculadas para el enfoque LDA de las pruebas realizadas con el AI cal. 24. Como muestran los resultados en la matriz de confusión, los problemas de clasificación errónea en la clase que corresponde al estado normal de operación. Cabe señalar que los casos de clasificación errónea más críticos están relacionados con la condición de operación normal que representa una desventaja. La relación de clasificación lograda por el enfoque LDA es aproximadamente del 91.7%.

Tabla 2. Matriz de confusión resultante de la evaluación de todas las condiciones consideradas utilizando el LDA, para la AI cal. 24.

Clase asignada	Clase verdadera		
	BajaP	Normal	AltaP
BajaP	18	3	0
Normal	2	17	0
AltaP	0	0	20

Tabla 3. Matriz de confusión resultante de la evaluación de todas las condiciones consideradas utilizando el LDA, para la AI cal. 20.

Clase asignada	Clase verdadera		
	BajaP	Normal	AltaP
BajaP	19	0	0

Normal	1	20	0
AltaP	0	0	20

Con respecto a la metodología de diagnóstico propuesta, la relación de clasificación resultante obtenida del entrenamiento y la prueba del clasificador ANN para la prueba con el Al cal. 20 es 98.3%. En la Tabla 3 se resumen la matriz de confusión correspondientes a la evaluación de todas las condiciones consideradas mediante la reducción de la característica propuesta. Aunque se obtienen algunas clasificaciones erróneas tanto en el entrenamiento como en la prueba del clasificador ANN, los resultados son prometedores.

6. Conclusiones

Este trabajo presenta una metodología para monitorear y evaluar la condición de operación en una punzadora, bajo diferentes condiciones de perforado. Hay cuatro aspectos importantes en esta metodología de diagnóstico propuesta.

La primera es la propuesta del conjunto de características de tiempo estadístico, como una buena caracterización de las señales de vibración en el porta punzón adquiridas, se obtiene al considerar el conjunto de características apropiado. El segundo está relacionado con el uso de las tres señales de vibración y no solo de la señal en la dirección del desplazamiento del porta punzón para fines de cálculo de características, los resultados muestran que el cálculo de un conjunto de características de tiempo estadístico de cada señal de vibración del porta punzón proporcionan en este trabajo la capacidad de obtener una mejor caracterización de la condición de operación en la que se encuentra. El tercero es la aplicación de una técnica de extracción de características. El uso de la técnica LDA sobre los conjuntos de características de tiempo estadístico de todas las condiciones consideradas, permite la reducción de la dimensionalidad, facilitando la tarea de clasificación debido a la representación bidimensional resultante de las condiciones consideradas. El cuarto es el uso de un algoritmo de clasificación simple basado en una estructura ANN única capaz de reconocer todas las condiciones consideradas. Se han considerado tres condiciones experimentales diferentes para cada caso, que representan un rango importante de condiciones del sistema, incluidos estados saludables y defectuosos con interferencias en la presión de aire. Bajo todas estas condiciones experimentales, la metodología propuesta muestra resultados confiables de diagnóstico de condición para distintos tipos de material. Los resultados obtenidos en este trabajo sugieren que esta metodología también puede ser útil para cualquier otra detección de condiciones de operación en máquinas de prensa neumática o troqueles. El trabajo futuro se centrará en el análisis de la metodología de diagnóstico bajo múltiples escenarios, considerando diferentes condiciones de operación de presión y distintos materiales, así como un mayor número de ciclos de trabajos para reforzar la base de pruebas.

Referencias

- [1] Y. M. H. Ng, M. Yu, Y. Huang, y R. Du, "Diagnosis of sheet metal stamping processes based on 3-D thermal energy distribution", *IEEE Trans. Autom. Sci. Eng.*, vol. 4, núm. 1, pp. 22–29, ene. 2007.
- [2] T. Y. Badgujar y V. P. Wani, "Optimization of Stamping Process Parameters for Material Thinning With Design of Experiment Approach", *Iv Int. Conf. Prod. Ind. Eng. Cpie-2016*, núm. December, pp. 1–9, 2016.
- [3] B. S. Kim, "Punch press monitoring with acoustic emission (AE) part I: Signal characterization and stock hardness effects", *J. Eng. Mater. Technol. Trans. ASME*, vol. 105, núm. 4, pp. 295–300, 1983.
- [4] G. Zhang, C. Li, H. Zhou, y T. Wagner, "Punching process monitoring using wavelet transform based feature extraction and semi-supervised clustering", *Procedia Manuf.*, vol. 26, pp. 1204–1212, ene. 2018.
- [5] Y. Lim, A. Ulsoy, y R. Venugopal, "Process control for sheet-metal stamping", 2013.

- [6] C. K. H. Koh, J. Shi, W. J. Williams, y J. Ni, "Multiple fault detection and isolation using the haar transform, part 2: Application to the stamping process", *J. Manuf. Sci. Eng. Trans. ASME*, vol. 121, núm. 2, pp. 295–299, 1999.
- [7] N. Mahayotsanun, S. Sah, J. Cao, M. Peshkin, R. X. Gao, y C.-T. Wang, "Tooling-integrated sensing systems for stamping process monitoring", 2009.
- [8] B. S. Kim, "Punch press monitoring with acoustic emission (AE) Part I: signal characterization and stock hardness effects", *asmedigitalcollection.asme.org*, 1983.
- [9] I. Ubhayaratne, M. P. Pereira, Y. Xiang, y B. F. Rolfe, "Audio signal analysis for tool wear monitoring in sheet metal stamping", *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 85, pp. 809–826, feb. 2017.
- [10] W. Klingenberg y U. P. Singh, "Principles for on-line Monitoring of Tool Wear During Sheet Metal Punching", en *Proceedings of the 34th International MATADOR Conference*, Springer London, 2004, pp. 169–174.
- [11] G. Zhang, C. Li, H. Zhou, y T. Wagner, "Punching process monitoring using wavelet transform based feature extraction and semi-supervised clustering", en *Procedia Manufacturing*, 2018, vol. 26, pp. 1204–1212.
- [12] F. Arellano-Espitia, J. J. Saucedo-Dorantes, R. A. Osornio-Rios, M. Delgado-Prieto, J. A. Carino-Corrales, y R. J. Romero-Troncoso, "Statistical data fusion as diagnosis scheme applied to a kinematic chain", en *Proceedings of the IEEE International Conference on Industrial Technology*, 2018, vol. 2018-February, pp. 2111–2118.
- [13] J. J. Saucedo-Dorantes, R. A. Osornio-Rios, M. Delgado-Prieto, y R. J. Romero-Troncoso, "Diagnosis methodology based on statistical-time features and linear discriminant analysis applied to induction motors", *Proc. 2017 IEEE 11th Int. Symp. Diagnostics Electr. Mach. Power Electron. Drives, SDEMPED 2017*, vol. 2017-Janua, núm. 278033, pp. 517–523, 2017.
- [14] A. Parmar y Y. Patel, "A Review on Process of Press Tool Design and its Manufacturing", *Procedia Eng.*, vol. 53, núm. 3, pp. 665–672, 2013.
- [15] M. Ge, Y. Xu, y R. Du, "An intelligent online monitoring and diagnostic system for manufacturing automation", *IEEE Trans. Autom. Sci. Eng.*, vol. 5, núm. 1, pp. 127–138, ene. 2008.
- [16] I. Wadi y R. Balendra, "An intelligent approach to monitor and control the blanking process", *Adv. Eng. Softw.*, vol. 30, núm. 2, pp. 85–92, 1999.
- [17] A. Widodo y B. S. Yang, "Support vector machine in machine condition monitoring and fault diagnosis", *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 21, núm. 6, pp. 2560–2574, ago-2007.
- [18] K. F. Martin, "A review by discussion of condition monitoring and fault diagnosis in machine tools", *Int. J. Mach. Tools Manuf.*, vol. 34, núm. 4, pp. 527–551, 1994.
- [19] X. Li y A. M. Bassiuny, "Transient dynamical analysis of strain signals in sheet metal stamping processes", *Int. J. Mach. Tools Manuf.*, vol. 48, núm. 5, pp. 576–588, abr. 2008.
- [20] G. Zhang, C. Li, H. Zhou, y T. Wagner, "Punching process monitoring using wavelet transform based feature extraction and semi-supervised clustering", *Procedia Manuf.*, vol. 26, pp. 1204–1212, 2018.
- [21] J. J. Saucedo-Dorantes, M. Delgado-Prieto, R. A. Osornio-Rios, y R. De Jesus Romero-Troncoso, "Multifault Diagnosis Method Applied to an Electric Machine Based on High-Dimensional Feature Reduction", *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 53, núm. 3, pp. 3086–3097, may 2017.
- [22] G. C. Zhang, M. Ge, H. Tong, Y. Xu, y R. Du, "Bispectral analysis for on-line monitoring of stamping operation", *Eng. Appl. Artif. Intell.*, vol. 15, núm. 1, pp. 97–104, feb. 2002.
- [23] G. Zhang, C. Li, H. Zhou, T. W.-P. Manufacturing, y undefined 2018, "Punching process monitoring using wavelet transform based feature extraction and semi-supervised clustering", *Elsevier*.

- [24] T. L. Wu, D. Y. Sari, B. T. Lin, y C. W. Chang, “Monitoring of punch failure in micro-piercing process based on vibratory signal and logistic regression”, *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, vol. 93, núm. 5–8, pp. 2447–2458, nov. 2017.
- [25] D. Y. Sari, T. L. Wu, y B. T. Lin, “Preliminary study for online monitoring during the punching process”, *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, vol. 88, núm. 5–8, pp. 2275–2285, feb. 2017.
- [26] M. Ge, R. Du, y Y. Xu, “Hidden Markov model based fault diagnosis for stamping processes”, *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 18, núm. 2, pp. 391–408, 2004.
- [27] M. Ge, G. C. Zhang, R. Du, y Y. Xu, “Feature extraction from energy distribution of stamping processes using wavelet transform”, *JVC/Journal Vib. Control*, vol. 8, núm. 7, pp. 1023–1032, 2002.
- [28] M. Ge, R. Du, G. Zhang, y Y. Xu, “Fault diagnosis using support vector machine with an application in sheet metal stamping operations”, *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 18, núm. 1, pp. 143–159, 2004.
- [29] O. Duque-Perez, C. Del Pozo-Gallego, D. Morinigo-Sotelo, y W. Fontes Godoy, “Bearing fault diagnosis based on Lasso regularization method”, en *Proceedings of the 2017 IEEE 11th International Symposium on Diagnostics for Electrical Machines, Power Electronics and Drives, SDEMPED 2017*, 2017, vol. 2017-January, pp. 331–337.
- [30] M. Van y H. J. Kang, “Wavelet Kernel Local Fisher Discriminant Analysis with Particle Swarm Optimization Algorithm for Bearing Defect Classification”, *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 64, núm. 12, pp. 3588–3600, dic. 2015.
- [31] M. Belkin y P. Niyogi, “Laplacian eigenmaps for dimensionality reduction and data representation”, *Neural Comput.*, vol. 15, núm. 6, pp. 1373–1396, jun. 2003.
- [32] M. Sugiyama, T. Idé, S. Nakajima, y J. Sese, “Semi-supervised local Fisher discriminant analysis for dimensionality reduction”, *Mach. Learn.*, vol. 78, núm. 1–2, pp. 35–61, ene. 2010.
- [33] Q. He, X. Ding, y Y. Pan, “Machine fault classification based on local discriminant bases and locality preserving projections”, *Math. Probl. Eng.*, vol. 2014, 2014.
- [34] T. Hastie, R. Tibshirani, ... J. F.-T. M., y undefined 2005, “The elements of statistical learning: data mining, inference and prediction”, *Springer*.
- [35] D. H. Peluffo-Ordóñez, J. A. Lee, y M. Verleysen, “Short Review of Dimensionality Reduction Methods Based on Stochastic Neighbour Embedding”, en *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 2014, vol. 295, pp. 65–74.
- [36] T. Villmann, F. M. Schleif, M. Kaden, y M. Lange, “Advances in Self-Organizing Maps and Learning Vector Quantization: Proceedings of the 10th International Workshop, WSOM 2014, Mittweida, Germany, July, 2-4, 2014”, en *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 2014, vol. 295.
- [37] R. Hambli, S. Richir, P. Crubleau, y B. Taravel, “Prediction of optimum clearance in sheet metal blanking processes”, *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, vol. 22, núm. 1–2, pp. 20–25, sep. 2003.