



Caracterización de vibraciones mecánicas en una estructura metálica utilizando el análisis Cepstrum

Edgar Alfonso Correa Quintana

Universidad Antonio Nariño
Facultad de Ingeniería Mecánica, Electrónica y Biomédica
Bucaramanga, Colombia
2020

Caracterización de vibraciones mecánicas en una estructura metálica utilizando el análisis Cepstrum

Edgar Alfonso Correa Quintana

Proyecto de grado presentado como requisito parcial para optar al título de:
Ingeniero Electromecánico

Director:

MSc Camilo Sandoval

Línea de Investigación:

Automática

Universidad Antonio Nariño

Facultad de Ingeniería Mecánica, Electrónica y Biomédica

Bucaramanga, Colombia

2020

Dedicatoria

*A mi esposa e hijos por su amor y apoyo
incondicional*

Agradecimientos

A la Universidad Antonio Nariño, cuerpo docente y administrativo por todo el apoyo brindado durante los 4 años de carrera profesional, tiempo en el cual adquirí y desarrollé competencias éticas, humanas y profesionales que sin duda serán de invaluable apoyo, complemento y aporte dentro de mi ejercicio profesional.

Resumen

La presente propuesta de trabajo de grado en la Universidad Antonio Nariño(UAN) caracteriza y correlaciona adecuadamente los efectos que genera inducir vibraciones mecánicas sobre una estructura metálica, como medio para la determinación o predicción de alteraciones o fallas potenciales en estructuras de tipo civil o industrial de naturaleza estática, empleando para ello sensores de vibración(piezoeléctricos), software de captura de información experimental (Labview) y la aplicación de herramientas de procesamiento y clasificación de señales de onda.

Trabajos previos desarrollados en la UAN desde el año 2015 empleando técnicas de procesamiento de señales como Fourier y Wavelet, presentan indicios sobre la relación entre las señales procesadas y las alteraciones estructurales de los diferentes ensayos. En esta oportunidad mediante el uso del análisis Cepstrum como herramienta alternativa para el procesamiento de señales mecánicas. complementario al uso de una técnica de disimilaridad (distancia euclídea) para la evaluación de la homogeneidad de los datos, ha permitido evidenciar desviaciones que pueden vincularse a defectos estructurales de una armadura metálica a nivel de laboratorio. El uso de la herramienta Cepstrum a nivel experimental bajo una mayor amplitud de pruebas en diversos tipos de defectos, permitirán sin duda implementar las bases para incentivar el desarrollo tanto académico como comercial de herramientas o técnicas de inspección remota de equipos estáticos, que sean de gran utilidad para la sociedad.

Palabras clave: Vibraciones, estructuras metálicas, análisis Cepstrum, Labview, Matlab, alteraciones en estructuras metálicas

Abstract

This proposal for engineering degree at the Antonio Nariño University (UAN) adequately characterizes and correlates the effects generated by inducing mechanical vibrations on a metal structure, as a means of determining or predicting potential alterations or failures in civil or industrial structures, using vibration sensors (piezoelectric), experimental information capture software (Labview) and the application of wave signal processing and classification tools.

Previous works developed at the UAN since 2015 using signal processing techniques such as Fourier and Wavelet, show indications on the relationship between the processed signals and the structural alterations of the different tests. This time through the use of Cepstrum analysis as an alternative tool for processing mechanical signals. Complementary to the use of a dissimilarity technique (Euclidean distance) for the evaluation of the homogeneity of the data, it has allowed to show deviations that can be linked to structural defects of a metallic reinforcement at laboratory level. The use of the Cepstrum tool at an experimental level under a greater range of tests on various types of defects, will undoubtedly allow the implementation of the bases to encourage both academic and commercial development of tools or techniques for remote inspection of static equipment, which Will be of great utility for society.

Keywords: Vibrations, metal structures, Cepstrum, Labview, Matlab analysis, alterations in metal structures

Contenido

	Pág.
Resumen	V
Abstract	VI
Lista de figuras	IX
Introducción	1
1. Estado del arte	7
2. Marco teórico	11
2.1 Análisis de vibraciones	11
2.2 Movimiento armónico.....	12
2.3 Movimiento periódico	14
2.4 Monitoreo de salud estructural basado en impedancias electromagnéticas ...	14
2.5 Transformada de Fourier	17
2.6 Espectro de frecuencia	20
2.7 Análisis Cepstrum.....	21
2.8 Relaciones y definiciones	22
2.9 Técnica de clasificación de datos	24
2.10 Labview y Adquisición de datos	25
2.11 MATLAB	26
3. Procedimiento	29
3.1 Equipos	29
3.2 Procedimiento de configuración de la tarjeta electrónica	33
3.3 Procedimiento para toma de datos en la estructura	37
4. Resultados	39
4.1 Factor de correlación	39
4.2 Transformada de Fourier (FFT)	41
4.3 Aplicación de la segunda Transformada de Fourier (FFT) e inversa (IFFT) ...	46
4.4 Clasificación de datos (distancia euclidiana).....	51
5. Conclusiones y recomendaciones	54
5.1 Conclusiones	54
5.2 Recomendaciones	55

Anexo A. Resultados experimentales-graficas	56
Anexo B. Códigos MATLAB procesamiento de la información	73
Bibliografía	87

Lista de figuras

	Pág.
Figura 2-1. Movimiento armónico (Referencia Tadeus Majewski).....	13
Figura 2-2. Movimientos periódicos (Referencia Tadeus Majewski)	14
Figura 2-3. Acelerómetros IEPE, fuente Dytran Instruments Inc.....	17
Figura 2-4. Función periódica	19
Figura 2-5. Aproximación de armónicos a la función real.	20
Figura 2-6. Espectro de frecuencia de una función de tiempo periódica típica.	20
Figura 2-7. Representaciones de una función senoidal en el dominio de tiempo y frecuencia.....	21
Figura 3-1. Estructura metálica y vigas con alteraciones	30
<i>Figura 3-2. Obturador o módulo de excitación</i>	<i>31</i>
Figura 3-3. Circuito de control de vibración	31
Figura 3-4. Sensores piezoeléctricos.....	32
Figura 3-5. Bloque DAQ Assist.....	33
Figura 3-6. configuración tipo de señal	34
Figura 3-7. Configuración de cada señal	34
Figura 3-8a. VI analizador de las señales.....	35
Figura 3-8b. Configuración del tipo de señal a generar	35
Figura 3-9. Configuración de señal a generar.....	36
Figura 3.10. Panel de control VI.	37

Figura 4-1. CV sensor blanco (referencia).....	40
Figura 4-2. CV sensor rojo (referencia).....	40
Figura 4-3. CV sensor verde(referencia).....	40
Figura 4-4. FFT sensor blanco(referencia).....	41
Figura 4-5. FFT sensor blanco (DEF1).....	42
Figura 4-6. Sensor blanco DF3	42
Figura 4-7. Sensor rojo (referencia)	43
Figura 4-8. Sensor rojo (DEF1).....	44
Figura 4-9. Sensor rojo (DEF3).....	44
Figura 4-10. Sensor rojo (DEF4).....	44
Figura 4-11. Sensor verde (referencia)	45
Figura 4-12. Sensor verde (DEF1).....	45
Figura 4-13. Sensor verde (DEF3).....	46
Figura 4-14. Sensor blanco (referencia).....	47
Figura 4-15. Sensor blanco (DF4).....	47
Figura 4-16. Sensor blanco (DF2).....	48
Figura 4-17. Sensor rojo (referencia)	48
Figura 4-18. Sensor rojo (DF2)	49
Figura 4-19. Sensor rojo (DF4)	49
Figura 4-20. Sensor verde (referencia)	50
Figura 4-21. sensor verde (DEF2).....	50
Figura 4-22. Sensor verde (DEF4).....	50
Figura 4-23. Distancias euclidianas para el sensor blanco.....	51
Figura 4-24. Distancia euclidiana para el sensor rojo.....	52
Figura 4-25. Distancia euclidiana para el sensor verde.....	52

Introducción

Diversos proyectos de grado desarrollados en la Universidad Antonio Nariño sede Bucaramanga por parte de estudiantes de pregrado durante el periodo 2015-2019 (Valencia Niño, 2019) (Benavidez & Marinez, 2019) (Zapata & Cacua, 2015) (Larrotta & Rodriguez, 2015) (Hernandez, 2016) en la temática del análisis de vibraciones y su correlación con fallas estructurales de equipos o sistemas, han permitido establecer las bases para la investigación y desarrollo de pruebas experimentales que permitan profundizar y garantizar resultados exitosos en la determinación de alteraciones o defectos estructurales en componentes metálicos a partir de la medición y correlación de señales vibraciones mecánicas inducidas mediante la excitación de las estructuras por un dispositivo adaptado (bobina) para generarlas.

El problema principal radica en que, según la bibliografía consultada, a la fecha con el módulo experimental desarrollado en la UAN y las diferentes pruebas desarrollados con los modelos experimentales usando técnicas de identificación de señales convencionales como Fourier (Cooley & Tukey, 1965) y Wavelet (Rey & Martinez, 2019), los resultados no han sido contundentes sobre la identificación específica de patrones que puedan ser vinculados o asociados directamente con posibles condiciones de daño o alteración de la estructura estudiada. Por tal motivo, se plantea en este proyecto, consolidar resultados adicionales incorporando el análisis Cepstrum (logaritmo del inverso de la doble transformación de Fourier) (Randall, 2017) para la evaluación y comportamiento de señales vibracionales de tal forma que permitan generar un mayor o menor grado de confianza sobre el uso de esta técnica para la determinación de daños en estructuras de tipo estático.

Las principales técnicas para la detección de fallas no destructivas en estructuras de tipo civil van desde la inspección visual, pasando por los métodos acústicos, el ultrasonido, los campos magnéticos, los rayos-X y hasta el empleo de métodos térmicos. Estas técnicas realizan la detección de daño local siempre y cuando el daño este localizado dentro de una región accesible a la estructura. Cuando las zonas de potencial falla son menos accesibles se emplean técnicas de respuesta dinámica de la estructura por excitación o impulsos lo cual permite mediante la utilización de sensores y métodos analíticos de evaluación de respuesta, precisar con un mayor grado de confianza el diagnóstico o condición de una determinada estructura. El presente trabajo de investigación profundiza sobre el conocimiento del análisis Cepstrum y cada uno de sus coeficientes generados, con el objetivo de lograr una mayor sensibilidad, correlación y profundidad para la predicción de fallas estructurales complementarias al uso de técnicas como Fourier y Wavelet ampliamente estudiadas en los ensayos de la UAN. Lo anterior permite generar un mayor campo de experimentación y conocimiento para futuras aplicaciones a nivel académico o industrial.

El presente trabajo inicia con la adecuada caracterización de vibraciones mecánicas inducidas sobre una estructura metálica de tal forma que puedan ser correlacionadas con posibles alteraciones o defectos estructurales presentes en la misma. La transformación Cepstrum requiere el establecimiento de los tipos, cantidades y tamaño de pruebas de tal forma que los resultados puedan ser validados posteriormente. La metodología determina inicialmente los descriptores asociados con cada alteración (defectos) para luego mediante la técnica de métrica euclidiana clasificar e identificar las alteraciones estructurales sobre el módulo de pruebas de la Universidad Antonio Nariño.

En resumen, el alcance del proyecto evalúa la efectividad del análisis Cespstrum para la determinación y correlación de características observadas en el comportamiento de señales evaluando posibles fallas en la estructura de experimentación de tal forma que se genere un conocimiento institucional del análisis y desarrollo de nuevas propuestas de trabajo en la comunidad universitaria.

El banco de pruebas de experimentación consiste en un armazón metálico de 1.7 metros de altura dispuesto con sensores piezoeléctricos en tres puntos que permiten detectar las vibraciones inducidas por un mecanismo de excitación (bobina eléctrica). La bobina del mecanismo presenta regularmente periodos de atascamiento en su barra ferromagnética (la cual genera los impactos) lo cual el reproceso de muestreo es recurrente, lo cual sugiere el mejoramiento futuro del sistema de tal forma que se garantice una mayor eficiencia para la toma y captura de información.

La metodología propuesta para el desarrollo de esta propuesta plantea cinco etapas.

Etapa 1. Revisión bibliográfica

En esta etapa se involucra el estudio y conocimiento del concepto Cepstrum y desarrollo de códigos en MATLAB para la capturar y correlación de comportamientos de las señales detectadas en el banco de pruebas dispuesto en la universidad. Esto incorpora el desarrollo de un programa en Labview para adquisición de datos y captura de información proveniente de la estructura de pruebas, así como el conocimiento de partes y manejo del módulo experimental dispuesto para la detección de alteraciones en estructurales por el método de impedancias electromecánicas.

Fase 2. Diagnóstico de la estructura metálica existente

Consiste en la revisión y observación mediante lista de chequeo de la condición del sistema, cableado, módulo electrónico para captura de información, sensores, bobina de vibración entre otros.

Fase 3. Identificación de las variables a medir

En esta fase se reconocen las variables a medir e información que arroja Labview posterior a cada ensayo, así como la configuración de las matrices en MATLAB de cada sensor involucrando los tiempos de ensayo en cada sensor y la estimación de los coeficientes de las señales durante cada etapa de ensayo.

Fase 4. Medición y configuración de la estructura metálica a evaluar

Mediante la excitación de la estructura con una bobina que genera impactos (vibración), se procede a capturar la información de los (3) sensores dispuestos en la estructura mediante un programa en Labview de acuerdo a un diseño experimental propuesto para los diferentes arreglos de barras y condiciones sobre la estructura los cuales permitieron determinar los cambios en las señales y las características de las mismas con el objetivo de visualizar patrones de correlación con fallas particulares de la estructura.

Fase 5. Análisis de datos

La información recopilada mediante el programa de Labview para cada arreglo dispuesto en la estructura es procesada mediante MATLAB con la aplicación de la técnica de transformación de señales no lineales Cepstrum (doble aplicación de Fourier y su inversa) desde el dominio del tiempo al dominio de la frecuencia, de tal forma que con los resultados de los ensayos y la aplicación posterior de una técnica de clasificación de información por distancias (métrica euclidiana) permiten inferir las relaciones de falla.

Finalmente, los resultados obtenidos mediante el presente proyecto experimental estarán direccionados a estudiantes y profesores de la UAN-Bucaramanga, comunidad académica y científica local, regional y nacional con el objetivo de incentivar decididamente el

desarrollo de investigación en técnicas de procesamiento de señales y su aplicación en el campo mecánico y de estructuras civiles para la determinación de fallas en materiales y componentes. El documento final servirá como base para la divulgación científicos por parte de la UAN con el objetivo de lograr un mayor apoyo institucional y de gobierno para generación de nuevos proyectos en el campo de estudio que incluye de igual manera gremios industriales de la región.

1. Estado del arte

El diagnóstico de la condición (salud) de estructuras es un campo ampliamente estudiado en los últimos años con el objetivo de evaluar las condiciones de seguridad tanto en armaduras metálicas (puentes) como en grandes edificaciones que han sido sometidos a grandes esfuerzos por efectos de terremotos o huracanes. En Japón se ha propuesto la distribución en intervalos de periodos cortos (SIP) para analizar los componentes del dominio espectral de una estructura sujeta a vibraciones desconocidas o ruidos no estacionarios (Hirata, 2004). La distribución SIP representa la forma de la respuesta de frecuencia en condiciones de deficiente medición, se ha mostrado que la distribución SIP puede ser utilizada para obtener la variación gradual con el tiempo del cambio en la respuesta de frecuencia de una estructura sometida a vibraciones no estacionarias (Hirata & Matsumoto, 2010).

Un aspecto importante es que la distribución SIP requiere de una señal lo suficientemente larga en razón a los procesos computacionales de la distribución SIP los cuales usan información sobre los componentes de la frecuencia dominante tomados desde un número de intervalos cortos.

De igual forma se ha propuesto otro método de monitoreo de la condición de salud en estructuras (que se basa en la amortiguación usando el análisis de armónicos acumulados (CHA) el cual revela los picos del espectro de resonancias estructurales ocultas en señales cortas (Takahashi & Tohiyama, 2008). Se ha determinado que el amortiguamiento es un factor importante en el diagnóstico estructural y está relacionado con la atenuación

resonante de la información transitoria en el dominio del tiempo, por ejemplo, si una columna tiene una grieta, cualquier atenuación de la resonancia será de corta duración, lo cual significa que una forma de estimación de información transitoria, caso atenuación resonante, puede asociarse como un valor de diagnóstico estructural.

La CHA es una extensión del análisis espectral acumulativo (CSA) el cual fuera propuesto por Berman y Fincham para determinar las características transitorias de sistemas de altavoces de sonido. El CSA determina las características transitorias de sistemas de altavoces, en términos de las relaciones entre la información transitoria y la CHA.

Continuando con la detección de daños en sistemas se han planteado algunas técnicas basadas en la respuesta dinámica de la estructura (Ren & Roeck, 2002). Algunas de las principales ventajas de utilizar las técnicas de respuesta dinámica como esquema de monitoreo son: no es imprescindible conocer a priori los lugares con falla; es posible determinar remotamente el comportamiento global de la estructura a partir de un número limitado de sensores y con suficiente información; igualmente permite localizar y cuantificar el daño (Humar, Bagchi, & Xu, 2006).

El soporte de todo sistema de monitoreo es el indicador de falla. Algunas técnicas plantan el cambio en el módulo de elasticidad (Villalva & Laier, 2010) de una estructura como el indicador de falla, el cual se obtiene mediante un proceso de optimización comparando las características dinámicas experimentales reales con respecto a las de un modelo analítico (en elementos finitos) de la estructura que está siendo monitoreada. En este punto se generan funciones objetivo que buscan minimizar la diferencia entre el comportamiento experimental y el de referencia, variando el módulo de elasticidad (Moslem & Nafaspour, 2002). El proceso de optimización permite determinar los módulos de elasticidad asociados a cada elemento de la estructura y su comparación con los valores iniciales lo que permite determinar la condición normal o de falla incipiente en la estructura, que fundamentalmente se traduce en alteraciones de las frecuencias naturales y modos de vibración del sistema.

Las técnicas de procesamiento de señales han sido fundamentales para lograr la identificación de potenciales fallas en sistemas mecánicos rotativos principalmente y en casos particulares de equipos estáticos industriales.

Dentro de las técnicas más empleadas para la caracterización de tipos de fallas se encuentra la transformada rápida de Fourier (FFT), donde la amplitud y frecuencia de cada componente espectral está asociado estrechamente a un mecanismo de fallo en particular, considerando un parámetro clave como es el denominado factor discriminante, el cual permite para diferenciar o discriminar los tipos de fallas incipientes (Monavar, Ahmadi, Mohtasebi, & Hasani, 2008). Complementariamente en sistemas de mecanizado mecánico se ha empleado la denominada técnica del Pre-Blanqueamiento del Cepstrum (CPW, Cepstrum Pre-Whitening), la cual es una técnica de preprocesamiento de señal para equipos que están expuestos a diferentes fuentes de vibración y los cuales pueden ocultar efectos de fallas incipientes o definitivas. El CPW hace uso de la técnica del Cepstrum principalmente para resaltar los efectos de fallas en rodamientos de bombas o turbinas, técnica la cual elimina armónicos y bandas laterales de componentes no deseados (Barbini, Eltabach, & Dubois, 2016). El Cepstrum contiene información sobre la razón de cambio de los componentes del espectro en frecuencia, de manera que una serie de componentes separados a una distancia constante en el espectro es observado como un pico en el Cepstrum al periodo de la frecuencia base. Estos picos pueden ser eliminados usando un lifter (ejemplo: un filtro que opera en el dominio Cepstral). En la técnica CPW, el Cepstrum se utiliza para remover los componentes no deseados y las resonancias, lo cual se realiza mediante el establecimiento del Cepstrum real como referencia del espectro. La señal resultante es una señal con un espectro plano de magnitud unitaria.

Por último las metodologías de clasificación de la información que es obtenida mediante las técnicas de procesamiento de señales anteriormente descritas se convierten en un factor fundamental para la correlación de características o atributos que pueden ser asociados con fallas incipientes o definitivas de los sistemas de estudio, dentro de estas herramientas se pueden encontrar los métodos k-NN (de los vecinos cercanos, distancia euclidiana, distancia Manhattan, distancia de Chebychev entre otras (Rodríguez, Rojas, & Franco, 2007).

2. Marco teórico

2.1 Análisis de vibraciones

El análisis de vibraciones (Majewski, 2016), permite diagnosticar el estado de las máquinas y sus componentes mientras funcionan normalmente dentro de un sistema de producción, esta es una de las tecnologías utilizadas en el mantenimiento predictivo de equipo estático (torres, intercambiadores de calor, tambores, tanques etc.) y máquinas rotativas (bombas, compresores, turbinas etc.), ya que permite determinar el estado de cada uno de los componentes internos de los equipos con el fin de programar las actividades de mantenimiento requerido, sin por ello afectar el desarrollo normal de la planta.

Con el desarrollo de esta tecnología, se logran generar las gráficas de las señales de las vibraciones ya sea en el dominio del tiempo o en la frecuencia para que se pueda realizar su interpretación y emitir un diagnóstico acertado de la condición.

Las máquinas generan vibraciones como parte normal e inherente de la actividad, sin embargo, cuando falla alguna de sus partes, las características de estas vibraciones cambian notablemente, permitiendo bajo un estudio detallado identificar el lugar y el tipo de falla que se está presentando, lo anterior permite al final una rápida reparación y mantenimiento del sistema.

El análisis de vibraciones está basado fundamentalmente en la interpretación de las señales de vibración tomando como referencia los niveles de tolerancia indicados por el fabricante o por las normas técnicas. Las fallas que normalmente se pueden detectar en las máquinas por efecto de sus vibraciones son las siguientes:

- Desbalanceo
- Desalineamiento
- Defecto de rodamientos
- Ejes torcidos
- Desajuste mecánico
- Defecto de transmisiones por correa
- Defectos de engranajes
- Problemas eléctricos

El movimiento de un cuerpo puede ser de forma simple o complicada, la vibración que puede presentar determinado cuerpo puede darse en una o más direcciones, pero entre las situaciones básicas que se pueden presentar se tienen:

2.2 Movimiento armónico

El movimiento armónico se define como una función de senos o cosenos con parámetros constantes: amplitud, frecuencia y fase:

$$x(t) = a \operatorname{sen}(\omega t + \varphi) \quad (1)$$

$$x(t) = a \operatorname{acos}(\omega t + \varphi) \quad (2)$$

Donde $t[s]$ es el tiempo, a es la amplitud de vibración [mm,m,V,A,etc.], ω es la frecuencia radial [rad/seg], f es el ángulo de fase [rad].

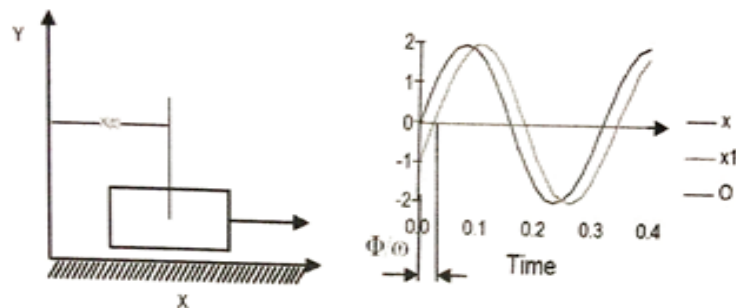
En la teoría se emplea la mayoría de las veces, la frecuencia radial, pero en la práctica (mediciones) se usa la frecuencia f [Hz]. La relación entre la frecuencia radial ω , la frecuencia f y el periodo de vibraciones T [s] se define mediante la relación:

$$\omega = 2\pi f = \frac{2\pi}{T} \quad (3)$$

En la figura 2-1 se muestran las funciones $x(t)=2\text{sen}(20t)$ y $x(t)=2\text{sen}(20t-0.5)$.

Ambos tienen la misma amplitud $a = 2$ mm, frecuencia circular $\omega = \text{rad/s}$ pero la primera tiene la fase $\varphi=0$ mientras que la segunda es $\varphi = -0.5$ rad.

Figura 2-1. Movimiento armónico (Referencia Tadeus Majewski)



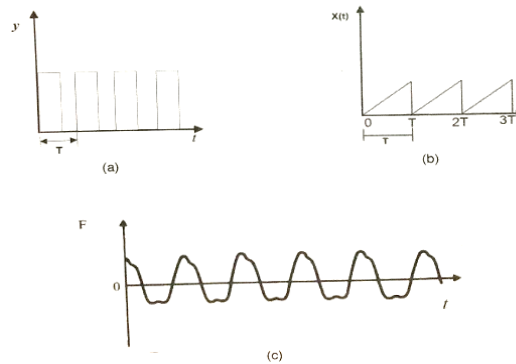
2.3 Movimiento periódico

Este movimiento se define con la función:

$$x(T + t) = x(t) \quad (4)$$

donde T es el periodo del movimiento, $T \neq 0$. En la figura se muestran ejemplos de movimientos periódicos. Estos movimientos tienen una frecuencia $f=1/T$ [Hz]. Los siguientes (figura 2-2) son ejemplos de movimientos periódicos.

Figura 2-2. Movimientos periódicos (Referencia Tadeus Majewski)



2.4 Monitoreo de salud estructural basado en impedancias electromagnéticas

En general, para la correcta evaluación de sistemas y equipos en los últimos años se ha incorporado el termino denominado sistemas de monitoreo de salud estructural (SHM), el cual se han convertido en un elemento fundamental para el desarrollo de mantenimiento y

actividades de inspección en la industria, con énfasis especial en la ingeniería aeronáutica, aeroespacial, civil, marítimo y otros campos relacionados. Debido al alto nivel de seguridad que es requerido en la industria aeronáutica, este sector ha demandado altos niveles de inversión con el objetivo para garantizar una adecuada y segura condición de operación para sus aviones. Los sistemas SHM podrían reducir significativamente los costos asociados al mantenimiento, ya que los daños potenciales podrían detectarse en etapas tempranas, representando así un 27% del costo de su ciclo de vida del activo (Kessler, Spearing, Atalla, & Cesnik, 2002). En los SHM, el daño es caracterizado principalmente por cambios en la respuesta dinámica de la estructura debido a variaciones en la rigidez, masa, disipación de energía, impedancia mecánica y / o propiedades geométricas de la estructura (Inman, Farrar, & Junior, 2005). Por tanto, la concentración de varios daños en una estructura puede llevar a fallas que comprometen la operación de todo el sistema. En general, el término "integridad" es la condición de la estructura que permite una operación adecuada con un rendimiento satisfactorio. Bajo este contexto, la integridad estructural es el límite para las condiciones de seguridad y la falla de componentes estructurales (Staszewski, Boller, & Tomlinson, 2004).

Los sistemas de SHM se caracterizan por su capacidad para detectar, localizar, cuantificar y estimar la vida útil de la estructura según el daño ocurrido (Rytter, 1993). Sin embargo, al incorporarse materiales inteligentes (PZT, tensión magneto estrictiva, aleaciones con memoria de forma, etc.) en los sistemas de detección, cobra importancia tener en cuenta tres niveles más: autodiagnóstico de daños estructurales, reparaciones estructurales y un sistema simultáneo de control y seguimiento (Park & Inman, 2007). En SHM, NDE (evaluación no destructiva) han sido los métodos ampliamente utilizados en los últimos años, ya que estos métodos permiten su aplicación a diferentes tipos de estructuras y por tanto, permiten la identificación de variados tipos de daños. NDE han aplicado métodos basados en diferentes técnicas, tales como: la emisión acústica, corrientes de Foucault, Radiografía, termografía e impedancia electromecánica. La técnica de impedancia electromecánica (EMI) ha jugado un papel importante, esta técnica hace uso de un transductor piezoeléctrico de bajo costo (PZT) unido a la estructura monitorizada (Liang, 1994).

En esta técnica recogen varias respuestas estructurales para evaluar la estructura considerando su condición dinámica a través de una excitación forzada. Los PZT se utilizan como sensores que recopilan respuestas estructurales para ser procesadas posteriormente mediante algoritmos específicos.

Teniendo en cuenta el uso de la técnica EMI, los materiales piezoeléctricos desempeñan papeles importantes debido a que estos materiales pueden ser utilizados como elementos pasivos y/o activos. En general estos materiales cubren una amplia gama de frecuencias (desde unos pocos Hz hasta GHz). Las aplicaciones de baja frecuencia están cubiertas principalmente por materiales policristalinos (cerámicos, polímeros o composites). A su vez, los cristales y las películas delgadas son los más utilizados en aplicaciones de alta frecuencia (Cortez, Filho, & Baptista, 2013). Las cerámicas PZT tienen las siguientes ventajas: buen acoplamiento electromecánico, buena estabilidad, alta rigidez, respuesta lineal para campos eléctricos de bajo costo (Lin & Giurgiutiu, 2006).

Entre los diversos tipos de materiales piezoeléctricos, los PZT han mostrado un comportamiento eficiente, logrando convertir aproximadamente el 80% de la energía mecánica en energía eléctrica. Desde un punto de vista práctico de la aplicación de la técnica EMI en sistemas SHM, los transductores PZT son adheridos a la estructura monitoreada con pegamento adhesivo de alta rigidez a base de cianoacrilato o una resina epoxi.

A partir de eso, se establece un acoplamiento entre la estructura y el transductor PZT permitiendo monitorear las variaciones de la impedancia mecánica de la estructura mediante variaciones de la impedancia eléctrica del PZT. Por lo tanto, estimulando el PZT utilizando una fuente sinusoidal VX (con amplitud VP y la frecuencia angular (ω)) producirá una corriente I con amplitud IP y fase Ψ . La impedancia eléctrica del PZT ($Z_E(\omega)$) se da de la siguiente manera (Liang, 1994):

$$Z_E(\omega) = \frac{V_x}{I} = \frac{1}{j\omega a} \left(\varepsilon_{33}^T - \frac{Z_\omega}{Z(\omega) + Z_a(\omega)} d_{3x}^2 \gamma_{xx}^E \right)^{-1} \quad (5)$$

Donde $Z_{a(\omega)}$ y $Z(\omega)$ representan las impedancias mecánicas para los transductores y la estructura monitoreada respectivamente, en la ecuación (5), ε_{33}^T , d_{3x}^2 , γ_{xx}^E y j representan la constante dieléctrica, la constante de campo eléctrico, el módulo de Yung y el número imaginario. Se puede observar de la ecuación que cualquier variación de la impedancia estructural causará cambios en la impedancia eléctrica del PZT y por consiguiente en la EMI.

A continuación, se aprecian una serie de sensores comerciales de tipo piezoeléctrico.

Figura 2-3. Acelerómetros IEPE, fuente Dytran Instruments Inc



2.5 Transformada de Fourier

El análisis de Fourier (transformadas) es la base del análisis espectral de frecuencias y permite llevar una señal de vibración, desde el dominio tiempo al de frecuencia.

Una ventaja clara de este tipo de transformadas es su fácil uso, ya que las operaciones diferenciales (diferenciación e integración) en el dominio tiempo son convertidas en simples operaciones algebraicas. Disminuyendo al máximo los requerimientos para el análisis, siendo conocidas tres versiones de las Transformadas de Fourier:

- Transformada integral de Fourier, aplicable a cualquier señal continua de tiempo.
- Series de Fourier, aplicable sólo a las señales del tipo periódicas.
- Transformadas discretas de Fourier, las cuales son utilizadas en señales digitales, siendo las más utilizadas de todas.

Si $x(t)$ es una función periódica con periodo T , su representación como serie de Fourier está dada:

$$\begin{aligned}
 x(t) &= \frac{a_0}{2} + a_1 \cos \omega t + a_2 \cos 2 \omega t + \dots \\
 &\quad + b_1 \sin \omega t + b_2 \sin 2 \omega t \dots \\
 &= \frac{a_0}{2} + \sum_{n=1}^{\infty} (a_n \cos n \omega t + b_n \sin n \omega t)
 \end{aligned} \tag{6}$$

Donde $\omega = 2\pi/T$ es la frecuencia fundamental y $a_0, a_1, a_2, \dots, b_1, b_2, \dots$ son coeficientes constantes. Para determinar los coeficientes a_n y b_n , multiplicamos la ecuación (6) por $\cos n\omega t$ y $\sin n\omega t$, respectivamente, e integramos a lo largo de un periodo $T = 2\pi/\omega$, por ejemplo, de 0 a $2\pi/\omega$.

Entonces se aprecia que todos los términos excepto uno en el lado derecho de la ecuación será Cero por tanto se obtiene:

$$a_0 = \frac{W}{\pi} \int_0^{2\pi/w} x(t) dt = \frac{2}{\tau} \int_0^{\tau} x(t) dt \quad (7)$$

$$a_n = \frac{W}{\pi} \int_0^{2\pi/w} x(t) \cos nwt dt = \frac{2}{\tau} \int_0^{\tau} x(t) \cos nwt dt \quad (8)$$

$$b_n = \frac{W}{\pi} \int_0^{2\pi/w} x(t) \sin nwt dt = \frac{2}{\tau} \int_0^{\tau} x(t) \sin nwt dt \quad (9)$$

La interpretación física de la ecuación (6) es que cualquier función periódica puede representarse como una suma de funciones armónicas. Aunque la serie en la ecuación (6) es una suma infinita, podemos aproximar la mayoría de las funciones periódicas con la ayuda de sólo algunas funciones armónicas. Como ejemplo una onda triangular como el de la Figura 2-4, se representa a detalle con sólo agregar tres funciones armónicas, como se muestra en la Figura 2-5. (Tomasi, 2003).

Figura 2-4. Función periódica

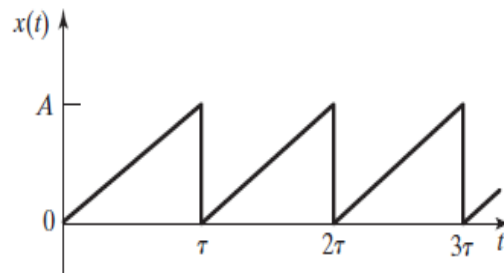
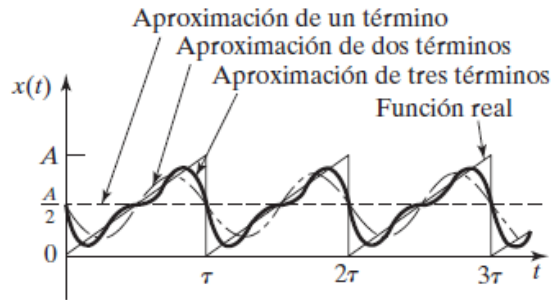
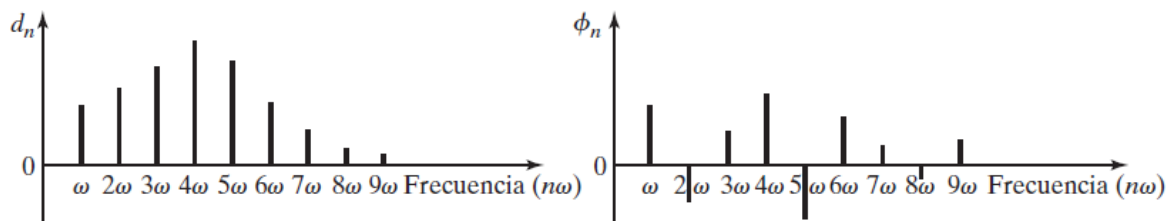


Figura 2-5. Aproximación de armónicos a la función real.

2.6 Espectro de frecuencia

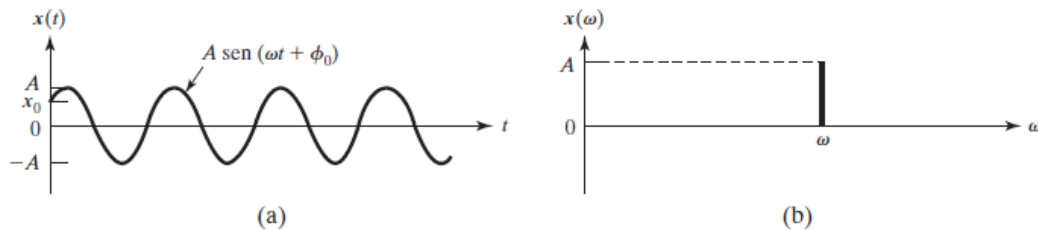
Las funciones armónicas $an \cos n\omega t$ o $bn \sin n\omega t$ en la ecuación (1) se llaman armónicos de orden n de la función periódica $x(t)$. El armónico de orden n tiene un periodo t/n . Estos armónicos se trazan como líneas verticales en un diagrama de amplitud (an y bn o dn y ϕ_n) contra la frecuencia ($n\omega$), llamada espectro de frecuencia o diagrama espectral. La Figura 2-6 muestra un espectro de Frecuencia típica.

Figura 2-6. Espectro de frecuencia de una función de tiempo periódica típica (Tomasi,2003).

La expansión de la serie de Fourier permite describir cualquier función periódica utilizando tanto una representación en el dominio del tiempo como una representación en el dominio de la frecuencia.

Por ejemplo, una función armónica dada por $x(t) = A \sin \omega t$ en el dominio del tiempo, vea la figura 2-7a, puede ser representada por la amplitud y la frecuencia ω en el dominio de la frecuencia.

Figura 2-7. Representaciones de una función senoidal en el dominio de tiempo y frecuencia (Tomasi,2003)



2.7 Análisis Cepstrum

El análisis Cepstrum (Randall, 2017) fue definido inicialmente como “la potencia del espectro del logaritmo de la potencia del espectro” cuya aplicación inicial fue la detección de señales sísmicas en la cual el análisis demostraba ser superior a las denominadas funciones de auto correlación muy empleadas para la definición de señales.

El desarrollo del Cepstrum fue publicado y enfocado inicialmente para los análisis de voz, comunicaciones, sismología y geofísica pero no en aplicaciones mecánicas (Oppenheim & Schaffer, 2004). Oppenheim en su disertación doctoral introdujo el concepto de “sistemas homomórficos”, sistemas en los cuales las relaciones no lineales pueden convertirse en relaciones lineales para permitir el filtrado lineal en el dominio transformado. Los ejemplos típicos de este concepto fueron la conversión de la multiplicación en adición por efectos de la operación con logaritmo, y la conversión de convoluciones por la primera aplicación de

la transformada de Fourier (convertir la convolución a multiplicación) seguida por la conversión logarítmica-aritmética. Este fue un pequeño avance en el desarrollo de la transformada inversa de Fourier sobre el espectro logarítmico para obtener un nuevo tipo de Cepstrum, este fue el aporte de Shafer. Reteniendo la fase en todas las operaciones, el “Cepstrum complejo” fue definido como el inverso de la transformada de Fourier del complejo logarítmico del complejo del espectro, por lo cual este era reversible en el dominio del tiempo. Los estudios de Oppenheim y Shafer permitieron recopilar nuevas aplicaciones del Cepstrum, particularmente la forma analítica para muestreo de señales, donde la final la transformada de Fourier se reemplazó por la denominada transformada Z.

2.8 Relaciones y definiciones

La definición original del Cepstrum fue:

$$C_p(\tau) = |\mathcal{F}\{\log(F_{xx}(f))\}|^2 \quad (6)$$

Donde $F_{xx}(f)$ es un espectro de potencia, el cual puede ser el espectro de potencia promedio de la amplitud del espectro al cuadrado para un registro simple.

La definición del complejo Cepstrum es:

$$C_c(\tau) = \mathcal{F}^{-1}\{\log(F(f))\} = \mathcal{F}^{-1}\{\ln(A(f)) + j\phi(f)\} \quad (7)$$

Donde:

$$F(f) = \mathcal{F}\{f(t)\} = A(f)e^{j\phi(f)} \quad (8)$$

En términos de la amplitud y la fase del espectro, es importante anotar que el “complejo Cepstrum” es un número real a pesar de su nombre en razón a que el logaritmo de la amplitud del espectro lo es y el espectro de la fase es impar.

El nuevo Cepstrum de potencia está dado por:

$$C_p(\tau) = \mathcal{F}^{-1}\{\log(Fxx(f))\} \quad (9)$$

El cuál es el espectro para un registro simple y que puede expresarse como:

$$C_p(\tau) = \mathcal{F}^{-1}\{2\ln(A(f))\} \quad (10)$$

El Cepstrum real se obtiene fijando la fase en cero en la ecuación 2

$$C_r(\tau) = \mathcal{F}^{-1}\{\ln(A(f))\} \quad (11)$$

Se precisa que en el Cepstrum complejo la fase debe desenvolverse (unwrapping) hacia una función continua de frecuencia en principio puede significar una cierta limitación para algunas aplicaciones como por ejemplo en señales estacionarias, generadas por componentes de frecuencia discreta, es decir, donde la fase no está determinada para

frecuencias intermedias) y componentes estacionarios aleatorios (fase aleatoria). El Cepstrum complejo se utiliza en funciones de buen comportamiento, caso: las respuestas de impulso, donde la fase está claramente definida (a menudo definida como el logaritmo de la amplitud). El denominado desenrollamiento (unwrapping) puede realizarse mediante un algoritmo en MATLAB (UNWRAP), se dice que se pueden presentar algunos errores en los puntos donde la pendiente de la función de fase es muy pronunciada, aunque algunas estrategias para minimizar esto consisten en hacer interpolaciones sucesivas del espectro en factores de 2 hasta que el mismo resultado se obtenga en la aplicación de sucesivas etapas de cálculo. normalmente la penúltima etapa de interpolación es la utilizada, algunos errores adicionales en el desenrollamiento se presentan cuando la amplitud de la señal es muy pequeña y los efectos del ruido intervienen en la estimación de la fase.

2.9 Técnica de clasificación de datos

La distancia euclidiana o euclídea es una técnica que hace parte de lo que se denomina el análisis cluster, el cual es un conjunto de técnicas multivariantes utilizadas para clasificar un conjunto de individuos en grupos homogéneos (Lemann, 1972).

La expresión parte de un análisis de cálculo de distancias entre pares de variables de un conjunto en el espacio. La expresión básica es la siguiente:

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{K=1}^P (X_{iK} - X_{jK})^2} \quad (12)$$

Donde:

d_{ij} : Es la distancia entre los casos i y j

X_{iK} : Es el vector de la variable X_K para el caso i

X_{ij} : Es el vector de la variable X_K para el caso j

2.10 Labview y Adquisición de datos

Labview (acrónimo de Laboratory Virtual Instrumentation Engineering Workbench) es una plataforma y entorno de desarrollo para diseñar sistemas, con un lenguaje de programación visual gráfico. Recomendado para sistemas hardware y software de pruebas, control y diseño, simulado o real y embebido, pues acelera la productividad. El lenguaje que usa se llama lenguaje G, donde la G simboliza que es lenguaje Gráfico. Este programa fue creado por National Instruments (1976) para funcionar sobre máquinas MAC, salió al mercado por primera vez en 1986. Ahora está disponible para las plataformas Windows, UNIX, MAC y GNU/Linux. La penúltima versión es la 2013, con la increíble demostración de poderse usar simultáneamente para el diseño del firmware de un instrumento RF de última generación, a la programación de alto nivel del mismo instrumento, todo ello con código abierto y posteriormente la versión 2014 disponible en versión demo para estudiantes y profesionales, la versión demo se puede descargar directamente de la página National Instruments.

Los programas desarrollados con Labview se llaman Instrumentos Virtuales, o VIs, y su origen provenía del control de instrumentos, aunque hoy en día se ha expandido ampliamente no sólo al control de todo tipo de electrónica (Instrumentación electrónica) sino también a su programación embebida, comunicaciones, matemáticas, etc. Un lema tradicional de Labview es: "La potencia está en el Software", que con la aparición de los sistemas multinúcleo se ha hecho aún más potente. Entre sus objetivos están el reducir el

tiempo de desarrollo de aplicaciones de todo tipo (no sólo en ámbitos de Pruebas, Control y Diseño) y el permitir la entrada a la informática a profesionales de cualquier otro campo. Labview consigue combinarse con todo tipo de software y hardware, tanto del propio fabricante -tarjetas de adquisición de datos, PAC, Visión, instrumentos y otro Hardware- como de otros fabricantes.

En la presente propuesta se utiliza el módulo DAQ de Labview con el objetivo de capturar información de señales experimentales del módulo de pruebas, a partir de un proceso de excitación mecánica (vibración) de la estructura de estudio, para el procesamiento posterior de la información obtenida.

2.11 MATLAB

MATLAB (abreviatura de Matrix Laboratory, "laboratorio de matrices") (Perez, 2002) es una herramienta de software matemático que ofrece un entorno de desarrollo integrado (IDE) con un lenguaje de programación propio (lenguaje M). Está disponible para las plataformas Unix, Windows, Mac OS X y GNU/Linux. Entre sus prestaciones básicas se hallan: la manipulación de matrices, la representación de datos y funciones, la implementación de algoritmos, la creación de interfaces de usuario (GUI) y la comunicación con programas en otros lenguajes y con otros dispositivos hardware. El paquete MATLAB dispone de dos herramientas adicionales que expanden sus prestaciones, a saber, Simulink (plataforma de simulación multidominio) y GUIDE (editor de interfaces de usuario - GUI). Además, se pueden ampliar las capacidades de MATLAB con las cajas de herramientas (toolboxes); y las de Simulink con los paquetes de bloques (blocksets). Es un software muy usado en universidades y centros de investigación y desarrollo. En los últimos años ha aumentado el número de prestaciones, como la de programar directamente procesadores digitales de señal o crear código VHDL. La aplicación del software dentro del presente proyecto permite mediante programación y códigos propios

aplicar el análisis Cepstrum a las señales provenientes del experimento, con el objetivo final de permitir el análisis profundo de los comportamientos.

3. Procedimiento

En el laboratorio de mecánica de la UAN se hace uso de una estructura metálica dispuesta para monitorear señales de vibración ante diversas configuraciones de falla propuestas por el diseño experimental

3.1 Equipos

1. Estructura de acero con ángulo de 1"x1/8" con altura de 1.70 metros y una base de 41x41 cm, tiene dos soportes diagonales para simular alteraciones por soldadura y fisura, y otros dos soportes horizontales para simular alteraciones por deformación y exceso de perforaciones, como se muestra la siguiente figura 3-1.

Figura 3-1. Estructura metálica y vigas con alteraciones

Fuente: Tesis J. Valencia, 2019

2. Generador de vibraciones

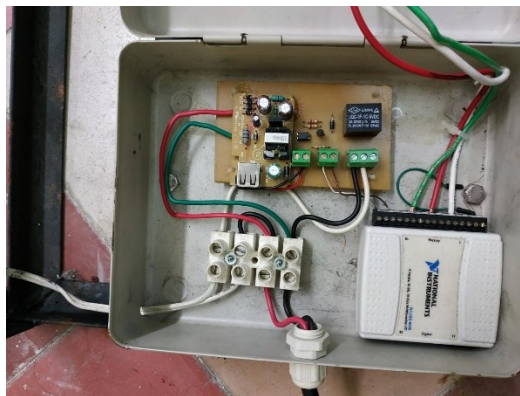
Consiste en un excitador (bobina de timbre) como el mostrado en la figura 3-2. Que trabaja con el principio de inducción electromagnética. El flujo generado por la bobina se concentra en el centro ferromagnético el cual es una pequeña barra móvil de 3 centímetros. Durante las diferentes pruebas se presentó atascamiento del centro ferromagnético y dificultad en el golpe sobre la estructura. Las diferentes pruebas permiten recomendar el dejar 1 mm de distancia entre la barra y la lamina de impacto, esta distancia permite el adecuado desarrollo del experimento, distancias menores o mayores inestabilizan el sistema de vibración.

Figura 3-2. Obturador o módulo de excitación

Fuente: Tesis J. Valencia,2019

3. Circuito de control para equipo generador de vibraciones

Este circuito controla el sistema de potencia del generador de vibraciones a través del programa de Labview para lo que se tuvo en cuenta la señal máxima de salida de la USB-6008 de +5V, tensión e intensidad del equipo vibrador 110V.

Figura 3-3. Circuito de control de vibración

Fuente: Tesis J. Valencia,2019

La tarjeta utilizada posee las siguientes características:

- 8 entradas analógicas (12 bits)
- 2 salidas analógicas (12 bits)
- Energizado por bus para una mayor movilidad, conectividad de señal integrada.
- Compatible con Labview

4. Sensores / acelerómetros piezoeléctricos

Se utilizaron 3 sensores estándar KS-64 como los muestra la Figura 3-4. Para el monitoreo de las vibraciones de acuerdo al diseño, su fácil acoplamiento a la estructura permite maniobrar con las configuraciones posibles previstas por el diseño experimental.

Figura 3-4. Sensores piezoeléctricos.



Fuente: Tesis J. Valencia, 2019

5. Analizador de señales en Labview

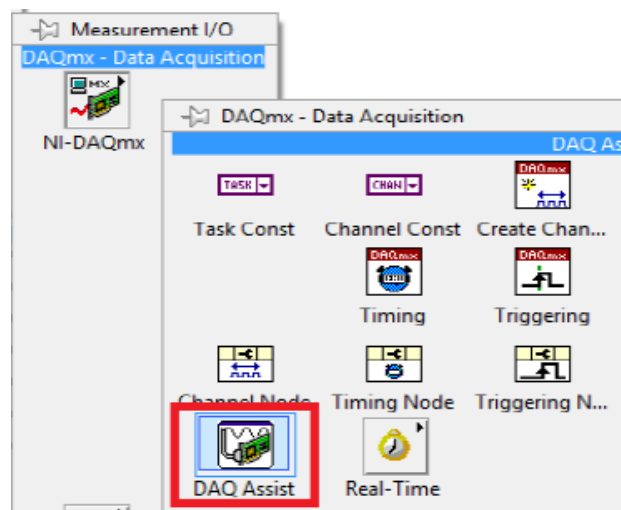
- El laboratorio dispone de un Laptop con el software licenciado de Labview en el cual se configura el modelo de adquisición de datos un VI nuevo y se ingresa en la ventana

de funciones de Measurement para entrar al DAQ Assist. Y configurar las entradas del USB 6008.

3.2 Procedimiento de configuración de la tarjeta electrónica

En la Figura 3-5 se aprecia el menú de Labview del asistente para captura de información de campo, donde los pasos de configuración se enuncian a continuación:

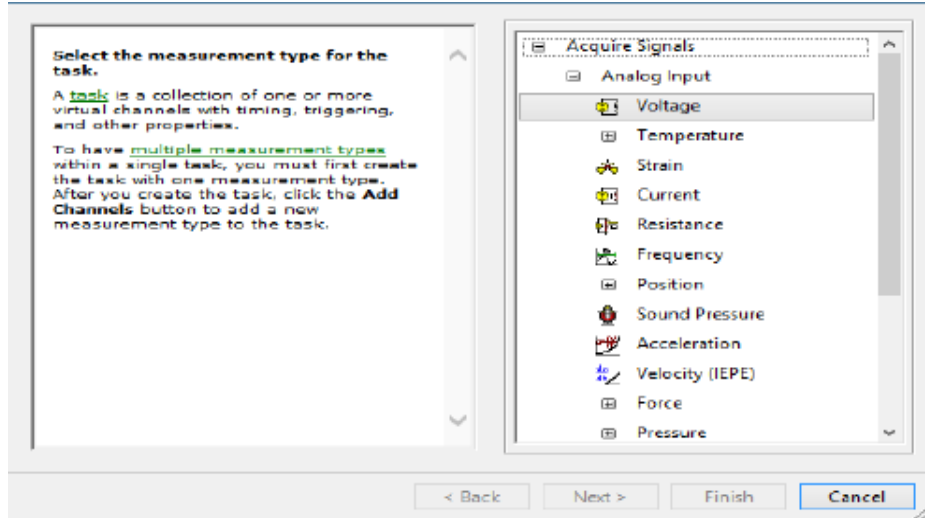
Figura 3-5. Bloque DAQ Assist



Fuente: Autor del proyecto

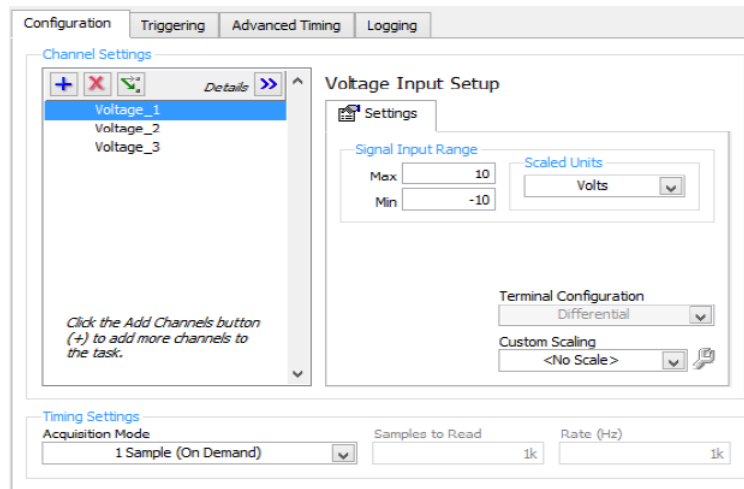
- Se configura la adquisición de las señales de los tres sensores piezoeléctricos en Acquire Signals » Analog Input » Voltage, Figura 3-7 , Luego aparecen los puertos de la tarjeta para la adquisición de datos analógicos de voltaje para los cuales AI1, AI2, AI3 que son los borneros N° 5, 8, 11, Figura 3-7, respectivamente. Por consiguiente, se abrirá una ventana donde se configura las señales de entrada.

Figura 3-6. configuración tipo de señal



Fuente: Autor del proyecto

Figura 3-7. Configuración de cada señal

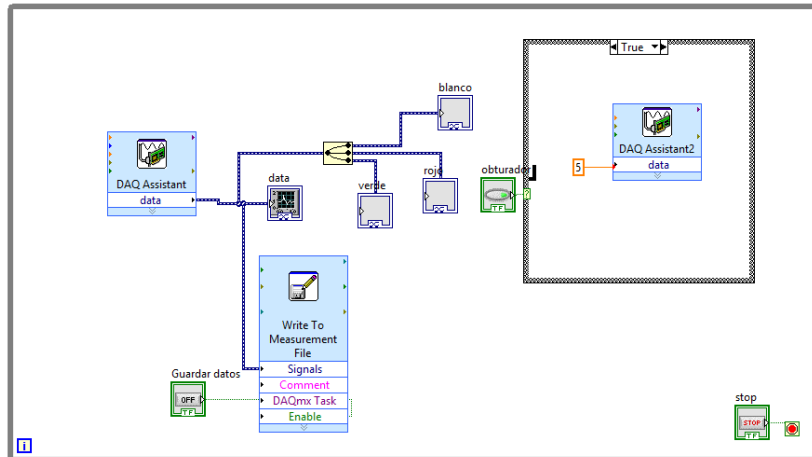


Fuente: Autor del proyecto

- Se realiza el siguiente VI. Figura 3-8a, pero debe configurarse la señal que controla la vibración en la estructura metálica, se abre de nuevo la ventana de funciones luego navegamos hacia Measurement I/O » NI-DAQmx » DAQ Assist y se da clic seguido Aparece la ventana “Create new” en el que configuraremos la señal que se desea para

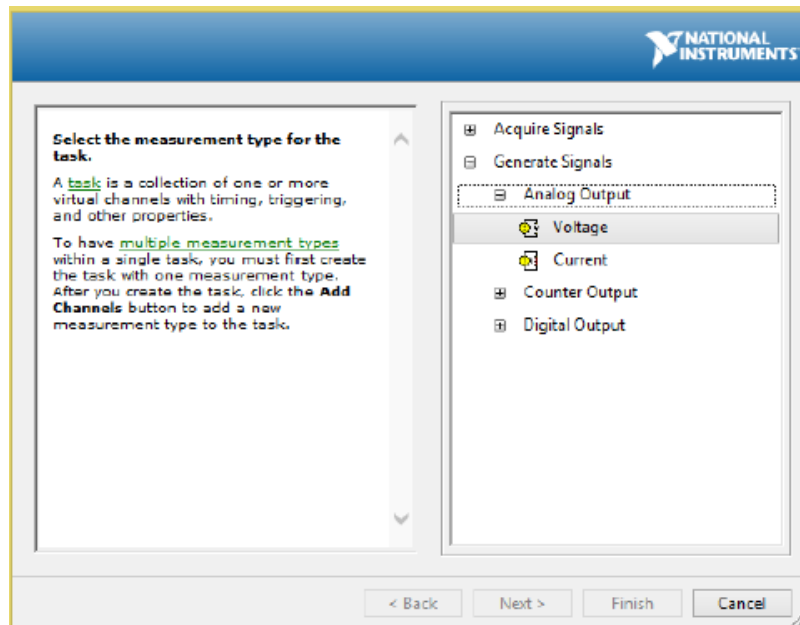
generar la vibración en la estructura metálica, vamos hacia Generate Signals » Analog Output » Voltage, Figura 3-8b.

Figura 3-8a. VI analizador de las señales



Fuente: Autor del proyecto

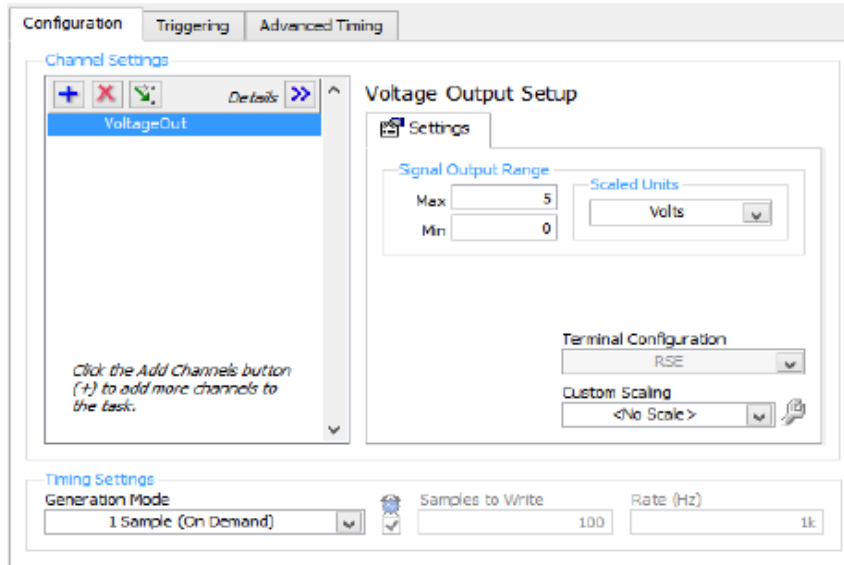
Figura 3-8b. Configuración del tipo de señal a generar



Fuente: Autor del proyecto

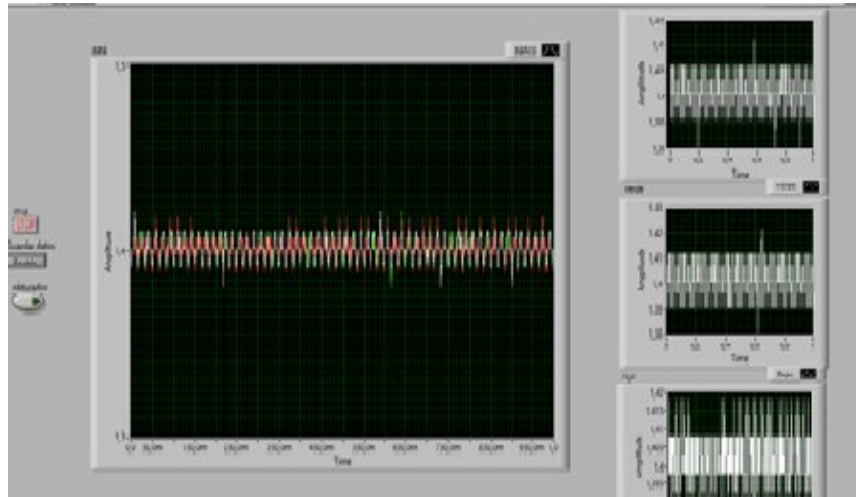
Posteriormente se identifican los puertos, Figura 3-9, de la tarjeta para la generación de la señal de voltaje para lo cual se escogió el A00 que corresponde al bornero N° 14 y se indica el voltaje de 5 vdc para la activación del relay, y cerrar el contacto para permitir la alimentación de 120VAC, para el obturador.

Figura 3-9. Configuración de señal a generar.



Fuente: Autor del proyecto

- Por último, se organizan los elementos en el panel frontal para terminar con el diseño del programa para la toma y análisis de señales analógicas.

Figura 3.10. Panel de control VI.

Fuente: Autor del proyecto

3.3 Procedimiento para toma de datos en la estructura

Los 3 sensores (blanco, rojo y verde) se ubicaron de la siguiente manera:

- Sensor blanco en barra larga diagonal
- Sensor rojo en barra corta horizontal
- Sensor verde en barra larga diagonal

a. Paso 1 Evaluación de referencia

Se acciona el obturador en el visualizador de Labview por un periodo aproximado de 5 segundos. La información (de los tres sensores) es capturada y almacenada en un archivo tipo texto registrando 1.000 muestras por segundo para un total de 5.000 muestras. En total son 25.000 muestras con base a que cada ensayo es repetido 5 veces.

b. Paso 2. Evaluación para cada defecto

La actividad realizada en el Paso 1 se ejecuta de igual manera para 4 tipos de defectos definidos en algunas barras escogidas al azar de la estructura.

1. Defecto 1 (DF1): corresponde a remplazar una barra larga diagonal con un relleno de soldadura y realizar ensayos de monitoreo.
2. Defecto 2 (DF2): corresponde a remplazar una barra larga diagonal con un corte de cizalla de 1 mm de ancho por 2 centímetros de largo
3. Defecto 3 (DF3): Corresponde a evaluar el sistema con una barra horizontal corta deformada
4. Defecto 4 (DF4): Corresponde a evaluar el sistema con una barra horizontal corta agujereada (3 orificios)

Es importante anotar que el registro de vibraciones por parte de los sensores se hizo con (1) un defecto específico por ensayo, no se evaluó el efecto resultante de 2 o más fallas simultáneas en la estructura.

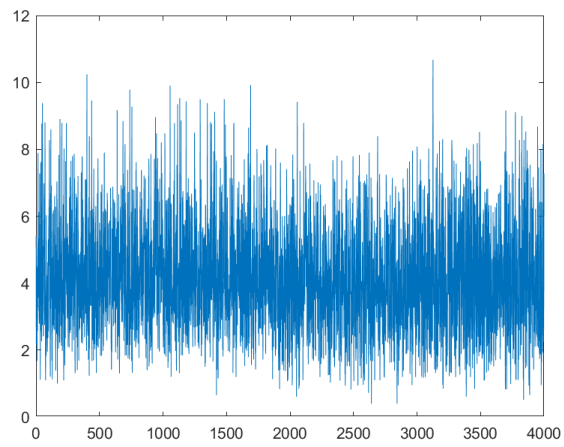
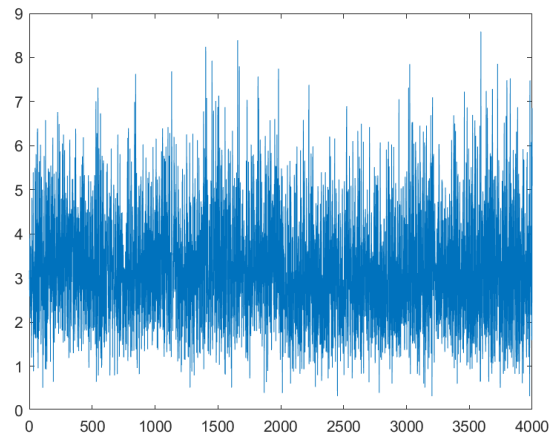
4. Resultados

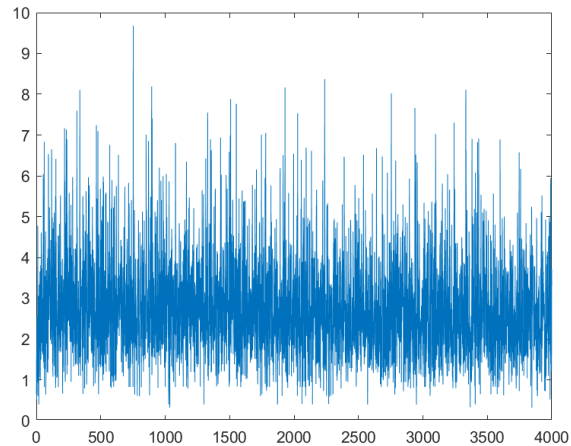
La captura de información por parte de los sensores permite recopilar para cada uno de los 5 escenarios (Referencia, DF1, DF2, DF3 y DF4) información que es registrada en archivo tipo texto (25 archivos) la cual es importada a MATLAB para su acondicionamiento.

La información capturada en cuanto a cantidad puede ser variable debido a ciertas limitaciones en la bobina (atascamiento) al momento de su accionamiento, por tanto generar las vibraciones puede generar entre 4000 a 10000 datos por ensayo. El procesamiento de información en MATLAB para la correlación y cálculos estadísticos requiere vectores de igual dimensión, por lo cual es importante evaluar cada generación de datos registrados y recortar a un número de datos específico que sea consistente para los tres sensores. Los resultados del recorte y organización de los datos permiten realizar las primeras correlaciones o comportamientos del sistema.

4.1 Factor de correlación

El análisis de correlación (CV) estadístico para los tres sensores permite evidenciar un porcentaje que no superan el 10% para la prueba en blanco (referencia) y en general para la evaluación de cada uno de los defectos, por tanto, hay confiabilidad en la prueba experimental.

Figura 4-1. CV sensor blanco (referencia)**Figura 4-2.** CV sensor rojo (referencia)**Figura 4-3.** CV sensor verde(referencia)



4.2 Transformada de Fourier (FFT)

En el anexo A se pueden encontrar las gráficas y procedimientos efectuados a los datos obtenidos del proceso experimental de transformación de los datos obtenidos en el dominio del tiempo al dominio de la frecuencia para cada sensor. Los aspectos relevantes se observan en las figuras a continuación.

Donde las principales desviaciones se aprecian en el sensor blanco para los defectos DF1 y DF3 en el pico máximo con valores de desviación de **48%** y **8%** respectivamente lo demás defectos (DF2-DF4) no evidenciaron diferencias notables.

Figura 4-4. FFT sensor blanco(referencia)

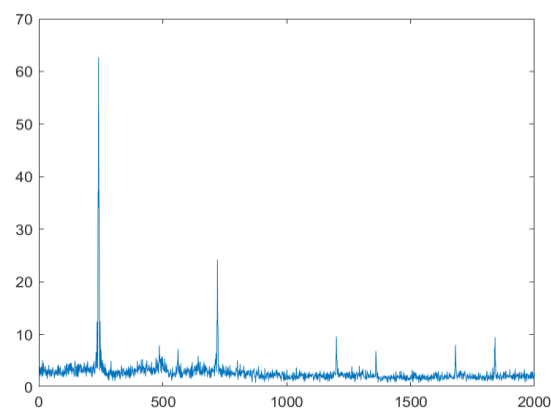
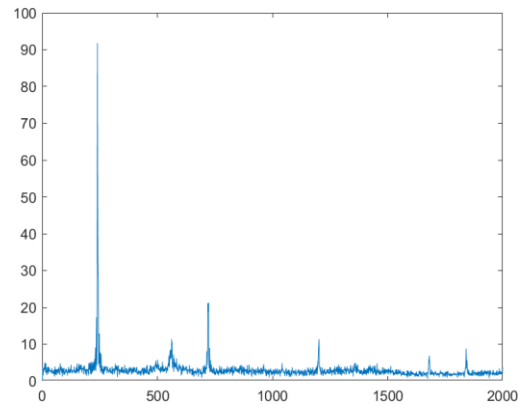
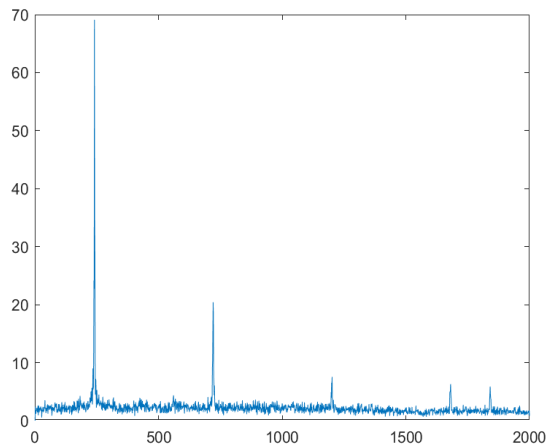


Figura 4-5. FFT sensor blanco (DEF1)**Figura 4-6.** Sensor blanco (DF3)

Para el sensor rojo consistentemente con el sensor blanco se aprecia una mayor desviación para los defectos DF1, DF3 adicional al DF4 con desviaciones que están en el orden de **69%, 200% y 31%** respectivamente.

Figura 4-7. Sensor rojo (referencia)

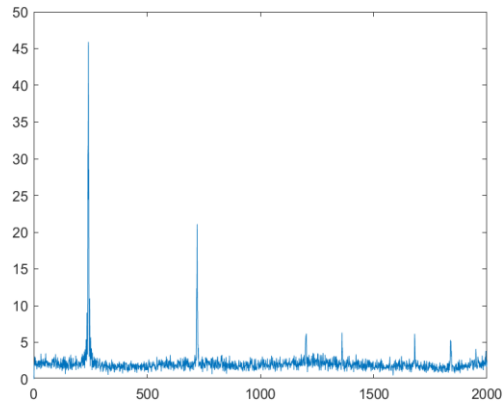
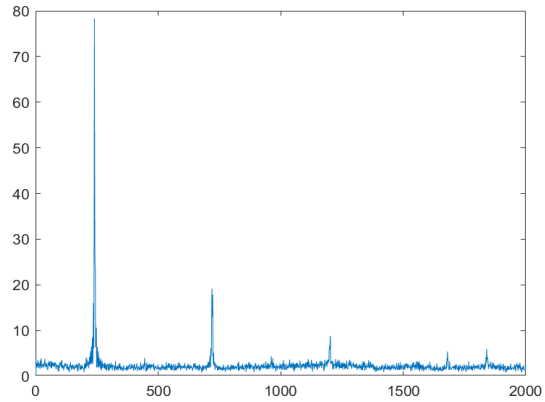
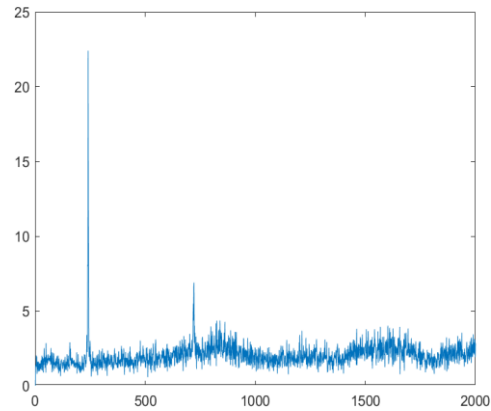
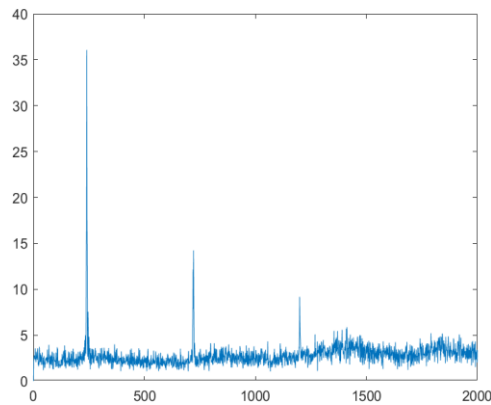


Figura 4-8. Sensor rojo (DEF1)**Figura 4-9.** Sensor rojo (DEF3)**Figura 4-10.** Sensor rojo (DEF4)

La evaluación del sensor verde permite apreciar una reducción en la amplitud de las señales comparativamente a los sensores blanco y rojo, pero aun así se evidencia un comportamiento análogo para los defectos DF1 y DF3. Es importante anotar que el primer pico (baja frecuencia) en todos los casos analizados es el que evidencia desviaciones correspondientes y diferenciales para los defectos en mención.

Figura 4-11. Sensor verde (referencia)

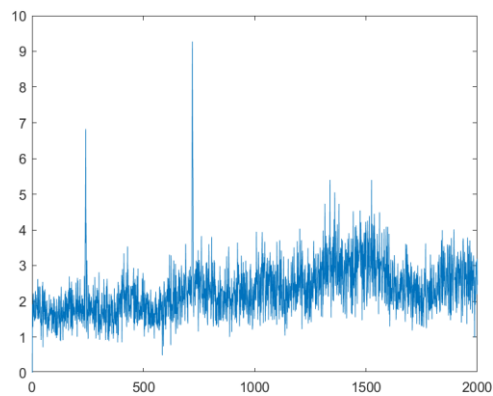


Figura 4-12. Sensor verde (DEF1)

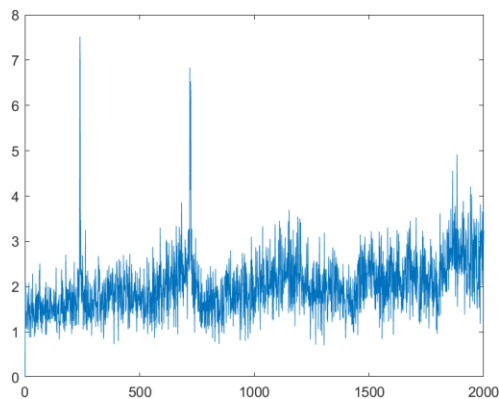
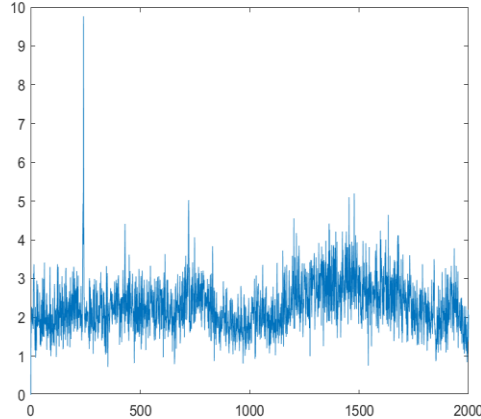


Figura 4-13. Sensor verde (DEF3)

4.3 Aplicación de la segunda Transformada de Fourier (FFT) e inversa (iFFT)

El procedimiento de aplicar nuevamente la transformada de Fourier para luego aplicar la inversa de Fourier es lo que corresponde a la definición de Cepstrum. En esencia, la información representada en el dominio de frecuencia es transformada a un dominio de tiempo (Qfrequency) donde la información con un grado mayor de información es filtrada para finalmente aplicar la inversa de Fourier en todo el rango de muestreo, con este procedimiento se busca apreciar un mayor grado de definición de puntos (coeficientes) relevantes que puedan ser clasificados y asociados con los diferentes tipos de defectos de la estructura.

Los resultados obtenidos de las gráficas son similares a simple vista y un poco disimiles para el sensor verde.

Un aspecto para resaltar es que variaciones para defectos que con la aplicación de Fourier no eran relevantes cobran mayor importancia con la aplicación del Cepstrum

específicamente con los defectos DF2 y DF4 para los 3 sensores. A continuación, unos resultados ejemplo que confirman esto (Resultados completos pueden apreciarse en el Anexo A).

Figura 4-14. Sensor blanco (referencia)

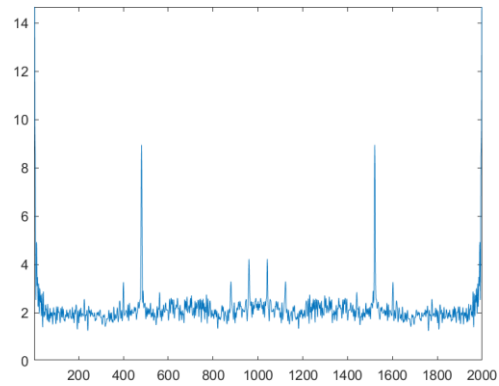


Figura 4-15. Sensor blanco (DF4)

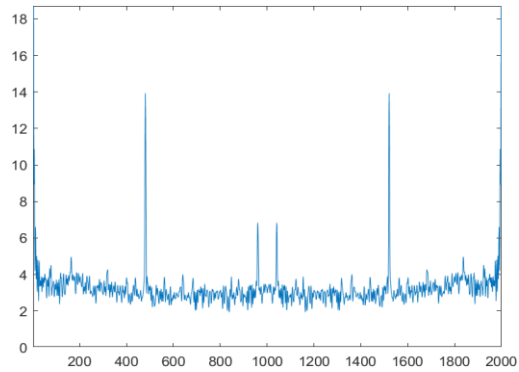
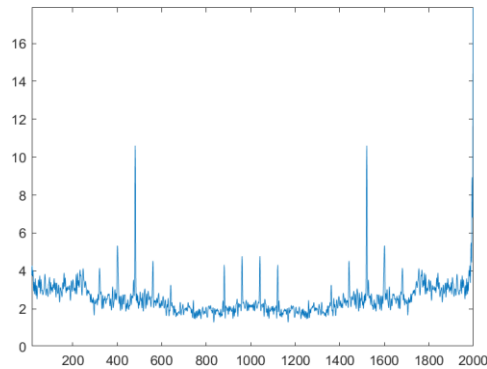


Figura 4-16. Sensor blanco (DF2)

En las figuras (4-14, 4-16) anteriores existen una diferencia para el sensor blanco entre +/- 2 unidades de amplitud entre los defectos y la referencia, cuando en la primera transformación de Fourier no era apreciable la diferencia.

Para el sensor rojo las señales son muy similares tanto para la referencia como para el DF2 con una mayor desviación en amplitud para el defecto 4 (-1.5 unidades)

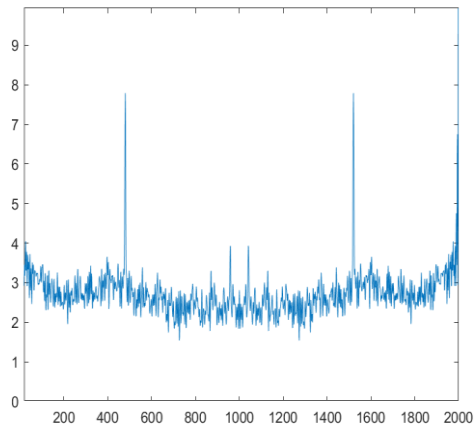
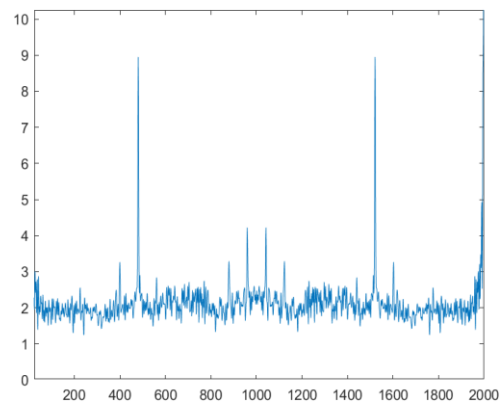
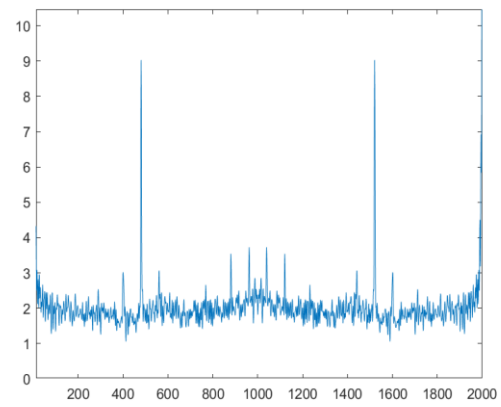
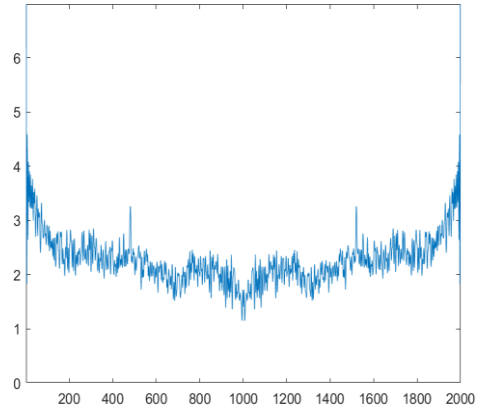
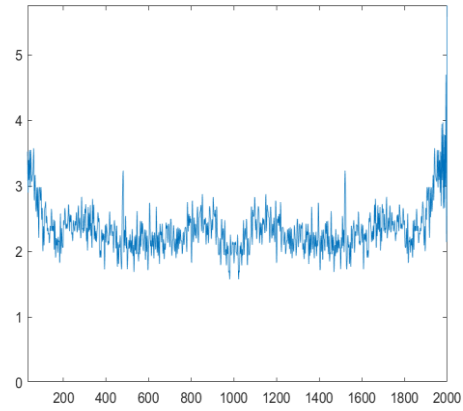
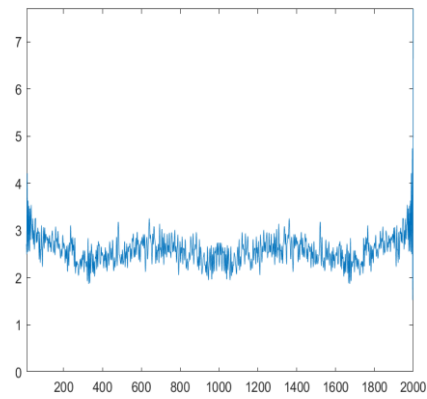
Figura 4-17. Sensor rojo (referencia)

Figura 4-18. Sensor rojo (DF2)**Figura 4-19.** Sensor rojo (DF4)

En la evaluación para el sensor verde las diferencias no son identificables por tanto la aplicación de la distancia euclidiana permite identificar mejor las disimilitudes.

Figura 4-20. Sensor verde (referencia)**Figura 4-21.** sensor verde (DEF2)**Figura 4-22.** Sensor verde (DEF4)

4.4 Clasificación de datos (distancia euclidiana)

El método de la distancia euclidiana permite evaluar la similitud de datos en un experimento en lo que se denominan técnicas de agrupamiento o aglomerativas las cuales permiten inferir que distancias pequeñas entre elementos representan similitud y distancias grandes disimilitud. Por supuesto que es de esperar que diferencias grandes entre señales versus los valores de referencia permitan determinar qué tanto es el grado del defecto a determinar.

Los resultados de experimentales con la aplicación del Cepstrum evidencian como los sensores en su totalidad detectan cada uno de los defectos inferidos a la estructura, como es apreciado en las siguientes graficas por sensor de estudio.

Figura 4-23. Distancias euclidianas para el sensor blanco

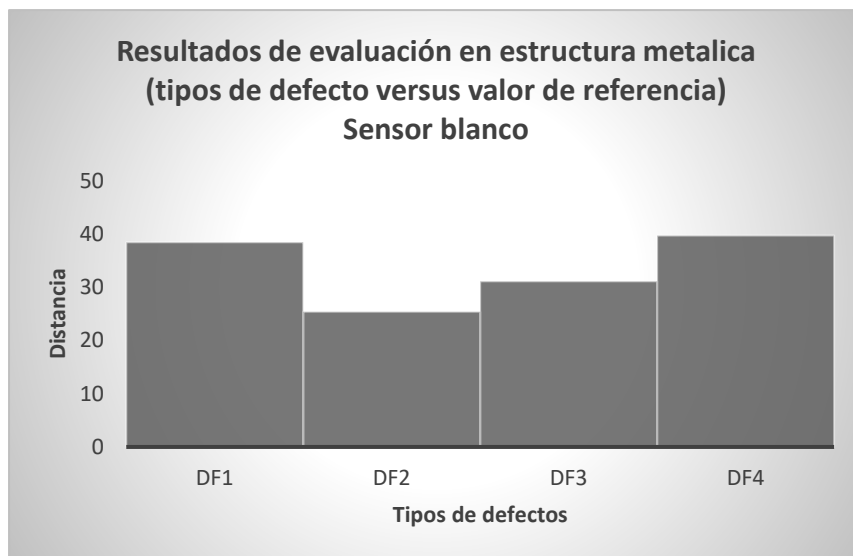
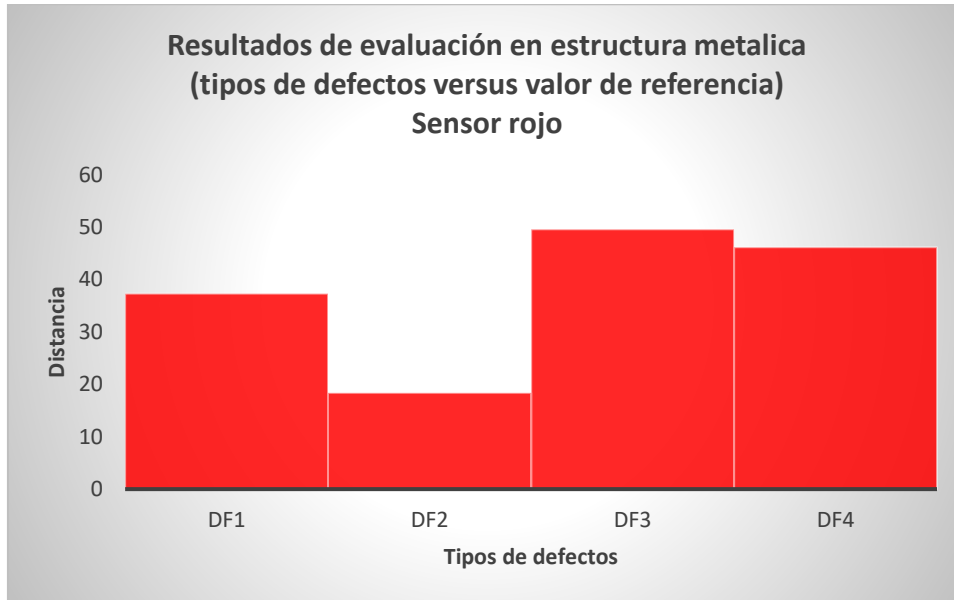
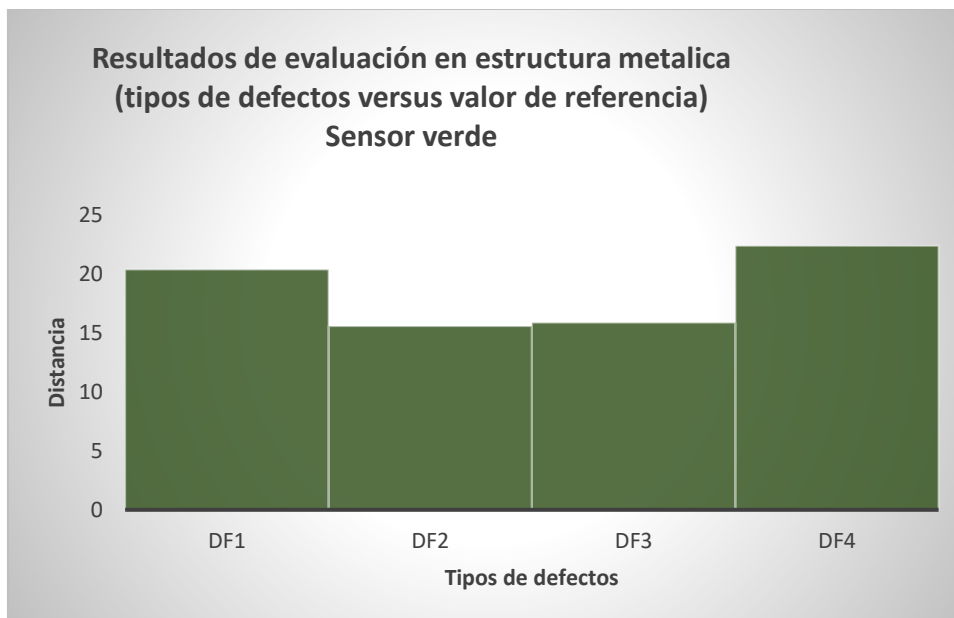


Figura 4-24. Distancia euclidiana para el sensor rojo**Figura 4-25.** Distancia euclidiana para el sensor verde

Las Figuras permiten evidenciar como el mayor grado de magnitud corresponde al defecto (DF4) de la barra horizontal con 3 agujeros (1.5 centímetros de diámetro), seguido de del

defecto (DF1) barra con soldadura en los 360°, seguido del defecto (DF3) deformación de la barra y por último el DF2 corte parcial pequeño de 2 mm de la barra.

El sensor rojo presenta para el defecto DF3 la mayor distancia euclidiana lo cual es consistente con la cercanía física entre el sensor y la deformación, por tanto una etapa posterior de investigación debe explorar los efectos de las desviaciones entre la distancia del defecto y el sensor (si es que la hay) así como el tamaño de la falla de tal forma que se puedan encontrar correlaciones prácticas para estructuras reales.

5. Conclusiones y recomendaciones

5.1 Conclusiones

Los resultados obtenidos dentro del desarrollo del proyecto permitieron caracterizar y evaluar adecuadamente las señales de vibración inferidas sobre una estructura metálica empleando sensores piezoeléctricos y tarjeta electrónica para la adquisición de información. La data recolectada fue acondicionada en MATLAB para los respectivos análisis de dispersión y correlación, previo a la aplicación de la transformada de Fourier (FFT) y análisis Cepstrum para la identificación de datos.

La utilización de la técnica de clasificación de datos (distancia euclidiana) tomando como caso de referencia la estructura sin defectos, permitió evidenciar la detección de fallas en la estructura de una manera correlacionada con la magnitud(tamaño) de las mismas.

Una etapa posterior del estudio debe incorporar ensayos con defectos adicionales de manera simultánea, de tal forma que con la información (distancias)obtenida en este estudio se pueda correlacionar el número de defectos que en un momento dado puede tener una estructura metálica. Es importante cohesionar la información de proyectos previos realizados en la UAN para efectos de proponer nuevos estudios que permitan la inferencia y concordancia entre el tamaño y ubicación de determinadas fallas.

5.2 Recomendaciones

Es importante la recopilación en un banco de datos de toda la información obtenida de los diversos proyectos realizados en la UAN sobre la temática en razón a que durante el desarrollo del presente proyecto no fue posible obtener los datos de campo solo los informes de resultado.

El banco de pruebas de la Universidad debe adquirir más barras de estructura con diferentes tamaños y características de falla de tal forma que se pueda desarrollar un mayor número de experimentos asociados.

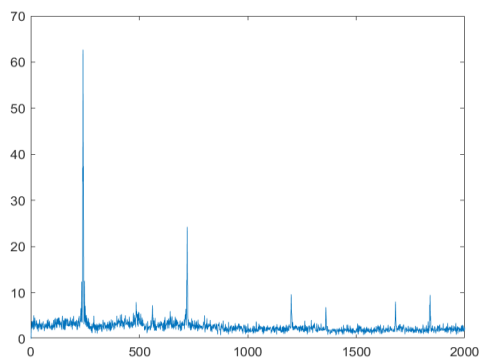
El sistema de excitación (bobina de vibración) de la estructura metálica debe ser mejorado por un sistema que brinde mejor estabilidad y confiabilidad para la toma de datos con base a que en repetidas instancias de prueba el sistema, se atascaba o incluso colapsaba la bobina.

La estructura (curriculum) del plan de formación en ingeniería electromecánica debe incorporar cursos electivos en sistemas de procesamiento de señales y técnicas de filtrado de tal forma que permita al estudiante adecuados criterios para el uso y análisis de información.

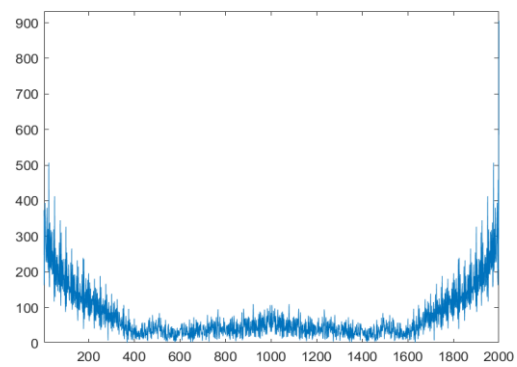
Anexo A. Resultados experimentales-graficas

Sensor blanco referencia

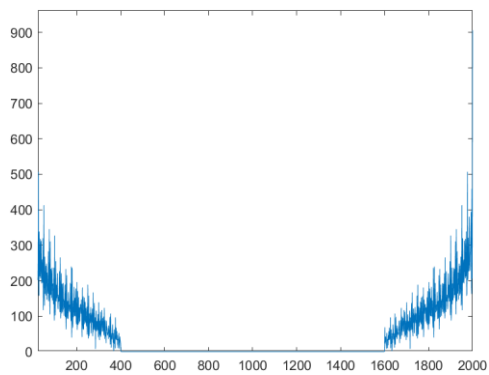
Primera Fourier



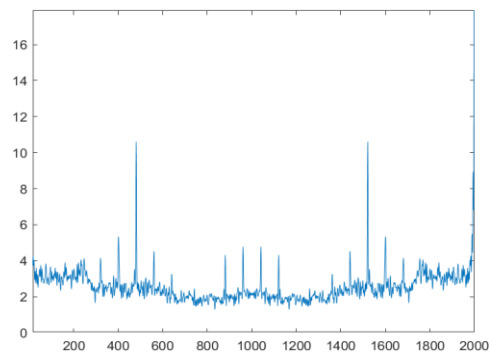
Segunda Fourier



Filtrado

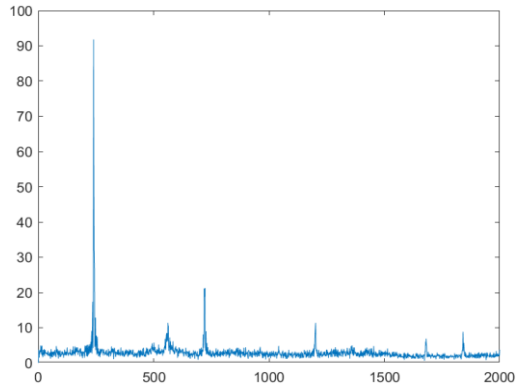


Inversa Fourier

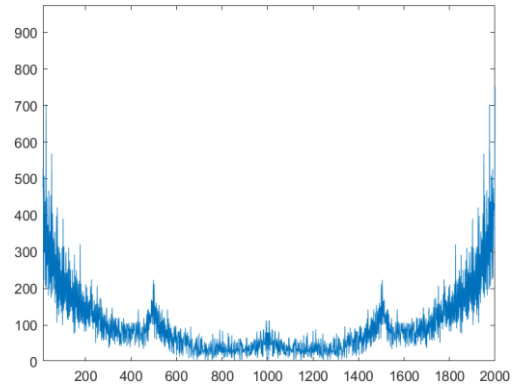


Sensor blanco defecto 1

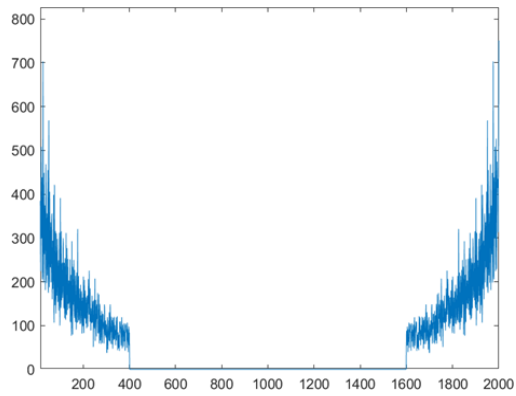
Primera Fourier



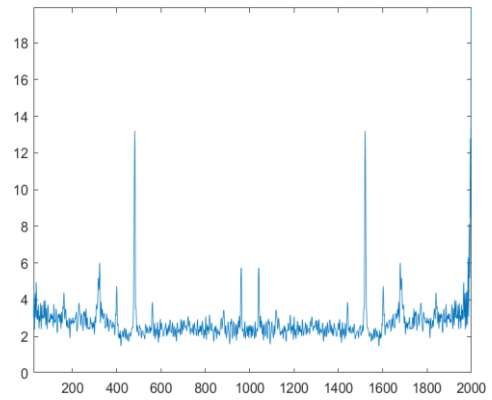
Segunda Fourier

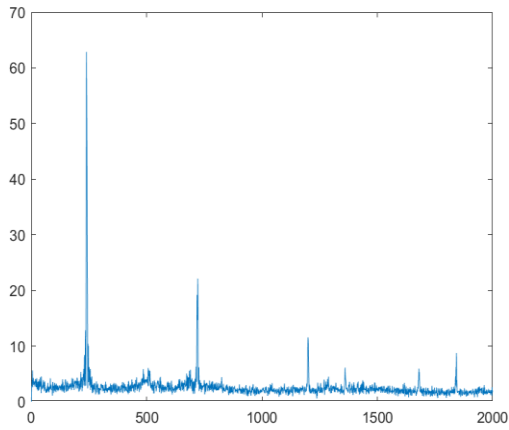
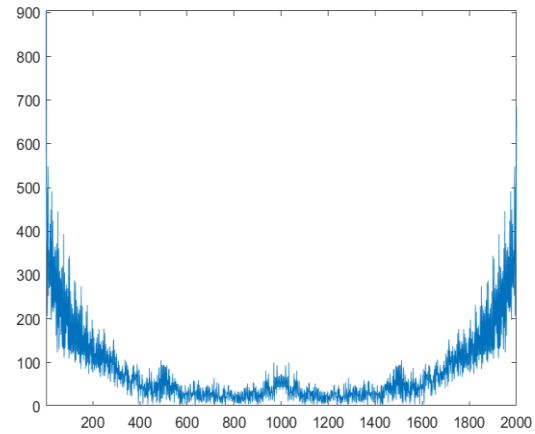
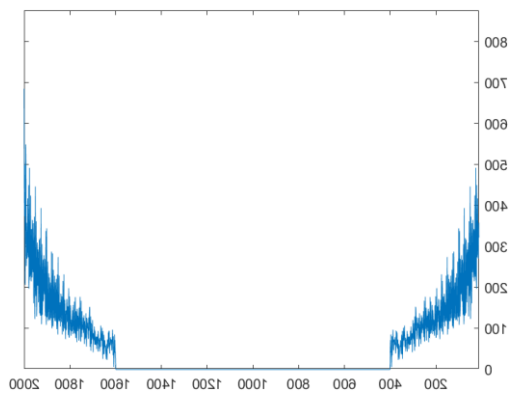
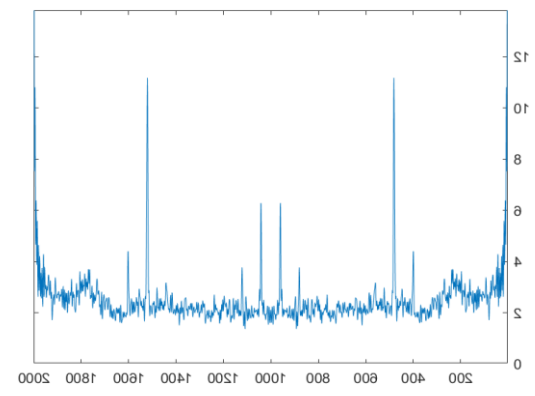


Filtrado



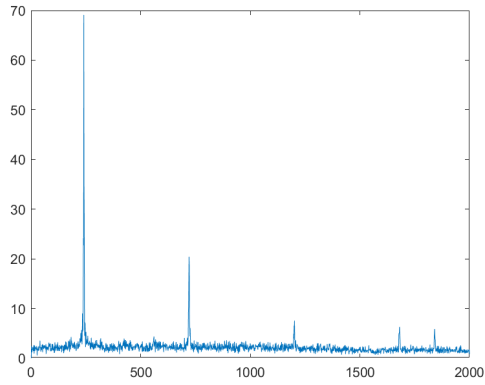
Inversa de Fourier



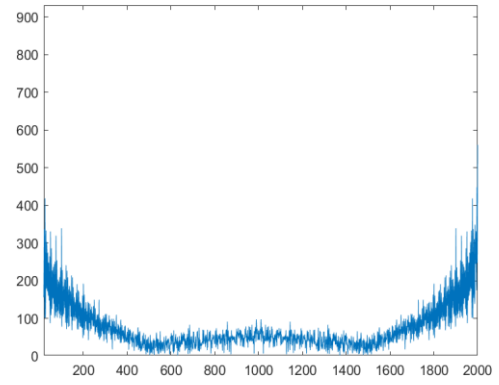
Sensor blanco defecto 2**Primera Fourier****Segunda Fourier****Filtrado****Inversa Fourier**

Sensor blanco defecto 3

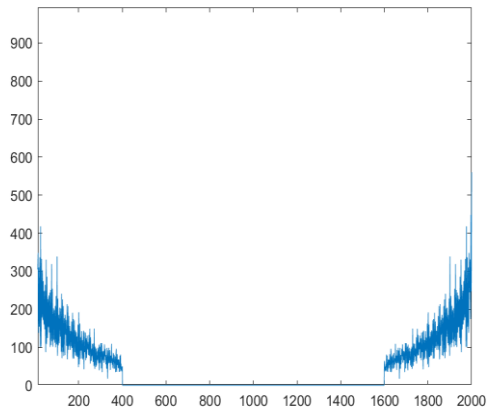
Primera Fourier



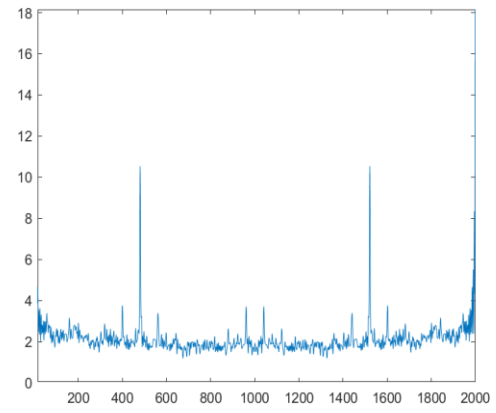
Segunda Fourier

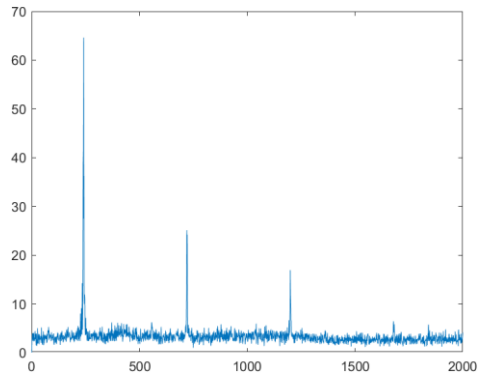
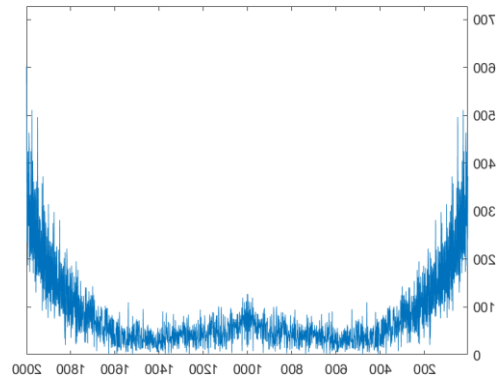
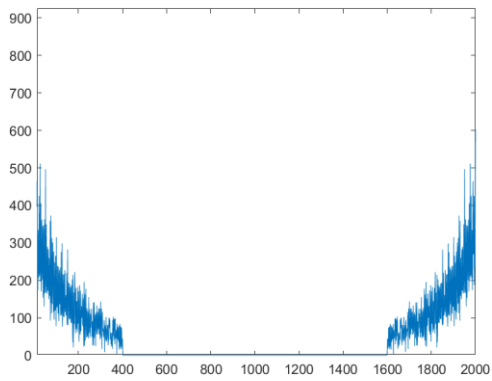
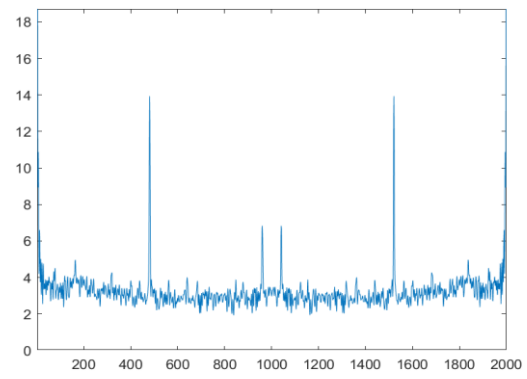


Filtrado



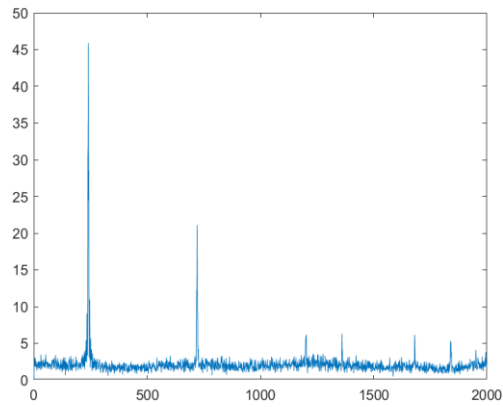
Inversa de Fourier



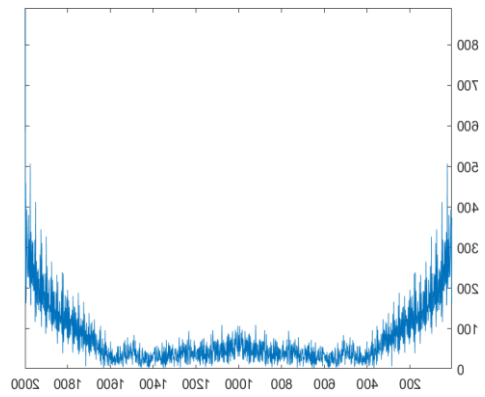
Sensor blanco defecto 4**Primera Fourier****Segunda Fourier****Filtrado****Inversa Fourier**

Sensor rojo referencia

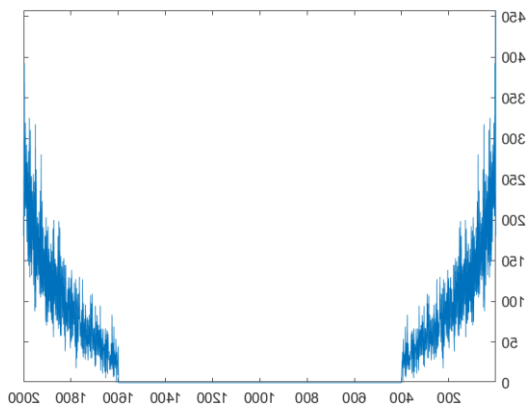
Primera Fourier



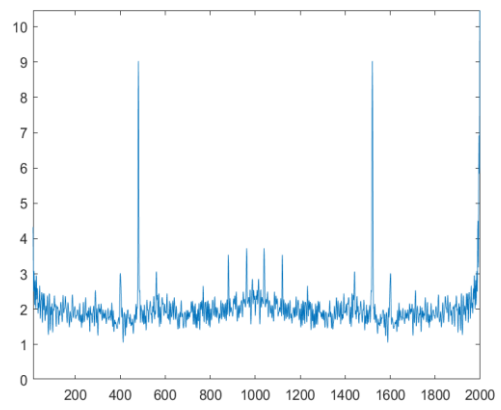
Segunda Fourier

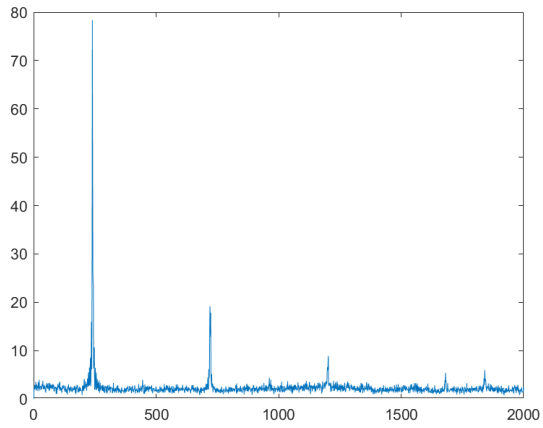
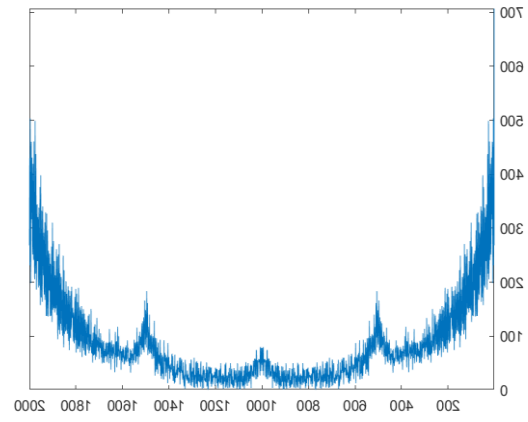
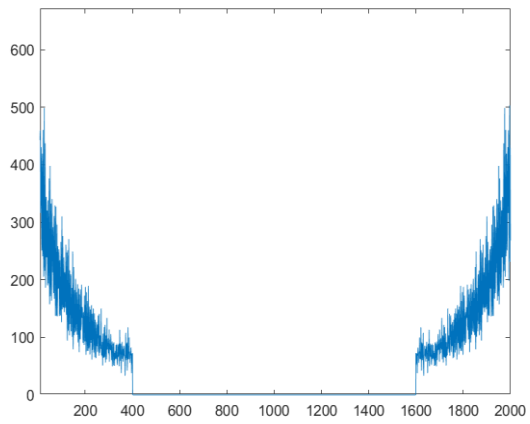
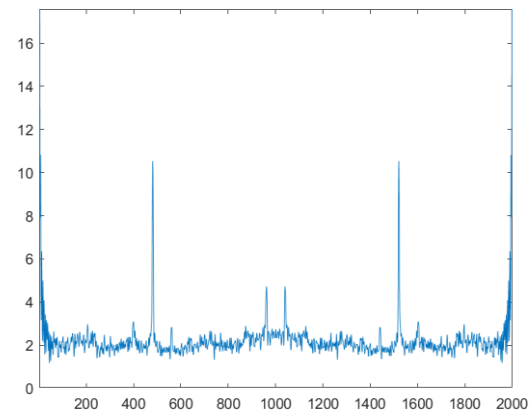


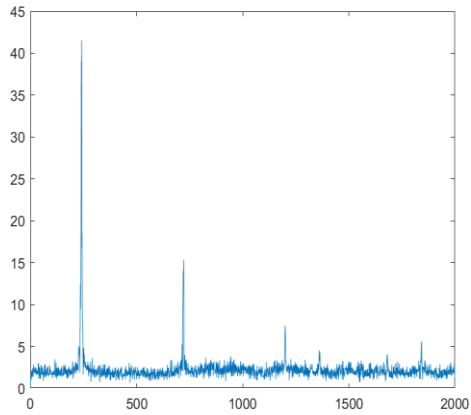
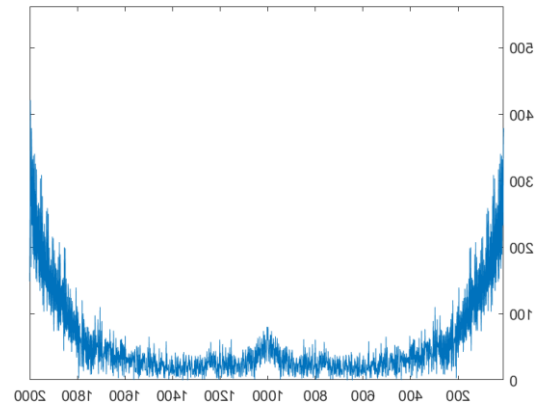
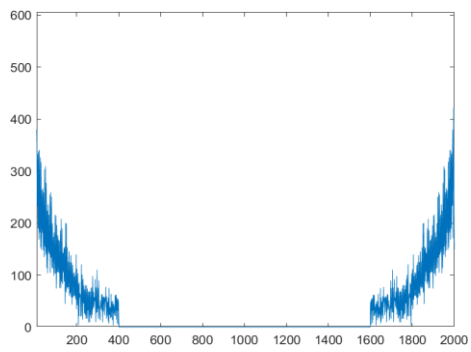
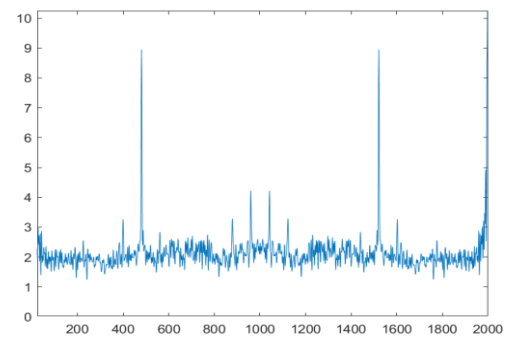
Filtrado



Inversa Fourier

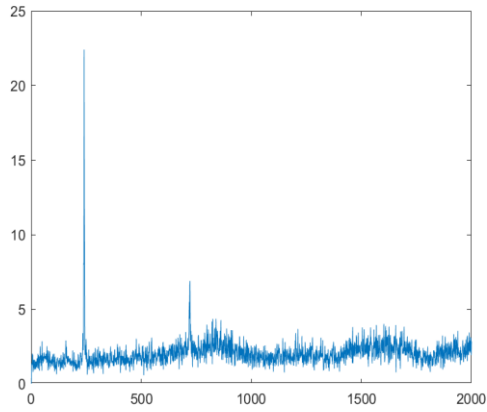


Sensor rojo defecto 1**Primera Fourier****Segunda Fourier****Filtrado****Inversa Fourier**

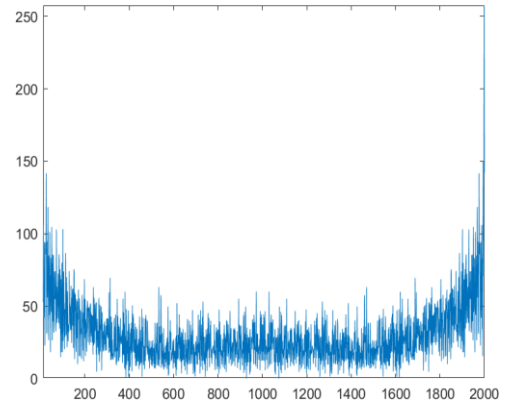
Sensor rojo defecto 2**Primera Fourier****Segunda Fourier****Filtrado****Inversa Fourier**

Sensor rojo defecto 3

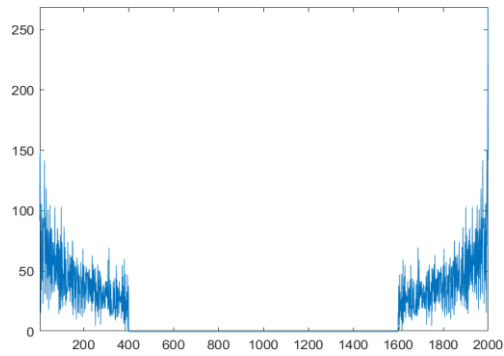
Primera Fourier



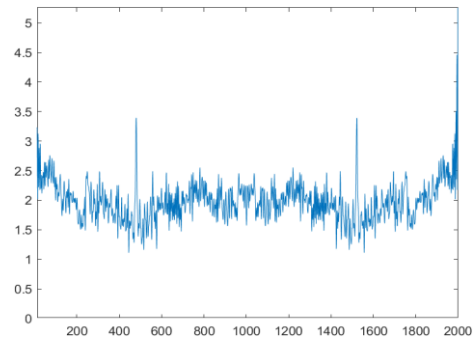
Segunda Fourier

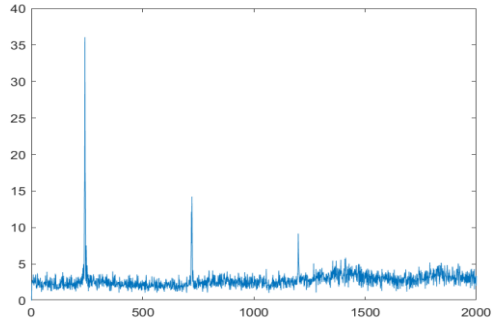
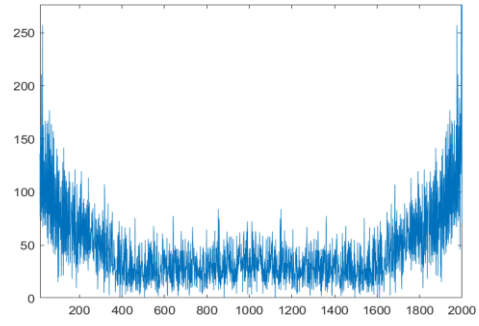
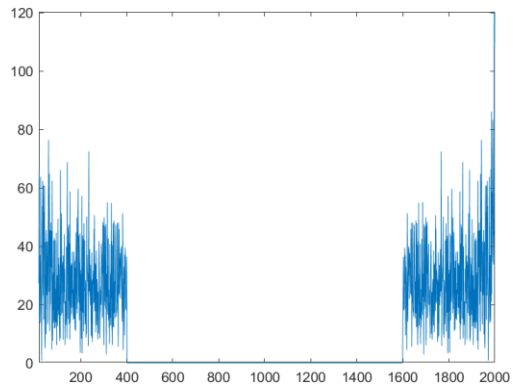
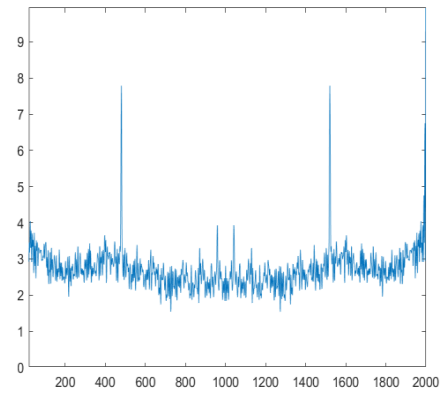


Filtrado



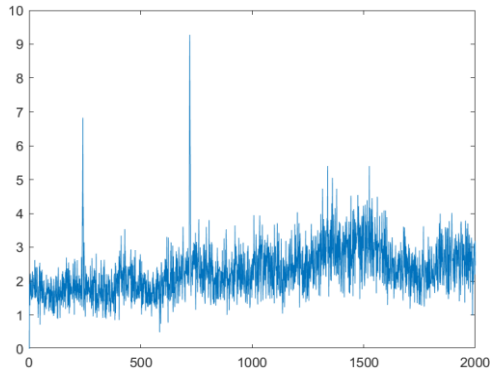
Inversa Fourier



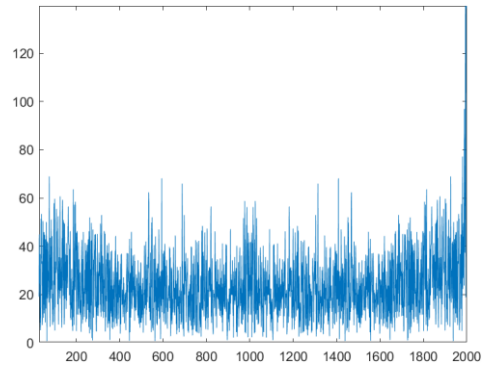
Sensor rojo defecto 4**Primera Fourier****Segunda Fourier****Filtrado****Inversa Fourier**

Sensor verde referencia

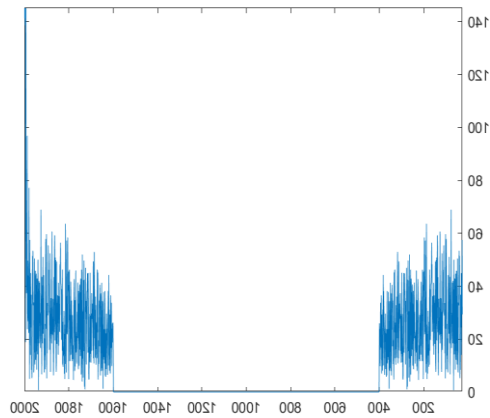
Primera Fourier



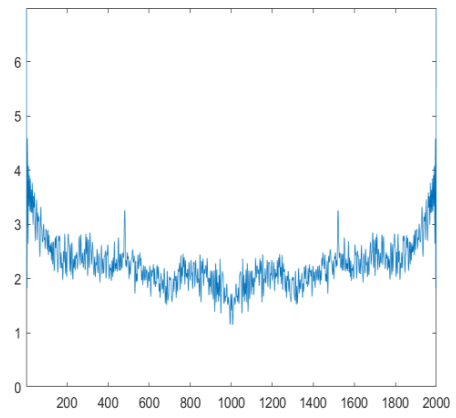
Segunda Fourier

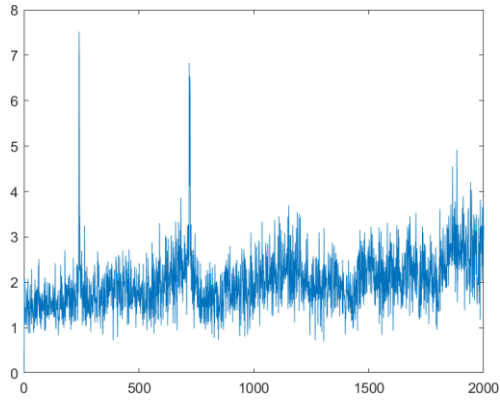
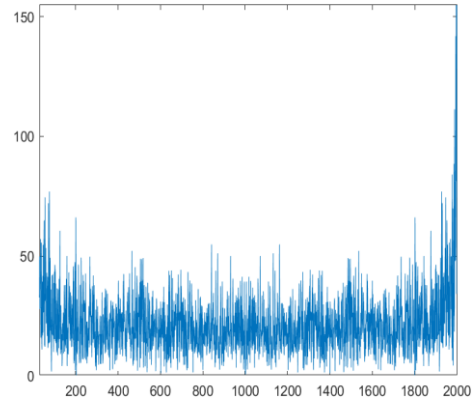
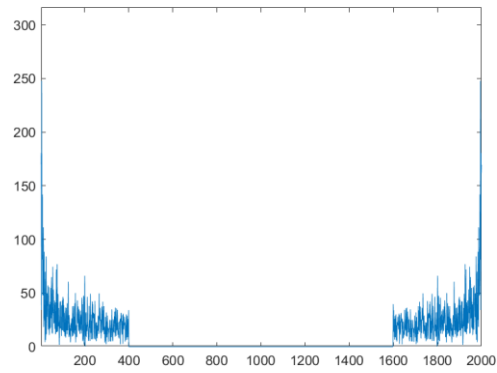
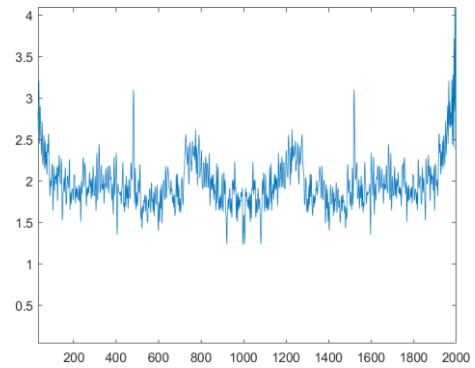


Filtrado



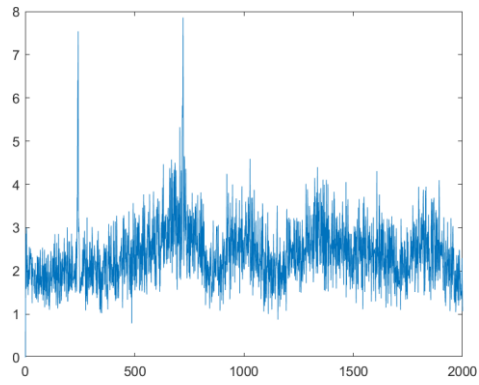
Inversa Fourier



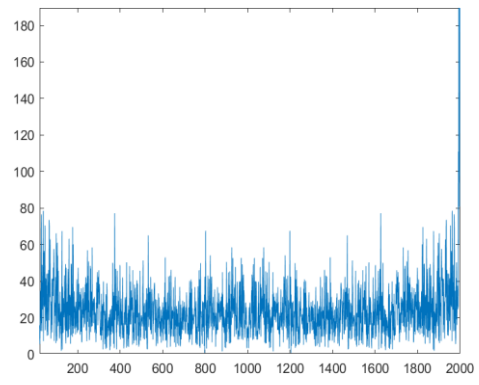
Sensor verde defecto 1**Primera Fourier****Segunda Fourier****Filtrado****Inversa Fourier**

Sensor verde defecto 2

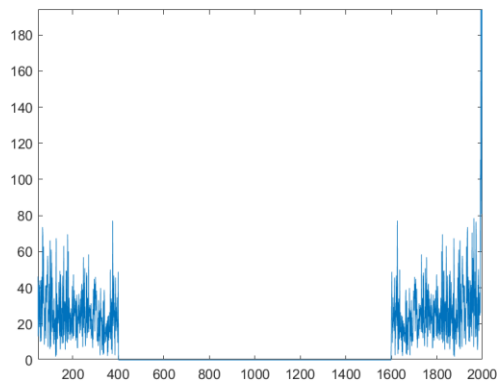
Primera Fourier



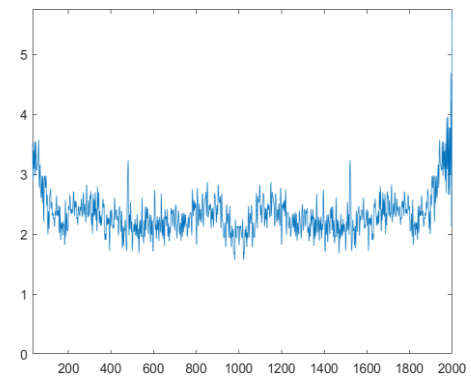
Segunda Fourier

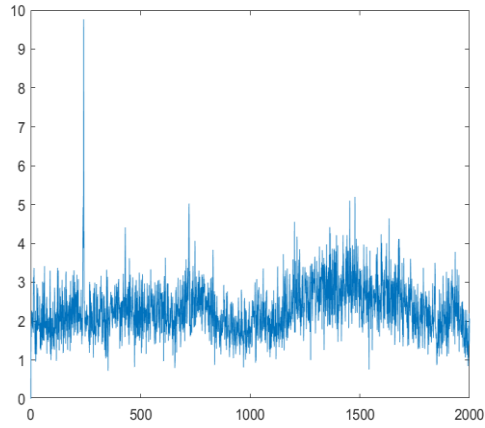
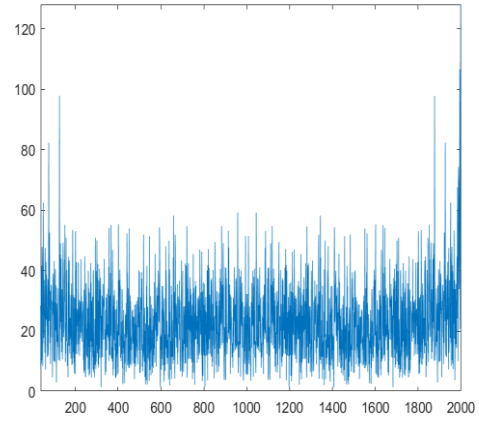
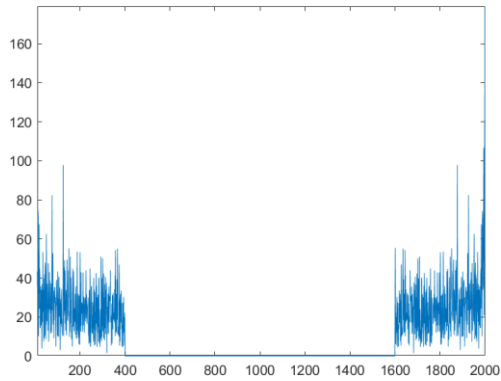
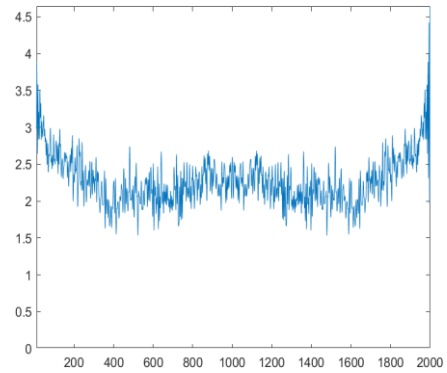


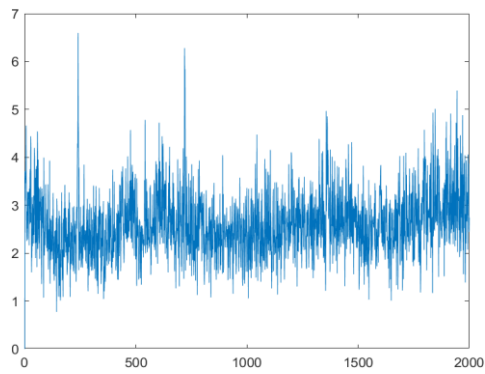
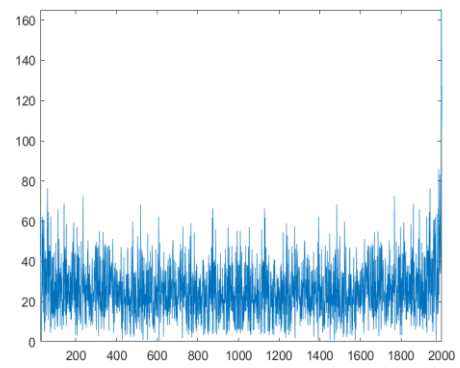
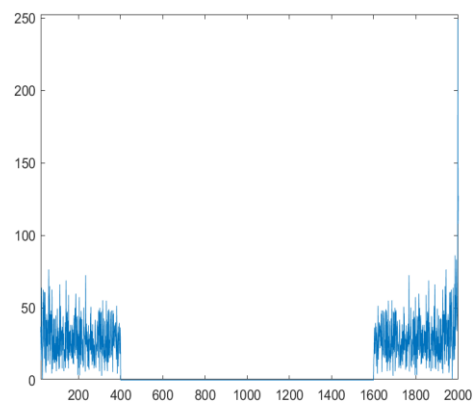
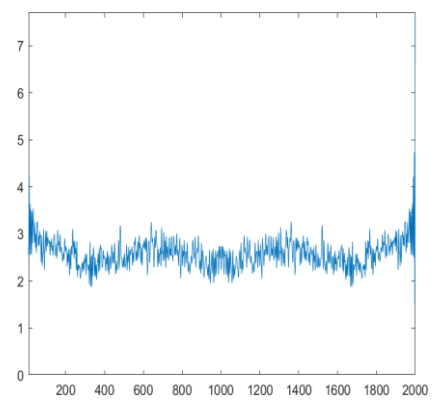
Filtrado



Inversa Fourier



Sensor verde defecto 3**Primera Fourier****Segunda Fourier****Filtrado****Inversa Fourier**

Sensor verde defecto 4**Primera Fourier****Segunda Fourier****Filtrado****Inversa Fourier**

Anexo B. Códigos MATLAB procesamiento de la información

Captura de Datos desde archivos TXT

```
clear all
%
Nomenclatura[tiempo_#coloresensor_#alteracion_#muestra][Voltaje_#sensor_#alteracio]%
[TBB1,VBB1,TRB1,VRB1,TVB1,VVB1]=textread('E01n.txt','%f%f%f%f%f%f');
[TBB2,VBB2,TRB2,VRB2,TVB2,VVB2]=textread('E02n.txt','%f%f%f%f%f%f');
[TBB3,VBB3,TRB3,VRB3,TVB3,VVB3]=textread('E03n.txt','%f%f%f%f%f%f');
[TBB4,VBB4,TRB4,VRB4,TVB4,VVB4]=textread('E04n.txt','%f%f%f%f%f%f');
[TBB5,VBB5,TRB5,VRB5,TVB5,VVB5]=textread('E05n.txt','%f%f%f%f%f%f');
[TB16,VB16,TR16,VR16,TV16,VV16]=textread('E06n.txt','%f%f%f%f%f%f');
[TB17,VB17,TR17,VR17,TV17,VV17]=textread('E07n.txt','%f%f%f%f%f%f');
[TB18,VB18,TR18,VR18,TV18,VV18]=textread('E08n.txt','%f%f%f%f%f%f');
[TB19,VB19,TR19,VR19,TV19,VV19]=textread('E09n.txt','%f%f%f%f%f%f');
[TB110,VB110,TR110,VR110,TV110,VV110]=textread('E10n.txt','%f%f%f%f%f%f');
[TB211,VB211,TR211,VR211,TV211,VV211]=textread('E11n.txt','%f%f%f%f%f%f');
[TB212,VB212,TR212,VR212,TV212,VV212]=textread('E12n.txt','%f%f%f%f%f%f');
[TB213,VB213,TR213,VR213,TV213,VV213]=textread('E13n.txt','%f%f%f%f%f%f');
[TB214,VB214,TR214,VR214,TV214,VV214]=textread('E14n.txt','%f%f%f%f%f%f');
[TB215,VB215,TR215,VR215,TV215,VV215]=textread('E15n.txt','%f%f%f%f%f%f');
[TB316,VB316,TR316,VR316,TV316,VV316]=textread('E16n.txt','%f%f%f%f%f%f');
[TB317,VB317,TR317,VR317,TV317,VV317]=textread('E17n.txt','%f%f%f%f%f%f');
[TB318,VB318,TR318,VR318,TV318,VV318]=textread('E18n.txt','%f%f%f%f%f%f');
```

```
[TB319,VB319,TR319,VR319,TV319,VV319]=textread('E19n.txt','%f%f%f%f%f%f');
[TB320,VB320,TR320,VR320,TV320,VV320]=textread('E20n.txt','%f%f%f%f%f%f');
[TB421,VB421,TR421,VR421,TV421,VV421]=textread('E21n.txt','%f%f%f%f%f%f');
[TB422,VB422,TR422,VR422,TV422,VV422]=textread('E22n.txt','%f%f%f%f%f%f');
[TB423,VB423,TR423,VR423,TV423,VV423]=textread('E23n.txt','%f%f%f%f%f%f');
[TB424,VB424,TR424,VR424,TV424,VV424]=textread('E24n.txt','%f%f%f%f%f%f');
[TB425,VB425,TR425,VR425,TV425,VV425]=textread('E25n.txt','%f%f%f%f%f%f');
```

Recorte de datos a 4000

```
run Captura\_Datos\_2019
```

```
%Resultado sensor blanco sin alteración(Blanco-referencia)%
```

```
VBB1R=VBB1(2001:6000);
```

```
VBB2R=VBB2(2001:6000);
```

```
VBB3R=VBB3(2101:6100);
```

```
VBB4R=VBB4(2101:6100);
```

```
VBB5R=VBB5(2101:6100);
```

```
%Resultado sensor rojo sin alteración(Blanco-referencia)%
```

```
VRB1R=VRB1(2001:6000);
```

```
VRB2R=VRB2(2001:6000);
```

```
VRB3R=VRB3(2001:6000);
```

```
VRB4R=VRB4(2001:6000);
```

```
VRB5R=VRB5(1501:5500);
```

```
%Resultados sensor verde sin alteración(Blanco-referencia)%
```

```
VVB1R=VVB1(2001:6000);
```

```
VVB2R=VVB2(2001:6000);
```

```
VVB3R=VVB3(2001:6000);
```

```
VVB4R=VVB4(2001:6000);
```

```
VVB5R=VVB5(3001:7000);
```

```
%Resultados sensor blanco con alteracion#1%
```

```
VB16R=VB16(2001:6000);
```

```
VB17R=VB17(2001:6000);
```

```
VB18R=VB18(2001:6000);
VB19R=VB19(4001:8000);
VB110R=VB110(1501:5500);
%Resultados sensor rojo con alteración#1%
VR16R=VR16(2001:6000);
VR17R=VR17(2001:6000);
VR18R=VR18(2001:6000);
VR19R=VR19(3501:7500);
VR110R=VR110(1501:5500);
%Resultados sensor verde con alteracion#1%
VV16R=VV16(2501:6500);
VV17R=VV17(2001:6000);
VV18R=VV18(2501:6500);
VV19R=VV19(4001:8000);
VV110R=VV110(2001:6000);
%Resultados sensor blanco con alteración#2%
VB211R=VB211(3001:7000);
VB212R=VB212(4001:8000);
VB213R=VB213(3001:7000);
VB214R=VB214(2001:6000);
VB215R=VB215(4001:8000);
%Resultados sensor rojo con alteracion#2%
VR211R=VR211(2501:6500);
VR212R=VR212(3501:7500);
VR213R=VR213(3001:7000);
VR214R=VR214(1501:5500);
VR215R=VR215(3001:7000);
%Resultados sensor verde con alteración#2%
VV211R=VV211(4001:8000);
VV212R=VV212(3501:7500);
VV213R=VV213(3001:7000);
VV214R=VV214(2001:6000);
VV215R=VV215(3501:7500);
%Resultados sensor blanco con alteración#3%
```

VB316R=VB316(2001:6000);

VB317R=VB317(1501:5500);

VB318R=VB318(3501:7500);

VB319R=VB319(3001:7000);

VB320R=VB320(3001:7000);

%Resultados sensor rojo con alteracion#3%

VR316R=VR316(2001:6000);

VR317R=VR317(1501:5500);

VR318R=VR318(3501:7500);

VR319R=VR319(3001:7000);

VR320R=VR320(3001:7000);

%Resultados sensor verde con alteracion#3%

VV316R=VV316(3001:7000);

VV317R=VV317(1501:5500);

VV318R=VV318(3501:7500);

VV319R=VV319(3001:7000);

VV320R=VV320(3001:7000);

%Resultados sensor blanco con alteracion#4%

VB421R=VB421(4501:8500);

VB422R=VB422(3101:7100);

VB423R=VB423(4001:8000);

VB424R=VB424(3501:7500);

VB425R=VB425(3501:7500);

%Resultados sensor rojo con alteración #4%

VR421R=VR421(4001:8000);

VR422R=VR422(3501:7500);

VR423R=VR423(4501:8500);

VR424R=VR424(3801:7800);

VR425R=VR425(4001:8000);

%Resultados sensor verde con alteracion#4%

VV421R=VV421(4001:8000);

VV422R=VV422(3501:7500);

VV423R=VV423(4501:8500);


```
VV424R=VV424(3501:7500);  
VV425R=VV425(3201:7200);
```

Matriz de datos

```
run Recorte_Datos
```

```
Mdatos_blanco=[VBB1R';VBB2R';VBB3R';VBB4R';VBB5R';VB16R';VB17R';VB18R';VB19  
R';VB110R';
```

```
VB211R';VB212R';VB213R';VB214R';VB215R';VB316R';VB317R';VB318R';VB319R';VB3  
20R';
```

```
VB421R';VB422R';VB423R';VB424R';VB425R'];
```

```
Mdatos_Rojo=[VRB1R';VRB2R';VRB3R';VRB4R';VRB5R';VR16R';VR17R';VR18R';VR19  
R';VR110R';
```

```
VR211R';VR212R';VR213R';VR214R';VR215R';VR316R';VR317R';VR318R';VR319R';VR  
320R';
```

```
VR421R';VR422R';VR423R';VR424R';VR425R'];
```

```
Mdatos_Verde=[VVB1R';VVB2R';VVB3R';VVB4R';VVB5R';VV16R';VV17R';VV18R';VV19  
R';VV110R';
```

```
VV211R';VV212R';VV213R';VV214R';VV215R';VV316R';VV317R';VV318R';VV319R';VV3  
20R';
```

```
VV421R';VV422R';VV423R';VV424R';VV425R'];
```

```
Mdatos=[Mdatos_blanco ;Mdatos_Rojo; Mdatos_Verde];
```

Evaluación de dispersión de los datos

```
%ESTIMACION PROMEDIO-DESVESTANDAR-COEFICIENTE DE VARIACION%
```

```
%SENSOR BLANCO evaluación de la dispersión de los datos
```

%dispersión prueba de referencia

run **Matriz_Datos**

Mdatos_blanco_P1=Mdatos_blanco(1:5,:); % Se seleccionan 5 filas y la totalidad de los datos(4000) de Mdatos_Blanco

PRNODEFB=mean(Mdatos_blanco_P1);%se promedia las 5 filas de cada columna de 1 hasta 4000 generando un vector 1x4000

DESVNODEFB=std(Mdatos_blanco_P1);% se estima la desviación de las 5 filas por cada columna-vector 1x 4000

CVNODEFB=(DESVNODEFB./PRNODEFB)*100;

%Dispersion con Defecto 1

Mdatos_blanco_P2=Mdatos_blanco(6:10,:);

PRDEFB1=mean(Mdatos_blanco_P2);

DESVDEFB1=std(Mdatos_blanco_P2);

CVDEFB1=(DESVDEFB1./PRDEFB1)*100;

%Dispersion con Defecto 2

Mdatos_blanco_P3=Mdatos_blanco(11:15,:);

PRDEFB2=mean(Mdatos_blanco_P3);

DESVDEFB2=std(Mdatos_blanco_P3);

CVDEFB2=(DESVDEFB2./PRDEFB2)*100;

%Dispersion con Defecto 3

Mdatos_blanco_P4=Mdatos_blanco(16:20,:);

PRDEFB3=mean(Mdatos_blanco_P4);

DESVDEFB3=std(Mdatos_blanco_P4);

CVDEFB3=(DESVDEFB3./PRDEFB3)*100;

%Dispersion con Defecto 4

Mdatos_blanco_P5=Mdatos_blanco(21:25,:);

PRDEFB4=mean(Mdatos_blanco_P5);

DESVDEFB4=std(Mdatos_blanco_P5);

CVDEFB4=(DESVDEFB4./PRDEFB4)*100;

%SENSOR ROJO evaluación de la dispersión de los datos

%dispersión prueba de referencia(SIN ALTERACION)

```
Mdatos_Rojo_P1=Mdatos_Rojo(1:5,:);
PRNODEFR=mean(Mdatos_Rojo_P1);
DESVNODEFR=std(Mdatos_Rojo_P1);
CVNODEFR=(DESVNODEFR./PRNODEFR)*100;
%dispersión con Defecto 1
Mdatos_Rojo_P2=Mdatos_Rojo(6:10,:);
PRDEFR1=mean(Mdatos_Rojo_P2);
DESVDEFR1=std(Mdatos_Rojo_P2);
CVDEFR1=(DESVDEFR1./PRDEFR1)*100;
%dispersión con Defecto 2
Mdatos_Rojo_P3=Mdatos_Rojo(11:15,:);
PRDEFR2=mean(Mdatos_Rojo_P3);
DESVDEFR2=std(Mdatos_Rojo_P3);
CVDEFR2=(DESVDEFR2./PRDEFR2)*100;
%dispersión con Defecto 3
Mdatos_Rojo_P4=Mdatos_Rojo(16:20,:);
PRDEFR3=mean(Mdatos_Rojo_P4);
DESVDEFR3=std(Mdatos_Rojo_P4);
CVDEFR3=(DESVDEFR3./PRDEFR3)*100;
%dispersión con Defecto 4
Mdatos_Rojo_P5=Mdatos_Rojo(21:25,:);
PRDEFR4=mean(Mdatos_Rojo_P5);
DESVDEFR4=std(Mdatos_Rojo_P5);
CVDEFR4=(DESVDEFR4./PRDEFR4)*100;

%SENSOR VERDE evaluación de la dispersión de los datos
%dispersión prueba de referencia(SIN ALTERACION)

Mdatos_Verde_P1=Mdatos_Verde(1:5,:);
PRNODEFV=mean(Mdatos_Verde_P1);
DESVNODEFV=std(Mdatos_Verde_P1);
CVNODEFV=(DESVNODEFV./PRNODEFV)*100;
%Dispersion con Defecto 1
Mdatos_Verde_P2=Mdatos_Verde(6:10,:);
```

```

PRDEFV1=mean(Mdatos_Verde_P2);
DESVDEFV1=std(Mdatos_Verde_P2);
CVDEFV1=(DESVDEFV1./PRDEFV1)*100;
%Dispersion con Defecto 2
Mdatos_Verde_P3=Mdatos_Verde(11:15,:);
PRDEFV2=mean(Mdatos_Verde_P3);
DESVDEFV2=std(Mdatos_Verde_P3);
CVDEFV2=(DESVDEFV2./PRDEFV2)*100;
%Dispersion con Defecto 3
Mdatos_Verde_P4=Mdatos_Verde(16:20,:);
PRDEFV3=mean(Mdatos_Verde_P4);
DESVDEFV3=std(Mdatos_Verde_P4);
CVDEFV3=(DESVDEFV3./PRDEFV3)*100;
%Dispersion con Defecto 4
Mdatos_Verde_P5=Mdatos_Verde(21:25,:);
PRDEFV4=mean(Mdatos_Verde_P5);
DESVDEFV4=std(Mdatos_Verde_P5);
CVDEFV4=(DESVDEFV4./PRDEFV4)*100;

```

Estimación de la Transformada de Fourier FFT

```

run Matriz_Datos
%Se remover Offset
for i=1:75,
Mdatoprom(i)=mean(Mdatos(i,:));
Mdatosoff(i,:)=Mdatos(i,:)-Mdatoprom(i);
end
Fdatos=abs(fft(Mdatosoff));% Fdatos es matriz 4000 filas y 75 columnas
FdatosR=Fdatos' % Aplicacion Fourier FFT para 75 corridas de 4000 datos
for i=1:75,
FdatosRE(i,:)=FdatosR(i,1:2000); %Recorta matriz 75 corridas a 2000 datos
end

```

```
%Dispersion SENSORES
%Dispersion Sensor Blanco
MdRefeblanco=FdatosRE(1:5,:);
PROMdatosRefe=mean(MdRefeblanco);
DESVdatosRefe=std(MdRefeblanco);
CVdatosRefeblanco=(DESVdatosRefe./PROMdatosRefe)*100;

Mdblancodf1=FdatosRE(6:10,:);
PROMdatosbdf1=mean(Mdblancodf1);
DESVdatosbdf1=std(Mdblancodf1);
CVdatosbdf1=(DESVdatosbdf1./PROMdatosbdf1)*100;

Mdblancodf2=FdatosRE(11:15,:);
PROMdatosbdf2=mean(Mdblancodf2);
DESVdatosbdf2=std(Mdblancodf2);
CVdatosbdf2=(DESVdatosbdf2./PROMdatosbdf2)*100;

Mdblancodf3=FdatosRE(16:20,:);
PROMdatosbdf3=mean(Mdblancodf3);
DESVdatosbdf3=std(Mdblancodf3);
CVdatosbdf3=(DESVdatosbdf3./PROMdatosbdf3)*100;

Mdblancodf4=FdatosRE(21:25,:);
PROMdatosbdf4=mean(Mdblancodf4);
DESVdatosbdf4=std(Mdblancodf4);
CVdatosbdf4=(DESVdatosbdf4./PROMdatosbdf4)*100;

% dispersión Sensor ROJO

MdRefeR=FdatosRE(26:30,:);
PROMdatosRefeR=mean(MdRefeR);
DESVdatosRefeR=std(MdRefeR);
CVdatosRefeR=(DESVdatosRefeR./PROMdatosRefeR)*100;
```

```
MdRojoDF1=FdatosRE(31:35,:);  
PROMdatosRDF1=mean(MdRojoDF1);  
DESVdatosRDF1=std(MdRojoDF1);  
CVdatosRDF1=(DESVdatosRDF1./PROMdatosRDF1)*100;
```

```
MdRojoDF2=FdatosRE(36:40,:);  
PROMdatosRDF2=mean(MdRojoDF2);  
DESVdatosRDF2=std(MdRojoDF2);  
CVdatosRDF2=(DESVdatosRDF2./PROMdatosRDF2)*100;
```

```
MdRojoDF3=FdatosRE(41:45,:);  
PROMdatosRDF3=mean(MdRojoDF3);  
DESVdatosRDF3=std(MdRojoDF3);  
CVdatosRDF3=(DESVdatosRDF3./PROMdatosRDF3)*100;
```

```
MdRojoDF4=FdatosRE(46:50,:);  
PROMdatosRDF4=mean(MdRojoDF4);  
DESVdatosRDF4=std(MdRojoDF4);  
CVdatosRDF4=(DESVdatosRDF4./PROMdatosRDF4)*100;
```

% Dispersion Sensor VERDE

```
MdRefeV=FdatosRE(51:55,:);  
PROMdatosRefeV=mean(MdRefeV);  
DESVdatosRefeV=std(MdRefeV);  
CVdatosRefeV=(DESVdatosRefeV./PROMdatosRefeV)*100;
```

```
MdVerdeDF1=FdatosRE(56:60,:);  
PROMdatosVDF1=mean(MdVerdeDF1);  
DESVdatosVDF1=std(MdVerdeDF1);  
CVdatosVDF1=(DESVdatosVDF1./PROMdatosVDF1)*100;
```

```
MdVerdeDF2=FdatosRE(61:65,:);
```

```
PROMdatosVDF2=mean(MdVerdeDF2);  
DESVdatosVDF2=std(MdVerdeDF2);  
CVdatosVDF2=(DESVdatosVDF2./PROMdatosVDF2)*100;
```

```
MdVerdeDF3=FdatosRE(66:70,:);  
PROMdatosVDF3=mean(MdVerdeDF3);  
DESVdatosVDF3=std(MdVerdeDF3);  
CVdatosVDF3=(DESVdatosVDF3./PROMdatosVDF3)*100;
```

```
MdVerdeDF4=FdatosRE(71:75,:);  
PROMdatosVDF4=mean(MdVerdeDF4);  
DESVdatosVDF4=std(MdVerdeDF4);  
CVdatosVDF4=(DESVdatosVDF4./PROMdatosVDF4)*100;
```

Aplicación segunda transformada de Fourier FFT

```
run Fourier  
%Aplicación de segunda Fourier  
%Sensor Blanco  
PROMdatosbRefeFourier2=abs(fft(PROMdatosRefe));  
PROMdatosbDF1Fourier2=abs(fft(PROMdatosbDF1));  
PROMdatosbDF2Fourier2=abs(fft(PROMdatosbDF2));  
PROMdatosbDF3Fourier2=abs(fft(PROMdatosbDF3));  
PROMdatosbDF4Fourier2=abs(fft(PROMdatosbDF4));  
%Sensor Rojo  
PROMdatosRRefeFourier2=abs(fft(PROMdatosRefeR));  
PROMdatosRDF1Fourier2=abs(fft(PROMdatosRDF1));  
PROMdatosRDF2Fourier2=abs(fft(PROMdatosRDF2));  
PROMdatosRDF3Fourier2=abs(fft(PROMdatosRDF3));  
PROMdatosRDF4Fourier2=abs(fft(PROMdatosRDF4));  
%Sensor Verde  
PROMdatosVRefeFourier2=abs(fft(PROMdatosRefeV));  
PROMdatosVDF1Fourier2=abs(fft(PROMdatosVDF1));
```

```
PROMdatosVDF2Fourier2=abs(fft(PROMdatosVDF2));  
PROMdatosVDF3Fourier2=abs(fft(PROMdatosVDF3));  
PROMdatosVDF4Fourier2=abs(fft(PROMdatosVDF4));
```

Filtrado de datos de 2 aplicación de Fourier

```
run SecondFourier
```

```
A=ones(1,400);
```

```
B=zeros(1,1199);
```

```
C=ones(1,401);
```

```
D=[A B C]; % Vector 1*2000 para filtrar la 2 FFT de Fourier
```

```
%Sensor Blanco
```

```
FilbRef=PROMdatosbRefeFourier2.*D;
```

```
FilbDF1=PROMdatosbDF1Fourier2.*D;
```

```
FilbDF2=PROMdatosbDF2Fourier2.*D;
```

```
FilbDF3=PROMdatosbDF3Fourier2.*D;
```

```
FilbDF4=PROMdatosbDF4Fourier2.*D;
```

```
%Sensor Rojo
```

```
FilRRef=PROMdatosRRefeFourier2.*D;
```

```
FilRDF1=PROMdatosRDF1Fourier2.*D;
```

```
FilRDF2=PROMdatosRDF2Fourier2.*D;
```

```
FilRDF3=PROMdatosRDF3Fourier2.*D;
```

```
FilRDF4=PROMdatosRDF4Fourier2.*D;
```

```
%Sensor Verde
```

```
FilVRef=PROMdatosVRefeFourier2.*D;
```

```
FilVDF1=PROMdatosVDF1Fourier2.*D;
```

```
FilVDF2=PROMdatosVDF2Fourier2.*D;
```

```
FilVDF3=PROMdatosVDF3Fourier2.*D;
```

```
FilVDF4=PROMdatosVDF4Fourier2.*D;
```


Estimación de la inversa Transformada de Fourier iFFT

```
run Filtro
%Sensor Blanco
iFFTbRef=abs(iff(FilbRef));
iFFTbDF1=abs(iff(FilbDF1));
iFFTbDF2=abs(iff(FilbDF2));
iFFTbDF3=abs(iff(FilbDF3));
iFFTbDF4=abs(iff(FilbDF4));
%Sensor Rojo
iFFTRRef=abs(iff(FilRRef));
iFFTRDF1=abs(iff(FilRDF1));
iFFTRDF2=abs(iff(FilRDF2));
iFFTRDF3=abs(iff(FilRDF3));
iFFTRDF4=abs(iff(FilRDF4));
%Sensor Verde
iFFTVRef=abs(iff(FilVRef));
iFFTVDF1=abs(iff(FilVDF1));
iFFTVDF2=abs(iff(FilVDF2));
iFFTVDF3=abs(iff(FilVDF3));
iFFTVDF4=abs(iff(FilVDF4));
```

Cálculo de la distancia Euclidiana de los vectores

```
run iFFT
% estimación de Distancias entre referencia(sin anomalías) y cada defecto
%DF1-DF2-DF3-DF4 de cada uno de los 3 sensores: Blanco-Rojo Verde

%Mediante la longitud del vector o distancia euclidiana
%Sensor BLANCO
DistB0_DF1=norm(iFFTbRef-iFFTbDF1);
DistB0_DF2=norm(iFFTbRef-iFFTbDF2);
DistB0_DF3=norm(iFFTbRef-iFFTbDF3);
```

```
DistB0_DF4=norm(iFFTbRef-iFFTbDF4);
```

```
%Sensor ROJO
```

```
DistR0_DF1=norm(iFFTRRef-iFFTRDF1);
```

```
DistR0_DF2=norm(iFFTRRef-iFFTRDF2);
```

```
DistR0_DF3=norm(iFFTRRef-iFFTRDF3);
```

```
DistR0_DF4=norm(iFFTRRef-iFFTRDF4);
```

```
%Sensor VERDE
```

```
DistV0_DF1=norm(iFFTVRef-iFFTVDF1);
```

```
DistV0_DF2=norm(iFFTVRef-iFFTVDF2);
```

```
DistV0_DF3=norm(iFFTVRef-iFFTVDF3);
```

```
DistV0_DF4=norm(iFFTVRef-iFFTVDF4);
```

Bibliografía

- Barbini, L., Eltabach, M., & Dubois, J. (2016). Application of Cepstrum Pre-Whitening on Non-Stationary Signals. *Int Congress on Technical Diagnostics and Condition Monitoring of Machinery in Non-Stationary Operations*.
- Benavidez, Y., & Marinez, A. (2019). "Realización de un estudio para diferenciar la variación de las características de las vibraciones mecánicas mediante el análisis Wavelet en el módulo de pruebas del laboratorio de la Universidad Antonio Nariño. Bucaramanga: Universidad Antonio Nariño.
- Cooley, J., & Tukey, J. (1965). An algorithm for the machine calculation of complex fourier series. *Math.Comp*, 19(90), 297-301.
- Cortez, N., Filho, J., & Baptista, F. G. (2013). A new microcontrolled structural health monitoring system based on the electromechanical impedance principle. *Struct. Health Monit.* 12, 14–22.
- Hernandez, N. (2016). *Medición y caracterización de vibraciones mecánicas en estructuras metálicas que permitan dar un concepto de alteraciones estructurales bajo la determinación de un criterio cualitativo no destructivo*. Bucaramanga: Universidad Antonio Nariño.
- Hirata, Y. (2004). A method for monitoring invisible changes in a structure using its non-stationary vibration. *Journal of Sound andVibration*, vol.270, ,no.4-5, 1041–1044.
- Hirata, Y., & Matsumoto, M. (2010). Health monitoring for a structure using its nonstationary vibration. *Advances in Acoustics and Vibration*. Vol. Article ID 696512, 5.

- Humar, J., Bagchi, A., & Xu, H. (2006). Performance of Vibration-based Techniques for the Identification of Structural Damage. *Structural Health Monitoring*, vol. 5, no. 3, 215-227.
- Inman, D., Farrar, C., & Junior, V. (2005). *Damage Prognosis: For Aerospace, Civil and Mechanical Systems*. John Wiley & Sons: Hoboken, NJ, USA.
- Kessler, S., Spearing, .., Atalla, M., & Cesnik, C. (2002). Damage detection in composite materials using frequency response methods. *Compos. Part B Eng.* 33, 87–95.
- Larrotta, A., & Rodriguez, J. (2015). *Módulo para detección de alteraciones estructurales por medio de la medición de impedancias electromecánicas*. Bucaramanga: Universidad Antonio Nariño.
- Lemann, C. (1972). *Geometría analítica*. UTEHA.
- Liang, C. S. (1994). Coupled electro-mechanical analysis of adaptive material systems- determination of the actuator power consumption and system energy transfer. *J. Intell. Mater Syst. , Struct.* 5, 12–20.
- Lin, B., & Giurgiutiu, V. (2006). Modeling and testing of PZT and PVDF piezoelectric wafer active sensors. *Smart Mater. Struct.* 15, 1085.
- Majewski, T. (2016). *Vibraciones en sistemas físicos, Primera edición*. Alfaomega.
- Monavar, H., Ahmadi, H., Mohtasebi, S., & Hasani, S. (2008). Vibration condition monitoring techniques for fault diagnosis of electromotor with 1.5Kw power. *J. Applied Sci.* 8, 1268–1273.
- Moslem, K., & Nafaspour, R. (2002). Structural Damage detection by genetic algorithm. *AIAA Journal*, vol. 40, n.º 7, 1395-1401.
- Oppenheim, A., & Schafer, R. (2004). From frequency to quefrequency: a history of the cepstrum. *IEEE Signal Process. Mag.* 95-99.106.

- Park, G., & Inman, D. (2007). Structural health monitoring using piezoelectric impedance measurements. *Philos. Trans.R. Soc. Lond. A Math. Phys. Eng. Sci.*, 365, 373–392.
- Perez, C. (2002). *Matlab y sus aplicaciones en las ciencias y la ingeniería*. Pearson Education.
- Randall, R. (2017). A history of cepstrum analysis and its application to mechanical problems. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 97, 3-19.
- Ren, W., & Roeck, G. (2002). Structural Damage Identification using Modal Data. I: Simulation Verification". *Journal of Structural Engineering*, vol. 128, n.º1., 87- 95 .
- Rey, Y., & Martínez, A. (2019). *Realización de un estudio para diferenciar la variación de las características de las vibraciones mecánicas mediante el análisis wavelet en el módulo de pruebas del laboratorio de la Universidad Antonio Nariño*. Bucaramanga: Universidad Antonio Nariño.
- Rodríguez, J., Rojas, E., & Franco, R. (2007). Clasificación de datos usando el método k-nn. *Vinculos*. Vol1.4.
- Rytter, A. (1993). *Vibrational Based Inspection of Civil Engineering Structures*. . Aalborg: Ph.D. Thesis, Department of Building Technology and Structural Engineering, Aalborg University.
- Staszewski, W., Boller, C., & Tomlinson, G. (2004). *Health Monitoring of Aerospace Structures: Smart Sensor Technologies and Signal Processing*; JohnWiley & Sons: . Hoboken, NJ, USA.
- Takahashi, Y. T., & Tohiyama, Y. (2008). Structural condition monitoring by cumulative harmonic analysis of random vibration. *Advances in Acoustics and Vibration ArticleID261758*, 8.

Tomasi, W. (2003). *Sistemas de comunicaciones electronicas. 4 th ed.* Mexico: Pearson.

Valencia Niño, J. (2019). *Parámetros característicos de las señales de vibración mecánica obtención de un cuerpo metálico con alteraciones estructurales, a partir del análisis de componentes principales, aplicados a los coeficientes de Fourier.* Bucaramanga: Universidad Antonio Nariño.

Villalva, J., & Laier, J. (2010). Detección de daño estructural por algoritmos genéticos: una comparación de diferentes tipos de codificación de individuos. . *Ingeniería y Desarrollo, n.º 27*, 170-186.

Zapata, J., & Cacua, J. (2015). *Caracterización de vibraciones estructurales en cuerpos metalicos utilizando el metodo de impedancias electromecanicas y la transformada de Fourier en el modulo de pruebas del laboratorio de la Universidad Antonio Nariño.* Bucaramanga: Universidad Antonio Nariño.