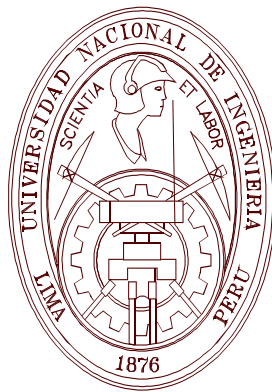


UNIVERSIDAD NACIONAL DE INGENIERÍA

FACULTAD DE CIENCIAS



TESIS

**DIAGNÓSTICO PREDICTIVO DE FALLA EN UN MOTOR
ELÉCTRICO UTILIZANDO SU RUIDO ACÚSTICO**

**PARA OBTENER EL GRADO ACADÉMICO DE
MAESTRO EN CIENCIAS FÍSICA**

ELABORADO POR:

WALTER ANTONIO HUALLPA GUTIÉRREZ

ASESOR:

Dr. HÉCTOR LORO RAMÍREZ

LIMA – PERÚ

2020

A mis queridos padres: Ernesto y Lucía Luz.

A mis hijos Enrique y Rebeca.

A mis hermanos Ernesto y Reyna.

AGRADECIMIENTOS

Agradezco al Profesor Dr. Héctor Loro Ramírez, asesor de este trabajo de tesis, por los conocimientos transmitidos y el tiempo brindado.

Al Ing. Ubaldo Rosado Aguirre, jefe del Laboratorio de Electricidad de la Facultad de Ingeniería Eléctrica y Electrónica, por brindar las facilidades del laboratorio bajo su cargo.

Al señor Fernando Vidal, Técnico en Electricidad por su experiencia en el mantenimiento y reparación de motores eléctricos.

Al señor Yeltsin Sotelo Camones, alumno de Ingeniería Electrónica, quien contribuyó con su experiencia en el análisis de señales.

ÍNDICE DE CONTENIDOS

Portada.....	i
Dedicatoria	ii
Agradecimientos.....	iii
Índice de contenidos	iv
Índice de tablas	vii
Índice de figuras	ix
Resumen.....	xi
Abstract.....	xii
CAPÍTULO I: Introducción.....	1
I.1 Estado del arte	2
I.1.1 Diagnóstico predictivo analizando la vibración del motor	2
I.1.1.1 Diagnóstico predictivo midiendo rapidez de vibración del motor	3
I.1.1.2 Diagnóstico predictivo analizando el espectro de frecuencia de la rapidez de vibración del motor	4
I.1.2 Diagnóstico predictivo analizando el ruido acústico del motor.....	6
I.1.2.1 Diagnóstico predictivo utilizando intensimetría sonora	6
I.1.2.2 Diagnóstico predictivo analizando el espectro de frecuencia del ruido acústico del motor.....	7
I.1.3. Diagnóstico predictivo basado en la temperatura del motor	8
I.1.3.1 Diagnóstico predictivo midiendo la temperatura de trabajo del motor.....	8
I.1.3.2 Diagnóstico predictivo utilizando imagen termográfica del motor	9
I.1.4 Diagnóstico predictivo analizando la señal de intensidad de corriente del motor.....	10
I.1.5 Diagnóstico predictivo analizando la densidad de flujo magnético del motor.....	11
I.1.6 Comparación entre las diferentes técnicas de diagnóstico predictivo.....	13
I.2 Organización de la Tesis.....	14
CAPÍTULO II: Análisis de señal acústica usando Transformada de Fourier.....	15
II.1 Representación de una señal	15
II.2 Transformada de Fourier	16

II.2.1 Aplicación de la Transformada de Fourier	17
II.3.1 Integral de Fourier.....	21
II.3.2 Forma Compleja de la Serie de Fourier	22
II.3.3 Integral Compleja de Fourier.....	24
II.3.4 Transformada Discreta de Fourier.....	26
II.3.5 Aplicación de la Transformada de Fourier en la acústica	26
II.3.6 Aplicación de la Transformada Discreta de Fourier en la caracterización del sonido.....	27
II.4 Correlación de datos.....	28
II.4.1 Coeficiente de Correlación Lineal Normalizado.....	29
CAPÍTULO III: Procedimiento Experimental.....	35
III.1 Equipo experimental	35
III.1.1 Conexionado del motor eléctrico.....	36
III.1.2 Tablero de conexiones.....	37
III.1.3 Mesa de trabajo	37
III.2 Sistema de adquisición de datos.....	38
III.2.1 Procesamiento de los registros de sonido.....	40
III.2.2 Elaboración de los Espectros de Frecuencia	40
III.2.3. Análisis de los Espectros de Frecuencia	43
III.2.4. Diagnóstico del Estado del motor.....	44
III.3 Diagrama de flujo del procedimiento de diagnóstico del motor	44
III.4 Método propuesto para realizar el diagnóstico predictivo del motor eléctrico.	46
CAPÍTULO IV: Resultados	48
IV.1 Análisis del ruido acústico del motor sin avería.....	49
IV.1.1. Análisis de la estabilidad del ruido acústico del motor sin avería.	51
IV.2 Análisis del ruido acústico del motor averiado	52
IV.2.1. Análisis de la estabilidad del ruido acústico del motor averiado.....	54
IV.3 Correlación entre los espectros de frecuencia del ruido acústico, motor sin avería y motor averiado.....	56
IV.3.1 Coeficiente de Correlación Lineal entre los espectros de frecuencia del ruido acústico, motor sin avería y motor averiado.	72
CAPÍTULO V: Conclusiones	75
Referencias	77

ANEXO A: Motores eléctricos	83
ANEXO B: Error en el muestreo de una señal senoidal	98
ANEXO C: Error en el coeficiente de correlación normalizado	100
ANEXO D: Numero de mediciones realizadas	102
ANEXO E: Espectros del motor sin avería	103
ANEXO F: Espectros del motor con avería	113

ÍNDICE DE TABLAS

CAPÍTULO I: Introducción	01
Tabla I.1. Comparación entre las diferentes técnicas de diagnóstico predictivo.....	13
CAPÍTULO II: Análisis de señal acústica usando transformada de Fourier	15
Tabla II.1. Valores instantáneos de las funciones X_1 , X_2 , X_3 , y X_4	32
CAPÍTULO IV. Resultados	49
Tabla IV.1. Coeficientes espectrales de mayor magnitud en el espectro de frecuencia, registro SANO1.	50
Tabla IV.2. Coeficientes espectrales del ruido acústico del motor sin avería.	50
Tabla IV.3 Coeficientes de Correlación Lineal entre el espectro de frecuencia SANO1 y los demás espectros de frecuencia, motor sin avería.....	51
Tabla IV.4 Coeficientes espectrales de mayor magnitud del registro FALLA1.....	53
Tabla IV.5. Coeficientes espectrales de los espectros de frecuencia del ruido acústico del motor averiado.	54
Tabla IV.6. Coeficientes de Correlación Lineal entre el espectro de frecuencia FALLA1 y los demás espectros de frecuencia del motor averiado.	55
Tabla IV.7. Coeficientes espectrales de los espectros <SANO> y FALLA1.....	57
Tabla IV.8: Coeficientes espectral de los espectros <SANO> y FALLA2.	59
Tabla IV.9: Coeficientes espectral de los espectros <SANO> y FALLA3.	60
Tabla IV.10: Coeficientes espectral de los espectros <SANO> y FALLA4.	62
Tabla IV.11: Coeficientes espectral de los espectros <SANO> y FALLA5.	63
Tabla IV.12: Coeficientes espectral de los espectros <SANO> y FALLA6.	65
Tabla IV.13: Coeficientes espectral de los espectros <SANO> y FALLA7.	66
Tabla IV.14: Coeficientes espectral de los espectros <SANO> y FALLA8.	68
Tabla IV.15: Coeficientes espectral de los espectros <SANO> y FALLA9.	69
Tabla IV.16: Coeficientes espectral de los espectros <SANO> y FALLA10.	71
Tabla IV.17. Coeficientes espectrales del espectro <SANO> y de los espectros del motor averiado.	73
Tabla IV.18. Coeficientes de Correlación Lineal Normalizado entre el espectro <SANO> y los espectros del motor averiado	73

ÍNDICE DE FIGURAS

CAPÍTULO I: Introducción

Figura I.1 Sistema de Análisis de Vibraciones.	3
Figura I.2. Estados de funcionamiento de la máquina rotatoria, norma ISO 20816-1:2016	4
Figura I.3. Espectro de frecuencia característico de un motor, técnica de análisis vibracional.....	5
Figura I.4. Espectro de frecuencia característico de un motor eléctrico con rozamiento en el rotor.	5
Figura I.5. Equipo para aplicar la técnica de Intensimetría Sonora.....	6
Figura I.6. Espectros de frecuencia del motor sin avería y averiado.	7
Figura I.7. Termómetro de infrarrojos.....	8
Figura I.8. Imagen térmica de un motor eléctrico.	9
Figura I.9. Esquema del sistema para monitorear señal de corriente.....	11
Figura I.10. Esquema de motor con bobina de flujo magnético.....	11
Figura I.11 Motor eléctrico con sonda para medir Campo Magnético.....	12

CAPÍTULO II. Análisis de señal acústica utilizando Transformada de Fourier

Figura II.1. Señal acústica característica de un motor eléctrico.....	15
Figura II.2. Espectro de frecuencia característico del ruido acústico de un motor eléctrico.	16
Figura II.3. Gráfica de las funciones de la serie de Fourier.	18
Figura II.4. Gráfica de la función $f(t)$ y su representación aproximada.....	19
Figura II.5. Gráfica de las funciones de la serie de Fourier en tres dimensiones....	19
Figura II.6. Espectro de frecuencia de la función $f(t)$	20
Figura II.7. Frecuencias componentes de un teclado por tonos MDTF	27
Figura II.8. Espectro de frecuencia del sonido de la tecla del dígito 5 Para un teclado MDTF.....	28
Figura II.9. Esquema de las señales que emite y recibe un radar.	29
Figura II.10. Gráficas de las funciones X_1 , X_2 , X_3 , y X_4	33
Figura II.11. Correlación entre las funciones X_1 y X_2	33
Figura II.12. Correlación entre las funciones X_1 y X_3	34
Figura II.13. Correlación entre las funciones X_1 y X_4	34

CAPÍTULO III. Procedimiento Experimental

Figura III.1. Motor eléctrico trifásico, con tablero de conexiones.	35
Figura III.2. Placa de identificación del motor eléctrico.....	36
Figura III.3: Conexión Delta Delta.	36
Figura III.4. Tablero de conexiones del motor eléctrico.....	37
Figura III.5. Tablero de conexiones de la Mesa de trabajo.....	37
Figura III.6. Sistema para registrar y analizar ruido acústico del motor eléctrico.	38
Figura III.7. Sonido registrado con el micrófono del computador.....	39
Figura III.8. Espectro de frecuencia del ruido de fondo	39
Figura III.9. Instrumento virtual para construir los espectros de frecuencia.....	41
Figura III.10. Parámetros de configuración por defecto del VI Spectral Measurements.....	41
Figura III.11. Funciones para determinar los coeficientes espectrales	42
Figura III.12. Código de la macro copiaautomatica	43
Figura III.13. Diagrama de flujo del procedimiento para determinar la diferencia entre las señales de ruido acústico del motor sin avería y averiado.....	45
Figura III.14 Diagrama de flujo del sub proceso para construir la Partida de Nacimiento.....	46
Figura III.15. Diagrama de flujo del sub procedimiento para determinar el estado de funcionamiento del motor.....	47

CAPÍTULO IV. Resultados

Figura IV.1. Espectro de Frecuencia característico en modo bastones.....	48
Figura IV.2. Espectro de Frecuencia del motor sin avería, registro SANO1.	49
Figura IV.3: Espectros de frecuencia de los registros SANO1 y SANO2.....	52
Figura IV.4. Correlación entre los espectros SANO1 y SANO2.....	52
Figura IV.5. Espectro de Frecuencia del motor averiado, registro FALLA1.	53
Figura IV.6: Espectros de frecuencia de los registros FALLA1 y FALLA2.	56
Figura IV.7. Correlación entre los espectros FALLA1 y FALLA2.	56
Figura IV.8. Espectros de frecuencia de la señal <SANO> y del registro FALLA1.....	57
Figura IV.9. Correlación entre los espectros <SANO> y FALLA1.....	58
Figura IV.10. Espectros de frecuencia de la señal <SANO> y del registro FALLA 2.....	59
Figura IV.11. Correlación entre los espectros <SANO> y FALLA2.....	60
Figura IV.12. Espectros de frecuencia de la señal <SANO> y del registro FALLA3.....	62

Figura IV.13 Correlación entre los espectros <SANO> y FALLA3.....	61
Figura IV.14. Espectros de frecuencia de la señal <SANO> y del registro FALLA4.....	62
Figura IV.15. Correlación entre los espectros <SANO> y FALLA4.....	63
Figura IV.16. Espectros de frecuencia de la señal <SANO> y del registro FALLA5.....	64
Figura IV.17. Correlación entre los espectros <SANO> y FALLA5.....	64
Figura IV.18. Espectros de frecuencia de la señal <SANO> y del registro FALLA6.....	65
Figura IV.19. Correlación entre los espectros <SANO> y FALLA 6.....	66
Figura IV.20. Espectros de frecuencia de la señal <SANO> y del registro FALLA7.....	67
Figura IV.21. Correlación entre los espectros <SANO> y FALLA7.....	67
Figura IV.22. Espectros de frecuencia de la señal <SANO> y del registro FALLA8.....	68
Figura IV.23. Correlación entre los espectros <SANO> y FALLA8.....	69
Figura IV.24. Espectros de frecuencia de la señal <SANO> y del registro FALLA9.....	70
Figura IV.25. Correlación entre los espectros <SANO> y FALLA9.....	70
Figura IV.26. Espectros de frecuencia de la señal <SANO> y del registro FALLA10.....	71
Figura IV.27. Correlación entre los espectros <SANO> y FALLA10.....	72
Figura IV.28. Bandas de valores para los Coeficientes de Correlación	74

RESUMEN

En la presente tesis se muestra que el ruido acústico de un motor contiene información de su estado de funcionamiento, para ello se ha implementado un sistema y se propone un método para el diagnóstico predictivo de un motor eléctrico trifásico de uso general, cuando la avería es la falla de uno de los devanados del motor.

El sistema consiste en un micrófono para registrar la señal acústica del motor y un computador con software adecuado para elaborar y analizar los espectros de frecuencia. Los registros del sonido tienen una duración de tres segundos cada uno.

El método consiste en construir el espectro de frecuencia del ruido acústico del motor, para ello se ha creado un instrumento virtual con el software Labview, el cual utiliza la transformada Discreta de Fourier. Este espectro pasa por un proceso de modificación que es la propuesta del autor de la tesis; la modificación consiste en sumar los coeficientes espectrales alrededor de las frecuencias múltiplo de 60 Hz, en un ancho de frecuencia de 10 Hz. Estos nuevos coeficientes son los utilizados para los cálculos.

Se realiza el registro de diez archivos de sonido cuando el motor está sin avería. Se verifica la estabilidad de estas señales utilizando el coeficiente de correlación normalizado. El promedio de los coeficientes de correlación lineal normalizado entre los espectros del motor sin avería es igual a 0.9996 con una desviación estándar de 0.0003.

Seguidamente se provoca la avería del motor, cortando la energía a uno de los 6 devanados del estator. Se realiza el registro de diez archivos de sonido para el motor con avería y se construye sus espectros de frecuencia modificado. Se procede a verificar la estabilidad de la señal. El promedio de los coeficientes de correlación lineal normalizado entre los espectros del motor averiado es 0.9244 con una desviación estándar de 0.013.

Se compara el espectro promedio del motor sin avería frente a cada espectro del motor averiado, el valor promedio de los coeficientes de correlación lineal normalizado es 0.3551 con una desviación estándar de 0.11, este valor indica la pérdida de similitud entre los dos espectros.

ABSTRACT

This thesis shows that the acoustic noise of a motor contains information on its operating status, for this purpose a system has been implemented and a method is proposed for the predictive diagnosis of a three-phase electric motor of general use, when the fault is the failure of one of the motor windings.

The system consists of a microphone to record the acoustic signal of the motor and a computer with suitable software to elaborate and analyze the frequency spectra. The sound records have a duration of three seconds each.

The method consists in constructing the frequency spectrum of the acoustic noise of the motor, for this a virtual instrument has been created with the Labview software, which uses the Fourier Discreet transform. This spectrum goes through a modification process that is the proposal of the author of the thesis; the modification consists in adding the spectral coefficients around the multiple frequencies of 60 Hz, in a frequency width of 10 Hz. These new coefficients are those used for the calculations.

Ten sound files are registered when the engine is faultless. The stability of these signals is verified using the normalized correlation coefficient. The average of the normalized linear correlation coefficients between the spectra of the motor without failure is equal to 0.9996 with a standard deviation of 0.0003.

Then the engine breakdown is caused, cutting off the power to one of the 6 stator windings. The recording of ten sound files for the faulty motor is made and its modified frequency spectra are constructed. The stability of the signal is checked. The average of the normalized linear correlation coefficients between the spectra of the damaged motor is 0.9244 with a standard deviation of 0.013.

The average spectrum of the motor without fault is compared against each spectrum of the damaged motor, the average value of the normalized linear correlation coefficients is 0.3551 with a standard deviation of 0.11, this value indicates the loss of similarity between the two spectra.

CAPÍTULO I

INTRODUCCIÓN

El motor eléctrico tiene gran importancia en la industria porque participa en diferentes procesos de la producción, la avería del motor eléctrico provoca que se detenga la línea de producción, con el consiguiente perjuicio económico y el no cumplimiento del trabajo en los plazos previstos. En la vida diaria, el motor eléctrico también tiene gran importancia, Alvaro Fradejas en su tesis Aplicación de la técnica de estimación espectral MUSIC y de la Transformada de Park para la detección de fallos en motores de inducción [1], manifiesta que: *“Los motores eléctricos son los mayores consumidores de energía eléctrica tanto en el sector industrial como en el comercial. Casi la mitad de la energía eléctrica usada y cerca de las dos terceras partes de la utilizada en la industria es consumida por motores eléctricos”*.

Por ello con el fin de garantizar el normal flujo de la producción, tradicionalmente se opta por el mantenimiento preventivo de los motores, el cual establece paradas fijas o programadas y el cambio obligatorio de piezas; lo que encarece costos, debido a que muchas veces las partes a recambiar todavía son útiles [2]. Actualmente las industrias están girando hacia el diagnóstico predictivo, porque permite disminuir los tiempos de parada y se minimiza los gastos por recambio de piezas. El nombre de diagnóstico predictivo puede llamar a confusión, porque en realidad, el método no se anticipa a la aparición de la avería, sino que permite detectar averías incipientes.

El desarrollo de la tecnología permite disponer de diferentes tipos de sensores a un costo razonable, además que estas mediciones puedan ser accesibles desde cualquier lugar y en cualquier instante utilizando el concepto de internet de las cosas, ello ha permitido que se implemente el diagnóstico predictivo en las industrias. En el caso del motor eléctrico, el mantenimiento predictivo significa vigilar y controlar algunos parámetros, como vibración [3], [4], [5], temperatura [6], [7], ruido acústico [8 al 15],

intensidad de corriente eléctrica, tensión en el estator [16 al 20], densidad de flujo magnético en el entrehierro [21], [22].

I.1. Estado del arte

Actualmente se utilizan diversas técnicas para realizar el diagnóstico predictivo; en la industria es de uso común las técnicas de diagnóstico vibracional y la termografía, aunque los costos de los equipos son muy altos. En los siguientes acápite se describen algunas técnicas que se encuentran en fase de prueba e investigación.

I.1.1 Diagnóstico predictivo analizando la vibración del motor.

Las máquinas rotatorias vibran debido a que entre sus partes rotatorias y las que la soportan, existe una distancia llamada tolerancia u holgura, es decir por su propia naturaleza, todas las máquinas rotatorias presentan vibraciones, la amplitud de estas vibraciones dependerán de la potencia de la máquina y de la gravedad de la avería.

Las vibraciones se registran con sensores denominados acelerómetros, los acelerómetros más populares son los basados en el fenómeno piezo-eléctrico.

Esta técnica de diagnóstico se conoce como Análisis de Vibraciones, la cual es muy utilizada en la industria del mantenimiento de máquinas rotatorias e incluso está normada internacionalmente; se suele utilizar complementada con otras técnicas como la termografía, a fin de mejorar el diagnóstico.

La técnica de análisis vibratorio es una técnica invasiva, el sensor de vibración se debe adherir al motor, además, la instrumentación electrónica asociada tiene costo muy elevado.

El registro de vibración se utiliza para analizar la rapidez de vibración y para construir el espectro de frecuencias de la señal.

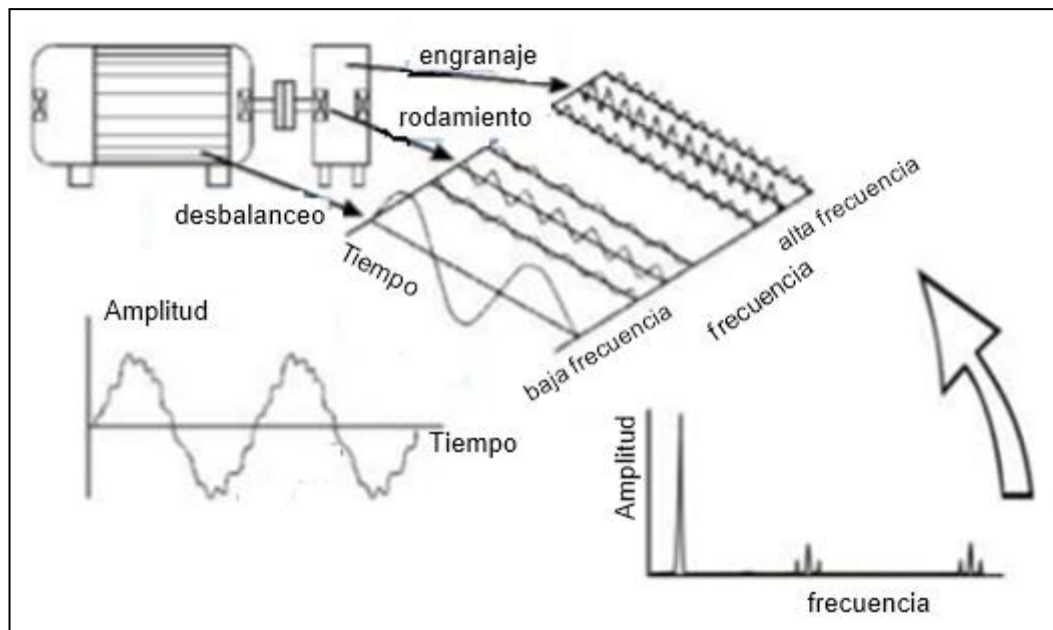


Figura I.1 Sistema de Análisis de Vibraciones [23].

I.1.1.1 Diagnóstico predictivo midiendo rapidez de vibración del motor.

Para aplicar esta técnica de diagnóstico se utiliza el procedimiento descrito en la norma ISO¹ 20816-1:2016 de la Organización Internacional para la Estandarización, en ella se establece los procedimientos y criterios para la medición y evaluación de vibraciones propias de la máquina. En esta norma se encuentra los rangos de la rapidez de vibración, bajo la cual se determinan los estados de funcionamiento del motor.

La norma ISO establece cuatro estados para la máquina rotatoria; el estado A indica que el motor se encuentra en excelentes condiciones de funcionamiento; el estado B indica que el motor está en estado regular de funcionamiento; el estado C, indica que el motor está funcionando en un estado permisible pero es de urgencia realizar un mantenimiento correctivo a la máquina; el Estado D indica que el motor está en condición inaceptable, por lo que necesariamente se debe detener el motor y proceder a su mantenimiento correctivo.

¹ ISO es el acrónimo de International Organization for Standardization que es un organismo responsable de regular un conjunto de normas para la fabricación, comercio y comunicación en todas las industrias y comercios del mundo.

Rapidez vibración RMS en mm/s	Máquinas sobre 15 kW	Máquinas entre 15 a 75 kW	Máquinas grandes de soporte rígido	Máquinas grandes de soporte flexibe
>28	D	D	D	D
28				C
18				C
11,2	C	C	C	B
7,1				B
4,5	B	B	B	B
2,8	B	A	A	A
1,8				
1,12				
0,71	A	A	A	A
0,45	A	A	A	A
0,28	A	A	A	A

Figura I.2. Estados de funcionamiento de la máquina rotatoria, norma ISO 20816-1:2016 [23]

I.1.1.2. Diagnóstico predictivo analizando el espectro de frecuencia de la rapidez de vibración del motor.

Con los sensores llamados acelerómetros se obtiene la tasa con que varía la rapidez de vibración a través del tiempo, mediante el cálculo numérico o de la electrónica se puede pasar a señales de rapidez de vibración. Se puede utilizar transductores que son generadores de voltaje y que no requieren de una fuente externa de voltaje, ellos proporcionan la rapidez de vibración. Los transductores de desplazamiento son sonares, pero trabajan a frecuencias bajas; estas señales se registran en el dominio del tiempo.

Para tener una lectura fácil, es necesario representar la señal en el dominio de la frecuencia, para ello se procesa la señal utilizando la herramienta matemática llamada Transformada Discreta de Fourier (TDF), el resultado se conoce como Espectro de vibración o Espectro de Frecuencia. La figura I.3 muestra un espectro de frecuencia característico de la rapidez con que vibra una máquina rotatoria, las unidades utilizadas son mm/s.

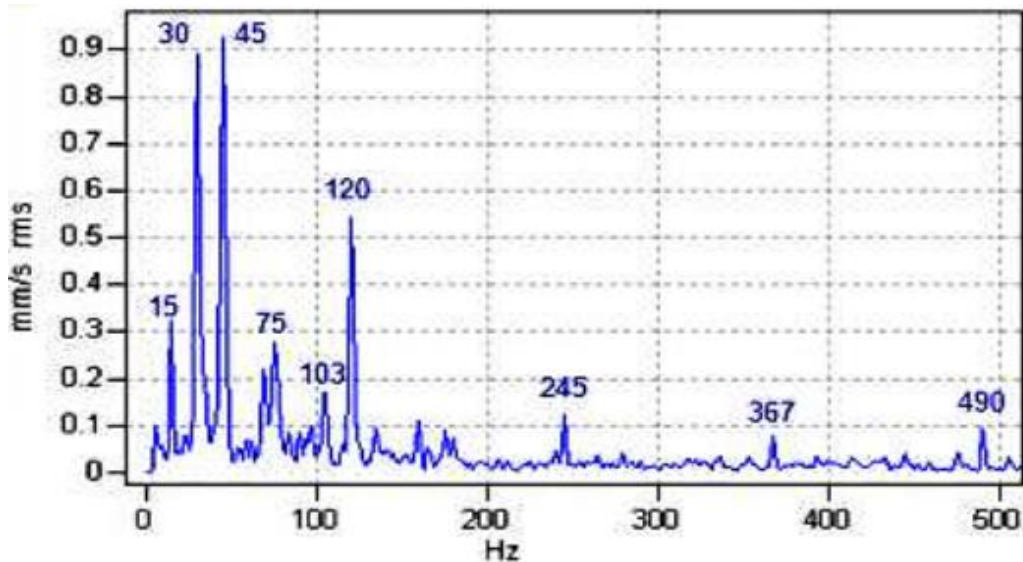


Figura I.3. Espectro de frecuencia característico, técnica de análisis vibracional [32]

Cada avería que sufre el motor se puede asociar a un Espectro de Frecuencia característico; la Asociación de Técnicos Charlotte, cuya sede central se ubica en Carolina del Norte de los Estados Unidos de Norte América, ha publicado una carta donde muestra los espectros de vibración típicos, bajo determinada condición o problema de las máquinas de rodamiento. Como ejemplo de la Tabla de Charlotte, se muestra el espectro característico de un motor eléctrico que presenta rozamiento en el rotor.

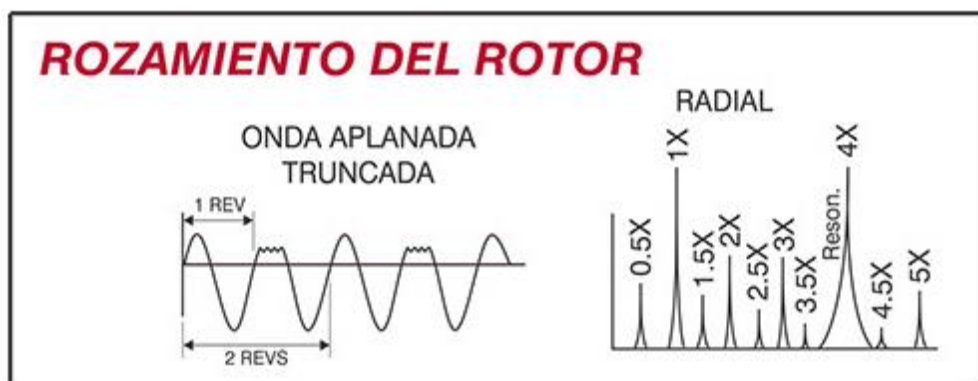


Figura I.4. Espectro de frecuencia característico de un motor eléctrico con rozamiento en el rotor [33].

I.1.2 Diagnóstico predictivo analizando el ruido acústico del motor.

Las vibraciones propias de las máquinas rotatorias provocan desplazamiento del aire que las rodea, ello produce variaciones en la presión del aire que rodea a la máquina, esta variación de presión se conoce como sonido, cuando la frecuencia de vibración se encuentra en el rango de 20 Hz a 20 000 Hz. El sonido de la vibración, que en adelante se le denominará ruido acústico de la máquina es registrado mediante un micrófono, esta señal se utiliza para diagnosticar el estado de funcionamiento de la máquina; el diagnóstico se realiza mediante el nivel de la intensidad de la señal acústica y/o analizando el espectro de frecuencia.

La técnica que analiza el espectro de frecuencia está en desarrollo, se cuenta con estudios para determinadas averías como rotura de barras (figura I.6). El hardware para la toma de datos es de bajo costo, aunque todavía no se cuenta con la norma que estandariza los procedimientos de medición.

I.1.2.1 Diagnóstico predictivo utilizando Intensimetría Sonora.

Los fabricantes de máquinas rotativas suelen indicar la intensidad del sonido que produce la máquina cuando se encuentra en estado regular de funcionamiento. Si no se tiene la información del fabricante, se puede construir el histórico de la intensidad de la señal acústica; una variación en la intensidad del sonido es un indicador de mal funcionamiento.



Figura I.5: Equipo para aplicar la técnica de Intensimetría Sonora. [34]

Existe una variante en la cual se construye un mapa de intensidades acústicas como lo reporta Isabel Ainhoa Nieto Sevilla en su informe Técnicas Acústicas Avanzadas para la Identificación de Defectos Funcionales en Equipos Dinámicos.

I.1.2.2. Diagnóstico predictivo analizando el espectro de frecuencia del ruido acústico del motor.

Adam Glowacz [11] presenta en el artículo: *Fault diagnostics of DC motor using acoustic signals and MSAF-RATIO30-EXPANDED*, un método de diagnóstico predictivo para motores de corriente directa. El método utiliza señales acústicas de un motor y analiza las señales mediante un método que denomina MSAF-RATIO30-EXPANDED (método de selección de amplitudes de frecuencias - relación 30% del máximo de amplitud - expandido). En el artículo, el autor evalúa para tres tipos de fallas en el motor: motor con 3 bobinas del rotor en cortocircuito, motor con 6 bobinas de rotor en cortocircuito y motor con una bobina rota.

A su vez M. Iorgulescu [12] en su artículo: *Study Relation Between Fault Noise In Electric Motor*, muestra las diferencias significativas entre los espectros de frecuencia de un motor trifásico en estado sin avería frente al espectro de frecuencia del mismo con las siguientes averías: falla en el cojinete y rotura de barras.

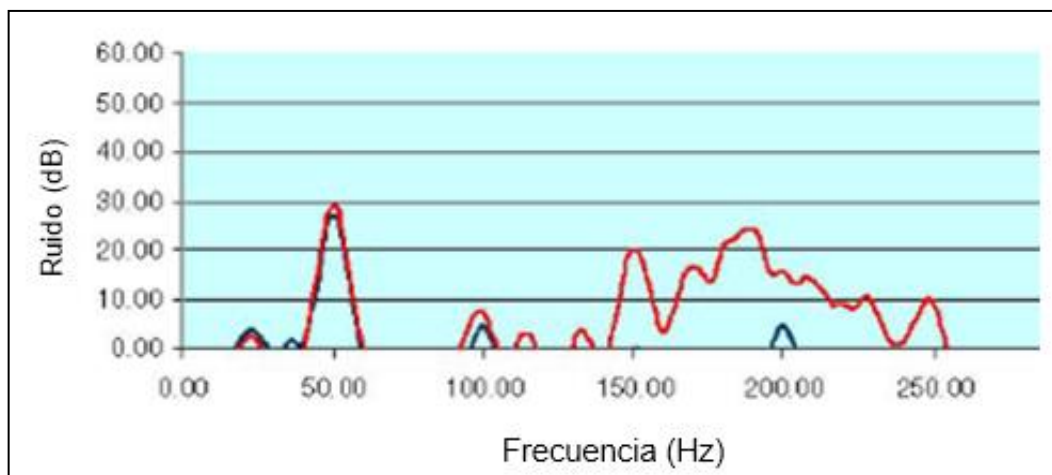


Figura I.6. Espectros de frecuencia del motor sin avería y averiado. [12]

I.1.3 Diagnóstico predictivo basado en la temperatura del motor.

Las máquinas rotativas eléctricas aumentan su temperatura por efecto Joule y por la fricción entre sus partes. Un rozamiento excesivo o no considerado entre las partes provoca un aumento de temperatura, lo cual crea un gradiente de temperatura a través del cuerpo de la máquina, que se traduce en un aumento de la temperatura promedio de la misma. También, un mayor requerimiento de corriente eléctrica del motor, provoca un aumento de la rapidez con que se disipa calor por efecto Joule.

En la figura I.7 se muestra un termómetro infrarrojo que se utiliza para tomar el valor de temperatura en el motor eléctrico evitando el contacto.

Esta técnica requiere que se tenga un acceso cómodo al motor para realizar tomas de imágenes termográficas de diferentes ángulos a fin de identificar el foco de calor. Se utiliza asociada con la técnica de Análisis vibratorio, el costo de la cámara termográfica es alto. Su aplicación ya está normalizada e incluso el personal que realiza las mediciones pasan por procesos de certificaciones.

I.1.3.1 Diagnóstico predictivo midiendo la temperatura de trabajo del motor.

Los fabricantes de motores eléctricos brindan las características de funcionamiento de la máquina, como la temperatura normal de trabajo, este dato se puede utilizar para determinar el estado de funcionamiento de la máquina.



Figura I.7: Termómetro de infrarrojos. [35]

Un aumento considerable de la temperatura media es un indicador de mal funcionamiento. Una de las partes que más sufren con el aumento de temperatura es el recubrimiento aislante de los devanados, las altas temperaturas provocan la pérdida de su propiedad aislante. Una primera acción del personal de mantenimiento es acercar la mano al motor para tener una idea de la temperatura del mismo; lo más indicado es medir la temperatura utilizando un termómetro que suele ser infrarrojo. Un diseño básico de termómetro de infrarrojos consiste en un lente para enfocar la energía infrarroja (IR) en un detector, que convierte la energía en una señal eléctrica que se puede exhibir en unidades de temperatura después de que se compensa la variación en la temperatura ambiente.

I.1.3.2 Diagnóstico predictivo utilizando imagen termográfica del motor.

Todos los cuerpos que se encuentran a una temperatura superior al cero absoluto emiten radiación infrarroja. En la termografía infrarroja se elabora imágenes o patrones de calor utilizando las ondas del espectro infrarrojo. Estas imágenes son traducidas a colores que se asocian a diversos valores de temperatura, con lo cual se crea un mapa de temperaturas de la máquina, el color azul se asocia a valores de temperatura bajas y el color rojo se asocia a valores altos de temperatura. La figura I.8, muestra la imagen térmica de un motor eléctrico.

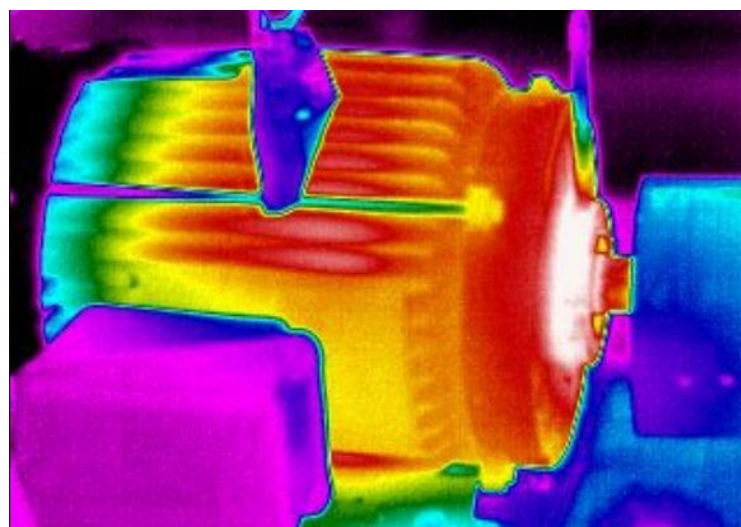


Figura I.8: Imagen térmica de un motor eléctrico. [36]

I.1.4 Diagnóstico predictivo analizando la señal de intensidad de corriente del motor.

“El Análisis de la Firma de la Corriente del Motor (MCSA) es una técnica de monitoreo de la condición de uso para diagnosticar problemas en motores de inducción. El concepto se originó a principios de la década de 1970 y fue propuesto por primera vez para su uso en centrales nucleares para motores inaccesibles y motores situados en zonas peligrosas”. [20]

Idealmente la señal de intensidad de corriente que llega al motor debe ser una señal senoidal cuya frecuencia es igual a la frecuencia de la reE. Pero en la práctica, la señal llega distorsionada al motor, porque en la red se tiene otros equipos eléctricos y/o electrónicos que consumen energía en forma no lineal, es decir la corriente que requieren no es del tipo senoidal, por lo que distorsionan la señal de alimentación. Si se elabora el espectro de frecuencia de la señal de corriente, encontraremos varios picos a frecuencias diferente de la señal de la reE. Averías del propio motor eléctrico, introduce armónicos en la señal de corriente. Es decir, se tiene dos espectros de frecuencia claramente diferenciables, el espectro de frecuencia del motor sin avería y el espectro de frecuencia del motor averiado. Por lo que mediante la comparación visual o sistematizada de estos dos espectros se utiliza para diagnosticar el estado del motor.

Las técnicas que se basan en el análisis de la señal de intensidad de corriente para diagnosticar el estado de un motor, están englobadas bajo el acrónimo MCSA (Motor Current Signature Analysis), entre las técnicas que tienen mayor popularidad son: Análisis de firma actual (CSA), Análisis de firma de tensión (VSA), Enfoque de vector de Extendido de Park (EPVA) y Análisis de firma de potencia instantánea (IPSA) [20]. Debemos de entender por firma a la forma del espectro cuando el motor se encuentra sin avería, también se le suele denominar Partida de Nacimiento.

El sistema de monitoreo que se utiliza para implementar el MCSA consiste en un sensor de corriente, una etapa para acondicionar la señal y la etapa para elaborar y analizar el espectro de frecuencia, este sistema se muestra en la figura I.9.

El costo del equipamiento es relativamente bajo, porque se necesita de un sensor de corriente y un circuito para acondicionar la señal. Los espectros que se obtienen son muy complejos, lo cual justifica la diversidad de métodos que se utilizan para su análisis, es una técnica en investigación y desarrollo.

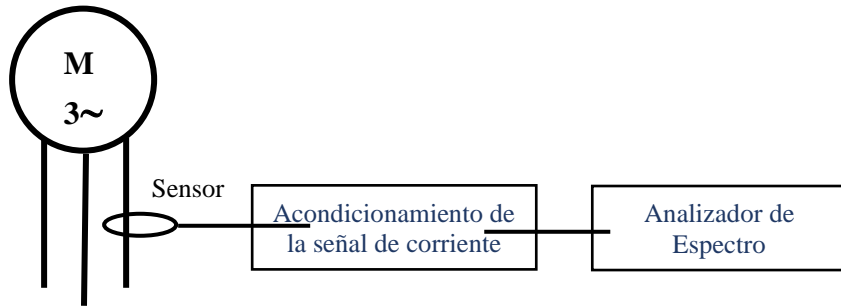


Figura I.9 Esquema del Sistema para monitorear señal de corriente.

I.1.5 Diagnóstico predictivo analizando la densidad de flujo magnético del motor.

Por la propia naturaleza de los motores eléctricos, aparece un campo magnético en el seno de los motores, así como en lugares cercanos a él. Este campo magnético lleva información de la interacción entre las corrientes del estator y las corrientes en los devanados del rotor. Estas corrientes presentan armónicos debido al consumo de energía de equipos no lineales en la red y también debido a las fallas que aparecen en los motores. Es por ello que se afirma que el campo magnético lleva información de las fallas que se encuentran en el motor eléctrico, por lo que se utiliza el campo magnético para diagnosticar el estado de un motor.

Voitto Kokko [21] en su tesis “*Condition Monitoring Of Squirrel-Cage Motors By Axial Magnetic Flux Measurements*” propone un sistema para diagnosticar motores eléctricos utilizando el flujo axial magnético.

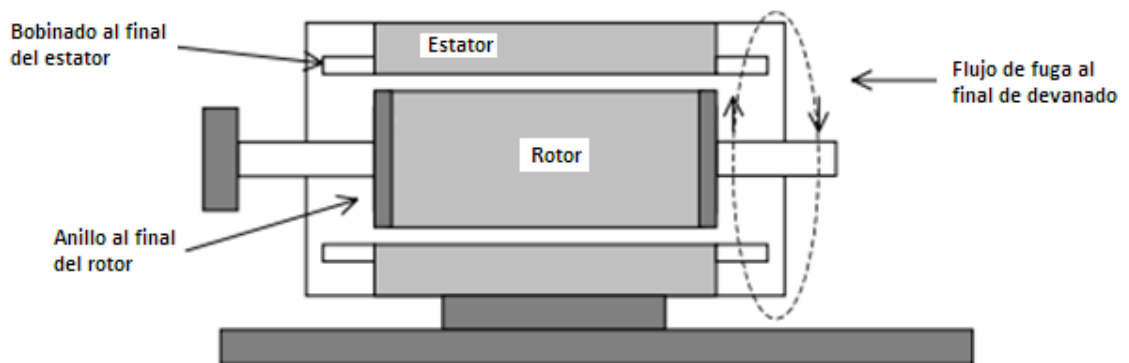


Figura I.10. Esquema de motor con bobina de flujo magnético. [21]

En la figura I.10 se muestra el esquema de motor eléctrico, en el extremo derecho se tiene una bobina de flujo magnético, este transductor nos entrega una señal de voltaje.

La señal de voltaje se registra para elaborar el espectro de frecuencia. Otra vez podemos encontrar diferencias entre el espectro de frecuencia de la señal del motor sin avería respecto al espectro de frecuencia del motor averiado.

En la tesis de Voitto Kokko se muestra la foto donde se aprecia el motor eléctrico con la bobina de flujo.



Figura I.11 Motor eléctrico con sonda para medir Campo Magnético. [21]

El costo de implementación es relativamente bajo, porque se necesita de un sensor de campo magnético y un circuito para acondicionar la señal.

Existe una variante en esta técnica que es medir la variación del campo magnético externo [22]. En la referencia se presenta una experiencia con un generador síncrono, fundamentalmente se basa en la comparación del espectro del generador sin falla y el espectro cuando se le genera una avería.

I.1.6 Comparación entre las diferentes técnicas de diagnóstico predictivo.

En la tabla I.1 se muestra la comparación entre las diferentes técnicas de diagnóstico predictivo.

Tabla I.1: Cuadro comparativo entre las diversas técnicas de diagnóstico predictivo.

Nombre de la técnica	Variable a Monitorear	Nivel de implementación	Complejidad en la toma de dato	Complejidad análisis	Costo relativo
Análisis Vibratorio	Desplazamiento del motor.	Alto	Mediano	Medio	Alto
Análisis ruido acústico	Sonido del motor.	Bajo	Mediano	Medio	Bajo
Análisis de corriente	Intensidad de corriente.	Bajo	Mediano	Alto	Medio
Termografía	Temperatura	Medio	Bajo	Medio	Alto
Análisis campo magnético externo	Campo magnético.	Bajo	Bajo	Medio	Medio

Como se puede apreciar en la tabla I.1, el análisis del ruido acústico ofrece la ventaja que su costo de implementación es bajo, así como, su implementación en la industria es incipiente, además que el sensor que se utiliza para el registro de la señal es un micrófono, los cuales son fáciles de obtener y de manipular, disponiendo de una amplia gama para elegir. En la bibliografía consultada no se encuentra trabajos que estudien la avería en los devanados del estator utilizando la técnica de análisis del ruido acústico.

I.2 Organización de la tesis

La tesis ha sido dividida en cinco capítulos a fin de presentar la información en forma ordenada.

El capítulo I denominado Introducción, inicia mostrando la importancia del motor eléctrico y la consiguiente necesidad de mantener el motor en condiciones normales de trabajo. Así mismo se presenta el estado del arte para diferentes técnicas de diagnóstico predictivo.

En el capítulo II denominado Análisis de Señal Acústica usando Transformada de Fourier, se da el concepto de señal, basada en el concepto de magnitud física. Se muestra la representación de una señal a través del tiempo y se explica la necesidad de representar la señal en función de la frecuencia. También se muestra la deducción de la expresión de la Transformada Discreta de Fourier que es la herramienta matemática que se utilizará para elaborar los espectros de frecuencia de la señal de ruido acústico del motor eléctrico. Se justifica el uso del Coeficiente de Correlación Lineal Normalizada para realizar la verificación de la similitud entre los espectros o la pérdida de similitud entre ellos.

En el capítulo III denominado Procedimiento Experimental, se muestra el equipo utilizado en la presente investigación, describiendo sus componentes para el registro de datos y el análisis de los mismos, así también se describe el instrumento virtual creado en LabView para construir los espectros de frecuencia y se muestran el código de las funciones y macros creadas en Visual Basic para Aplicaciones utilizadas para analizar los espectros.

En el capítulo IV denominado Resultados, se muestra los espectros de frecuencia del motor sin avería y se estudia la estabilidad de la señal utilizando el coeficiente de correlación Lineal Normalizado. De igual manera se analiza los registros del ruido acústico para el motor con avería. Finalmente se calcula los coeficientes de correlación entre los espectros de frecuencia del motor sin avería y los espectros de frecuencia del motor averiado.

En el capítulo V denominado Conclusiones se presenta a la comunidad académica las conclusiones arribadas al concluir la presente tesis de investigación.

CAPÍTULO II

ANÁLISIS DE SEÑAL ACÚSTICA USANDO TRANSFORMADA DE FOURIER

Una señal es una magnitud física que varía en el tiempo y/o en el espacio. La magnitud física se convierte en señal si de ella se puede extraer información. La característica de una señal, indica que, para un valor de espacio y tiempo, el valor de la señal es único.

Las señales son representadas por funciones de valor real o compleja de una o más variables [25]. Por ejemplo, el sonido se suele representar por funciones armónicas.

Se utiliza un transductor para hacer que la señal se convierte de una magnitud física a otra, a fin de poder analizarla. En el caso del sonido se utiliza un micrófono para convertir la señal de acústica (mecánica) a una señal de voltaje.

II.1 Representación de una señal

Las señales se pueden representar en el dominio del tiempo o en el dominio de la frecuencia. La figura II.1 muestra la señal de sonido en los primeros 5 milisegundos representada en el dominio del tiempo.

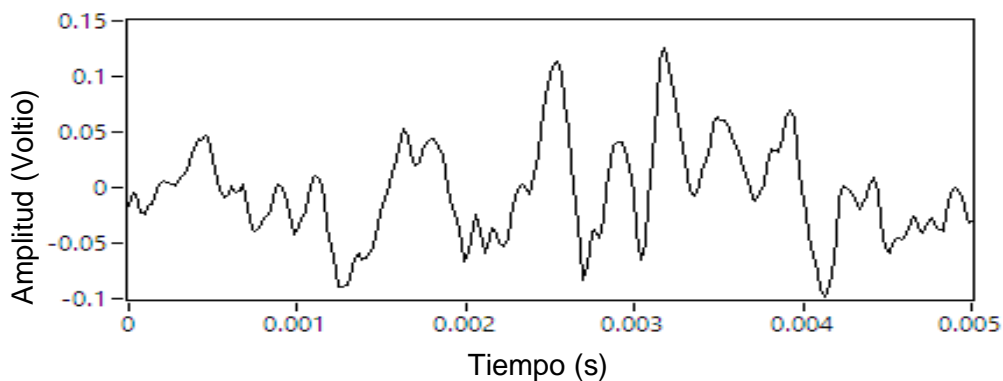


Figura II.1. Señal acústica característica de un motor eléctrico.

Como se puede apreciar, la gráfica es muy complicada al punto que no se puede extraer visualmente información de ella, por ello se opta por representar la señal en el dominio de la frecuencia. La figura II.2 muestra la misma señal de la figura II.1 en el dominio de la frecuencia.

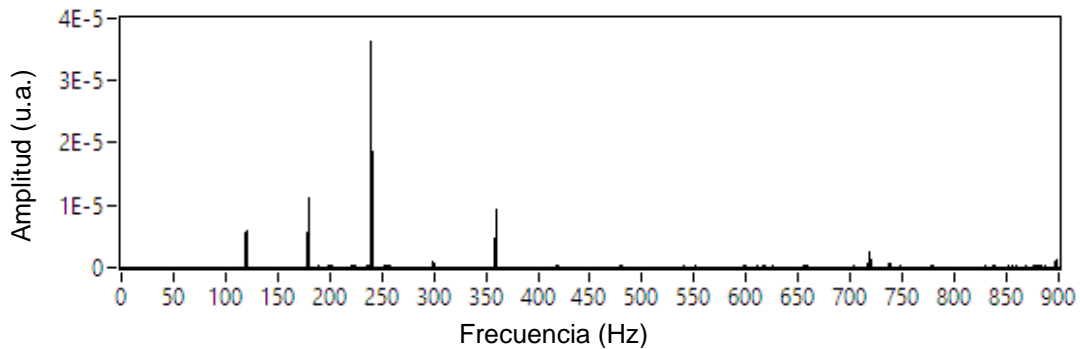


Figura II.2. Espectro de frecuencia característico del ruido acústico de un motor eléctrico.

II.2 Transformada de Fourier

La herramienta matemática utilizada para representar la señal en el dominio de la frecuencia es la Transformada de Fourier [25]. Las funciones que pueden ser representadas por la serie de Fourier deben de cumplir las condiciones de Dirichlet:

- . En un periodo la función puede tener un número finito de máximos y mínimos.
- . Si la función tiene discontinuidades, el número de estas deben ser finitas en un periodo.
- . La función $f(t)$ debe ser absolutamente integrable en un periodo, esto es,

$$\int_{t=0}^T |f(t)| dt < \infty \quad (II.1)$$

Fourier plantea la siguiente serie para representar tales funciones:

$$f(t) = a_0 + \sum_{n=1}^{\infty} [a_n \cos(n\omega_0 t) + b_n \text{sen}(n\omega_0 t)] \quad (II.2)$$

Donde $\omega_0 = 2\pi/T$, siendo T el periodo de la función $f(t)$.

Los coeficientes a_n y b_n son llamados coeficientes espectrales y se calculan mediante las siguientes relaciones,

$$a_0 = \frac{1}{T} \int_{t=0}^T f(t) dt \quad (II.3)$$

$$a_k = \frac{2}{T} \int_{t=0}^T f(t) \cos(n\omega_0 t) dt \quad (II.4)$$

$$b_k = \frac{2}{T} \int_{t=0}^T f(t) \text{sen}(n\omega_0 t) dt \quad (II.5)$$

Se puede reconocer que a_0 es el valor promedio de la función $f(t)$.

II.2.1 Aplicación de la Transformada de Fourier

Con el propósito de mostrar la aplicación de la Transformada de Fourier se utiliza como ejemplo la función $f(t) = t$, con $t \in [0s, \pi s]$, siendo $f(t)$ una función sin unidades.

Se desarrolla la serie de Fourier para mostrar los primeros elementos.

$$\begin{aligned} f(t) \approx & a_0 + a_1 \cos(\omega_0 t) + a_2 \cos(2\omega_0 t) + a_3 \cos(3\omega_0 t) + \dots \\ & + b_1 \text{sen}(\omega_0 t) + b_2 \text{sen}(2\omega_0 t) + b_3 \text{sen}(3\omega_0 t) + \dots \end{aligned} \quad (II.6)$$

Se reescribe las ecuaciones II.3, II.4 y II.5 para la función $f(t) = t$,

$$a_0 = \frac{1}{\pi} \int_{t=0}^{\pi} t dt = \frac{\pi}{2} \quad (II.7)$$

$$a_n = \frac{2}{\pi} \int_{t=0}^{\pi} t \cos(2nt) dt = 0, \quad n = 1, 2, 3, \dots \quad (II.8)$$

$$b_n = \frac{2}{\pi} \int_{t=0}^{\pi} t \text{sen}(2nt) dt = -\frac{1}{n}, \quad n = 1, 2, 3, \dots \quad (II.9)$$

La relación II.10 muestra los primeros cuatro términos de la serie no nulos,

$$f(t) \approx \frac{\pi}{2} - \text{sen}(2t) - \frac{1}{2} \text{sen}(4t) - \frac{1}{3} \text{sen}(6t) \quad (II.10)$$

$$\text{Sea } f(t) \approx S_1 + S_2 + S_3 + S_4 \quad (\text{II.11})$$

Donde,

$$S_1 = \frac{\pi}{2} \quad (\text{II.12})$$

$$S_2 = -\text{sen}(2t) \quad (\text{II.13})$$

$$S_3 = -\frac{1}{2}\text{sen}(4t) \quad (\text{II.14})$$

$$S_4 = -\frac{1}{3}\text{sen}(6t) \quad (\text{II.15})$$

La figura II.3 representa a las primeros cuatro funciones que se generan en la serie de Fourier para la función $f(t) = t$.

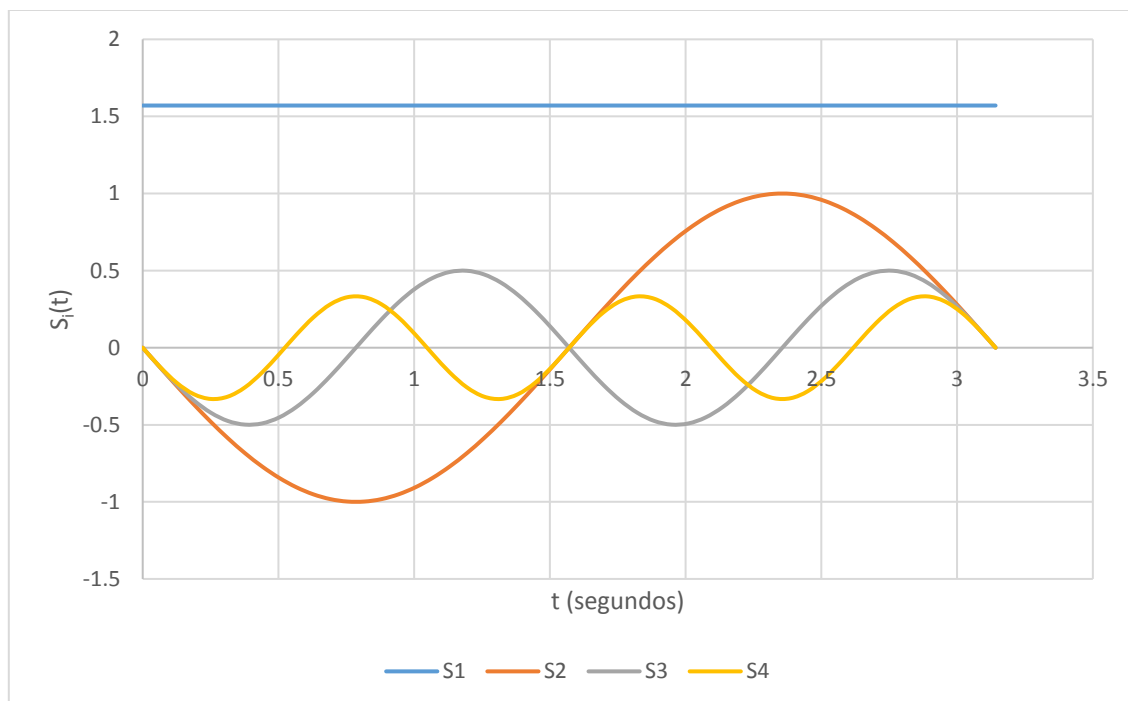


Figura II.3. Gráfica de las funciones de la serie de Fourier.

En la figura II.4 se muestra la función $f(t)$ y la gráfica aproximada, para la gráfica aproximada se utilizan los cuatro primeros elementos no nulos de la serie de Fourier.

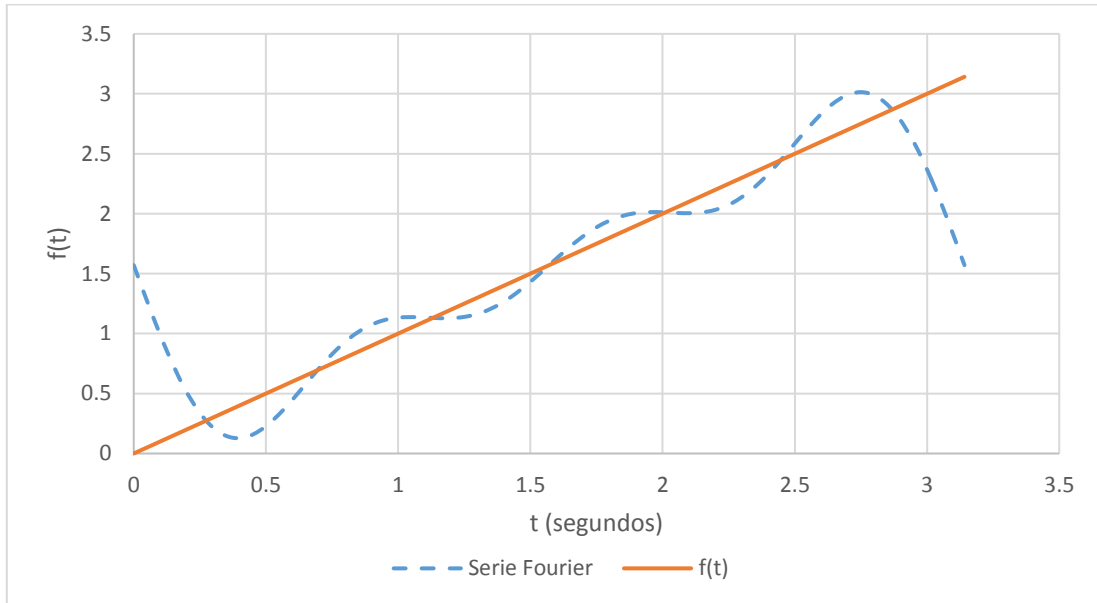


Figura II.4. Gráfica de la función $f(t)$ y su representación aproximada.

La gráfica aproximada de la función mejora al emplear mayor cantidad de términos de la serie de Fourier.

La figura II.5 muestra la representación en tres dimensiones de los cuatro primeros elementos de la serie de Fourier, es decir en los dominios de tiempo y frecuencia.

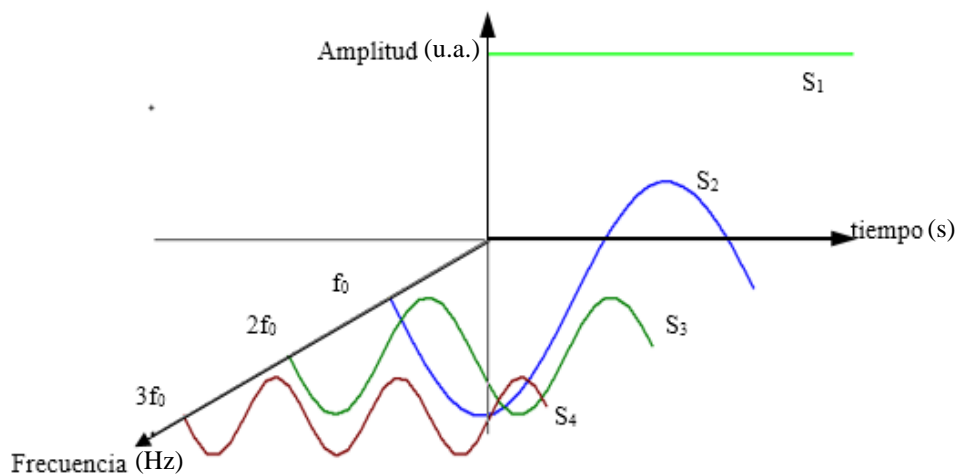


Figura II.5. Gráfica de las funciones de la serie de Fourier en tres dimensiones.

Si la gráfica II.5 se proyecta sobre el plano Amplitud - tiempo se obtiene las gráficas de la figura II.3.

La proyección de la gráfica II.5 (parte positiva) sobre el plano Amplitud - frecuencia se conoce como espectro de frecuencia. La figura II.6 muestra el espectro de frecuencia de la función $f(t)$, es de notar que la altura es proporcional a los coeficientes espectrales (C_i)

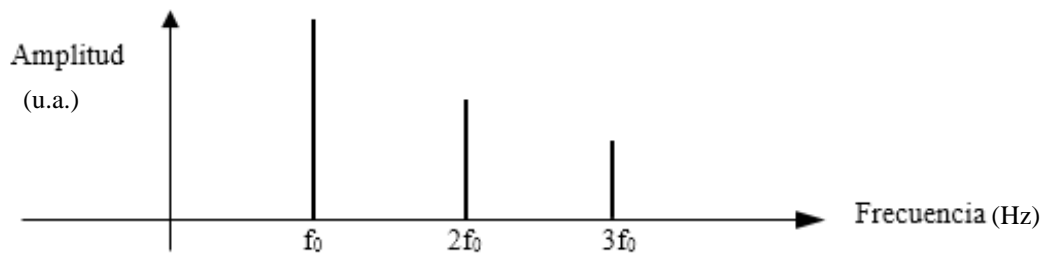


Figura II.6. Espectro de frecuencia de la función $f(t)$.

El espectro de frecuencia es característico de cada función, los espectros de frecuencia se pueden utilizar para caracterizar las señales de sonido.

La señal que se estudia en la presente tesis, es una señal que no es periódica, con datos registrados de manera discreta, por lo que no va a ser posible utilizar las relaciones anteriores, pero sirven para sustentar las relaciones que propone el método de la Transformada Discreta de Fourier.

En el libro titulado Métodos Numéricos para ingenieros de los autores Chapra y Canales [26], se utiliza la Transformada Discreta de Fourier (DFT) para determinar los coeficientes espectrales, cuando los datos son discretos y no tienen una periodicidad, como es el caso de los datos del ruido acústico del motor eléctrico, que es el objeto de la presente tesis.

Para deducir la expresión de la DFT, se empieza expresando la serie de Fourier en su forma integral, luego se pasa a deducir la expresión de la Integral Compleja de Fourier, seguidamente se deduce la Forma Compleja de la serie de Fourier, de modo que por similitud se deduce la expresión de la DFT, de tal modo que se pueda llevar naturalmente a una codificación en cualquier lenguaje de programación a fin de automatizar el cálculo.

II.3.1 Integral de Fourier

Recordemos que una función $f(t)$ que cumple con las condiciones de Dirichlet se puede representar utilizando la serie de Fourier,

$$f(t) = a_0 + \sum_{n=1}^{\infty} [a_n \cos(n\omega_0 t) + b_n \text{sen}(n\omega_0 t)] \quad (\text{II.16})$$

Donde,

$$a_0 = \frac{1}{2T} \int_{t=-T}^T f(t) dt \quad (\text{II.17})$$

$$a_n = \frac{1}{T} \int_{t=-T}^T f(t) \cos(n\omega_0 t) dt \quad (\text{II.18})$$

$$b_n = \frac{1}{T} \int_{t=-T}^T f(t) \text{sen}(n\omega_0 t) dt \quad (\text{II.19})$$

$$\text{Y } \omega_0 = \frac{2\pi}{T}$$

Se define,

$$A_T(\lambda_n) = \frac{1}{\pi} \int_{t=-T}^T f(t) \cos(\lambda_n t) dt \quad (\text{II.20})$$

$$B_T(\lambda_n) = \frac{1}{\pi} \int_{t=-T}^T f(t) \text{sen}(\lambda_n t) dt \quad (\text{II.21})$$

Se puede ver que,

$$a_n = \frac{\pi}{T} A_T(\lambda_n) \quad (\text{II.22})$$

$$b_n = \frac{\pi}{T} B_T(\lambda_n) \quad (\text{II.23})$$

Entonces,

$$f(t) = a_0 + \sum_{n=1}^{\infty} \left[\frac{\pi}{T} A_T(\lambda_n) \cos(\lambda_n t) + \frac{\pi}{T} B_T(\lambda_n) \text{sen}(\lambda_n t) \right] \quad (\text{II.24})$$

$$f(t) = a_0 + \frac{\pi}{T} \sum_{n=1}^{\infty} [A_T(\lambda_n) \cos(\lambda_n t) + B_T(\lambda_n) \text{sen}(\lambda_n t)] \quad (\text{II.25})$$

Se debe tener en cuenta que,

$$\lambda_n = \frac{n\pi}{T}, \quad \lambda_{n+1} = \frac{(n+1)\pi}{T} \quad (\text{II.26})$$

Entonces,

$$\Delta\lambda = \frac{\pi}{T} \quad (\text{II.27})$$

$$f(t) = a_0 + \sum_{n=1}^{\infty} [A_T(\lambda_n) \cos(\lambda_n t) + B_T(\lambda_n) \text{sen}(\lambda_n t)] \Delta\lambda \quad (\text{II.28})$$

Se hace tender T al infinito, entonces el $\Delta\lambda = d\lambda$, también

$$a_0 \rightarrow 0 \text{ si } T \rightarrow \infty$$

Reescribiendo,

$$f(t) = \int_{\lambda=0}^{\infty} (A(\lambda) \cos(\lambda t) + B(\lambda) \text{sen}(\lambda t)) d\lambda \quad (\text{II.29})$$

Esta última expresión se conoce como la Forma Integral de Fourier.

Siendo,

$$A(\lambda) = \frac{1}{\pi} \int_{t=-\infty}^{\infty} f(t) \cos(\lambda t) dt \quad (\text{II.30})$$

$$B(\lambda) = \frac{1}{\pi} \int_{t=-\infty}^{\infty} f(t) \text{sen}(\lambda t) dt \quad (\text{II.31})$$

II.3.2 Forma compleja de la serie de Fourier

De la serie de Fourier

$$f(t) = a_0 + \sum_{n=1}^{\infty} [a_n \cos(n\omega_0 t) + b_n \text{sen}(n\omega_0 t)] \quad (\text{II.32})$$

Se utiliza la identidad de Euler, para representar las funciones seno y coseno.

$$\text{sen}(x) = \frac{e^{ix} - e^{-ix}}{2i} \quad (\text{II.33})$$

$$\text{cos}(x) = \frac{e^{ix} + e^{-ix}}{2}$$

Reemplacemos en la serie de Fourier,

$$f(t) = a_0 + \sum_{n=1}^{\infty} \left[a_n \frac{e^{in\omega_0 t} + e^{-in\omega_0 t}}{2} + b_n \frac{e^{in\omega_0 t} - e^{-in\omega_0 t}}{2i} \right] \quad (\text{II.35})$$

Reagrupando,

$$f(t) = a_0 + \sum_{n=1}^{\infty} \left[\frac{e^{in\omega_0 t}}{2} (a_n - ib_n) \right] + \sum_{n=1}^{\infty} \left[\frac{e^{-in\omega_0 t}}{2} (a_n + ib_n) \right] \quad (\text{II.36})$$

Sea

$$c_n = \frac{a_n - ib_n}{2} \quad \text{y} \quad c_{-n} = \frac{a_n + ib_n}{2} \quad (\text{II.37})$$

Reescribiendo

$$f(t) = a_0 + \sum_{n=1}^{\infty} [e^{in\omega_0 t} c_n] + \sum_{n=1}^{\infty} [e^{-in\omega_0 t} c_{-n}] \quad (\text{II.38})$$

Hagamos un cambio de n por $-n$ en la segunda sumatoria,

$$f(t) = a_0 + \sum_{n=1}^{\infty} [e^{in\omega_0 t} c_n] + \sum_{n=-1}^{-\infty} [e^{in\omega_0 t} c_n] \quad (\text{II.39})$$

$$f(t) = a_0 + \sum_{n=-\infty}^{\infty} c_n e^{in\omega_0 t} \quad (\text{II.40})$$

Es de notar que n es diferentes de cero,

De forma más compacta,

$$f(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} c_n e^{in\omega_0 t} \quad (\text{II.41})$$

Donde, $c_0 = a_0$

$$c_n = \frac{a_n - ib_n}{2} \quad y \quad c_{-n} = \frac{a_n + ib_n}{2} \quad (\text{II.42})$$

La ecuación II.41 se conoce como la Forma Compleja de la Serie de Fourier,

II.3.3 Integral Compleja de Fourier

De la integral de Fourier

$$f(t) = \int_{\lambda=0}^{\infty} (A(\lambda) \cos(\lambda t) + B(\lambda) \text{sen}(\lambda t)) d\lambda \quad (\text{II.43})$$

Siendo,

$$A(\lambda) = \frac{1}{\pi} \int_{t=-\infty}^{\infty} f(t) \cos(\lambda t) dt \quad (\text{II.44})$$

$$B(\lambda) = \frac{1}{\pi} \int_{t=-\infty}^{\infty} f(t) \text{sen}(\lambda t) dt \quad (\text{II.45})$$

Utilizando las expresiones equivalentes de seno y coseno

$$A(\lambda) = \frac{1}{\pi} \int_{t=-\infty}^{\infty} f(t) \frac{e^{i\lambda t} + e^{-i\lambda t}}{2} dt \quad (\text{II.46})$$

$$B(\lambda) = \frac{1}{\pi} \int_{t=-\infty}^{\infty} f(t) \frac{e^{i\lambda t} - e^{-i\lambda t}}{2i} dt \quad (\text{II.47})$$

Se tiene que,

$$\frac{A(\lambda) - iB(\lambda)}{2} = \frac{1}{2\pi} \int_{t=-\infty}^{\infty} f(t) e^{-i\lambda t} dt \quad (\text{II.48})$$

Recordemos que,

$$c(\lambda) = \frac{A(\lambda) - iB(\lambda)}{2} \quad (\text{II.49})$$

De la integral de Fourier,

$$f(t) = \int_{\lambda=0}^{\infty} A(\lambda) \cos(\lambda t) + B(\lambda) \text{sen}(\lambda t) d\lambda \quad (\text{II.50})$$

$$f(t) = \int_{\lambda=0}^{\infty} \left[A(\lambda) \frac{e^{i\lambda t} + e^{-i\lambda t}}{2} + B(\lambda) \frac{e^{i\lambda t} - e^{-i\lambda t}}{2i} \right] d\lambda \quad (\text{II.51})$$

$$f(t) = \int_{\lambda=0}^{\infty} \left[e^{i\lambda t} \frac{A(\lambda) - iB(\lambda)}{2} + e^{-i\lambda t} \frac{A(\lambda) + iB(\lambda)}{2} \right] d\lambda \quad (\text{II.52})$$

$$f(t) = \int_{\lambda=0}^{\infty} \left[e^{i\lambda t} \frac{A(\lambda) - iB(\lambda)}{2} \right] d\lambda + \int_{\lambda=0}^{\infty} \left[e^{-i\lambda t} \frac{A(\lambda) + iB(\lambda)}{2} \right] d\lambda \quad (\text{II.53})$$

De las relaciones (II.46) y (II.47) se tiene que,

$$A(-\lambda) = A(\lambda)$$

$$B(-\lambda) = -B(\lambda)$$

Entonces,

$$f(t) = \int_{\lambda=0}^{\infty} \left[e^{i\lambda t} \frac{A(\lambda) - iB(\lambda)}{2} \right] d\lambda - \int_{\lambda=0}^{-\infty} \left[e^{i\lambda t} \frac{A(\lambda) - iB(\lambda)}{2} \right] d\lambda \quad (\text{II.54})$$

$$f(t) = \int_{\lambda=0}^{\infty} \left[e^{i\lambda t} \frac{A(\lambda) - iB(\lambda)}{2} \right] d\lambda + \int_{\lambda=-\infty}^0 \left[e^{i\lambda t} \frac{A(\lambda) - iB(\lambda)}{2} \right] d\lambda \quad (\text{II.55})$$

queda,

$$f(t) = \int_{\lambda=-\infty}^{\infty} \left[e^{i\lambda t} \frac{A(\lambda) - iB(\lambda)}{2} \right] d\lambda \quad (\text{II.56})$$

$$f(t) = \int_{\lambda=-\infty}^{\infty} [e^{i\lambda t} C(\lambda)] d\lambda \quad (\text{II.57})$$

Esta última expresión se conoce como la Integral Compleja de Fourier, donde

$$C(\lambda) = \frac{1}{2\pi} \int_{\lambda=-\infty}^{\infty} f(t) e^{-i\lambda t} d\lambda \quad (\text{II.58})$$

II.3.4 Transformada Discreta De Fourier

Sea f la frecuencia de muestreo, sea ΔT el tiempo de muestreo, el número de muestras es $N = f \times \Delta T + 1$.

Si x_n es el valor de la señal en el n -ésimo intervalo, se tiene que,

$$C_k = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x_n e^{-ik\omega_0 n} \quad (\text{II.59})$$

Es decir,

$$C_k = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x_n [\cos(k\omega_0 n) - i \operatorname{sen}(k\omega_0 n)] \quad (\text{II.60})$$

$$C_k = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x_n \cos(k\omega_0 n) - i \left(\frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x_n \operatorname{sen}(k\omega_0 n) \right) \quad (\text{II.61})$$

Donde $\omega_0 = \frac{2\pi}{T}$

C_k , es el coeficiente espectral que corresponde a la frecuencia $f_k = k/\Delta T$, donde k va desde el valor 0 hasta $N-1$.

Para elaborar el espectro de frecuencia se utiliza el módulo de C_k .

II.3.5 Aplicación de la Transformada de Fourier en la acústica.

El análisis de Fourier es una herramienta matemática que se utiliza para representar las señales componentes de una señal periódica, es decir se podrá hallar la amplitud, frecuencia y fase de cada una de las señales componentes.

Klever Juca [13] en su tesis titulada: "Identificación de espectros acústicos de motores de combustión interna a través del análisis en tiempos cortos" manifiesta que:

"Aunque el teorema de Fourier se aplica para sonidos periódicos, en la vida real no se da pues su amplitud varía con el tiempo; sin embargo se aplica una versión más genérica de este teorema donde se puede demostrar matemáticamente que un sonido variable en el tiempo tiene un espectro

continuo, . . . Si el sonido cambia lentamente, las frecuencias discretas a los correspondientes armónicos, seguirán siendo las más intensas”.

Es por ello que el análisis de Fourier es ampliamente utilizado por los investigadores para hallar las frecuencias de las señales componentes de las señales discretas.

Adrián Reynoso² en su vídeo acerca de la música y la transformada de Fourier, esboza una frase que para fraseada sería: “El espectro de frecuencia de un sonido es su ADN”.

II.3.6 Aplicación de la Transformada Discreta de Fourier en la caracterización del sonido.

Al presionar el teclado de un teléfono, se emite un sonido, este sonido es característicos para cada tecla, ello se conoce como marcación por tonos o tonos MDTF (Dual-Tone Multi-Frequency).

La figura II.7 muestra las frecuencias de las componentes que corresponden al sonido de las teclas de un teclado denominado marcación por tonos.

Utilizando un teclado MDTF de un teléfono comercial y el sistema de registro de señales acústicas, se ha grabado el sonido de la tecla que corresponde al dígito 5.

En la figura II.7 se aprecia que el sonido de la tecla 5 está compuesto por dos tonos, cuyas frecuencias son 770 Hz y 1336 Hz.

² Vídeo titulado: Serie Armónica – Descifrando la música.
<https://www.youtube.com/watch?v=hKiVavG2S98>

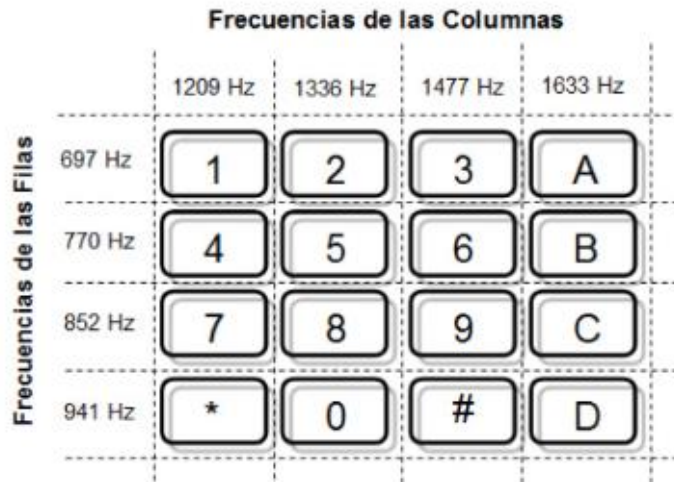


Figura II.7. Frecuencias componentes de un teclado por tonos MDTF. [28]

Seguidamente se ha construido el espectro de frecuencia, el cual se puede apreciar en la figura II.8. Es de notar que los coeficientes espectrales de mayor magnitud que presenta el espectro, corresponden a las frecuencias de 770 Hz y de 1334 Hz.

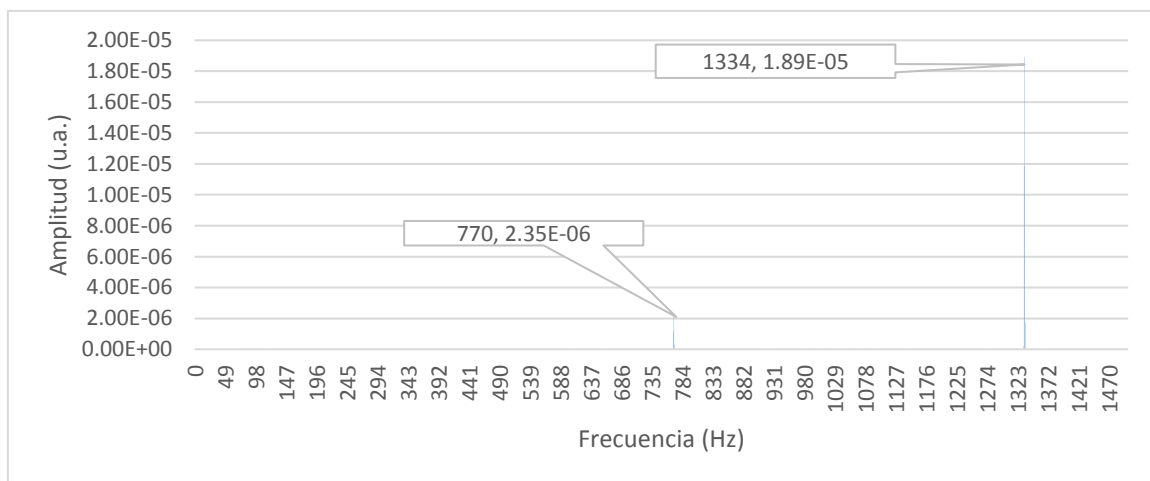


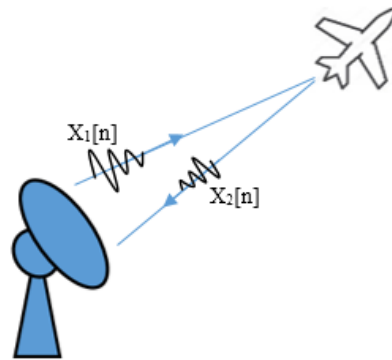
Figura II.8. Espectro de frecuencia del sonido de la tecla del dígito 5 para un teclado MDTF.

En la gráfica se aprecia que el error es de 0% para la frecuencia de 770 Hz y en la frecuencia de 1336, se comete un error de 0.15%.

II.4. Correlación de datos.

En el procesado digital de señales se necesita cuantificar el grado de similitud entre dos señales $x_1[n]$ y $x_2[n]$ o la interdependencia entre ellas. En la figura II.9 se esquematiza el caso de la señal que emite ($x_1[n]$) y recibe ($x_2[n]$) un radar, el sistema necesita corroborar que la señal recibida sea la que corresponde al mismo pulso que la emitida, para procesarla como recibida y poder calcular así el tiempo de vuelo, determinando la distancia a la que se encuentra el objeto.

La señal de retorno llegará atenuada, desfazada y con ruido, por lo que es necesario reconocer que la señal recibida sea la de retorno. Es decir, se debe reconocer la similitud entre las señales emitida y recibida, para así descartar señales espúreas.



II. 9. Esquema de las señales que emite y recibe un radar.

El presente trabajo se centra en verificar la similitud y como se va perdiendo la similitud entre dos señales de audio, una de las señales de audio es el ruido acústico del motor cuando se encuentra sin averías y la segunda señal de audio será el ruido acústico del motor averiado.

En el análisis de señales se suele utilizar el Coeficiente de Correlación Cruzado Normalizado, para cuantificar la similitud entre dos señales. Los espectros de frecuencia tomarán el lugar de las señales, para compararlos se opta por utilizar el Coeficiente de Correlación Lineal Normalizado [37], es decir sin necesidad de desplazar la señal.

II.4.1. Coeficiente de Correlación Lineal Normalizado

La Correlación Lineal se fundamenta en el producto interno de dos vectores, cada señal se toma como un vector N dimensional, por lo que, las dos señales deben tener la misma cantidad de datos discretos,

$$c_{12} = \sum_{n=0}^{N-1} X_1[n] \cdot X_2[n] \quad (\text{II.62})$$

Si el resultado es positivo, indica que existe una correlación positiva, es decir, al crecer la intensidad de una señal, también crece la intensidad de la segunda señal.

Si el resultado es negativo, indica que existe una correlación negativa, es decir, al crecer la intensidad de una señal, la intensidad de la segunda señal decrece (negativamente).

En el caso de los espectros de frecuencia, el resultado sería siempre positivo, porque trabajamos solo con valores positivos del espectro. También se tiene que el valor del coeficiente crece a medida que aumenta la cantidad de datos, es decir el resultado no está acotado. Para evitar lo anterior se tiene una definición alternativa, dividiendo la anterior sumatoria entre la cantidad de datos (N) de una de las señales.

$$c_{12} = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} X_1[n] \cdot X_2[n] \quad (\text{II.63})$$

Esta definición tiene otro grave problema, cuando se tiene dos señales idénticas en oposición de fase, el resultado es cero, lo que puede interpretarse como que no existe ninguna relación lineal entre ellas. Para salvar esta incongruencia, se retrasa una de las señales respecto a la otra.

Asumamos que la señal X_2 se retrasa k intervalos de muestreo. Entonces el Coeficiente de Correlación Cruzado con k intervalos de retraso se define como,

$$c_{12}[k] = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} X_1[n] \cdot X_2[n+k] \quad (\text{II.64})$$

Los k últimos valores de X_2 se asume que son cero. En la presente investigación no se necesita retrasar ninguna señal porque estamos analizando los espectros de frecuencia con dominio idéntico.

Esta nueva definición sigue teniendo problemas porque los valores de correlación no se encuentran acotados. Por ello se define el Coeficiente de Correlación Lineal Normalizado.

$$\rho_{12} = \frac{\sum_{n=0}^{N-1} X_1[n] \cdot X_2[n]}{\sqrt{\sum_{n=0}^{N-1} X_2^2[n]} \sqrt{\sum_{n=0}^{N-1} X_1^2[n]}} \quad (\text{II.65})$$

La expresión II.65 hace recordar el coseno del ángulo entre dos vectores.

Sean $X_1[n]$ y $X_2[n]$ dos vectores n-dimensionales, en el Algebra Lineal [28] se define la norma de estos vectores como,

$$\|X_1\| = \sqrt{\sum_{n=0}^{N-1} x_1[n] \cdot x_1[n]} \quad (\text{II.66})$$

$$\|X_2\| = \sqrt{\sum_{n=0}^{N-1} x_2[n] \cdot x_2[n]} \quad (\text{II.67})$$

Se define el producto interno de dos vectores n-dimensionales como

$$\langle X_1, X_2 \rangle = \sum_{n=0}^{N-1} X_1[n] \cdot X_2[n] \quad (\text{II.68})$$

De la desigualdad de Cauchy-Schwarz, se tiene que

$$|\langle X_1, X_2 \rangle| \leq \|X_1\| \|X_2\| \quad (\text{II.69})$$

De las ecuaciones II.66, II.67 y II.68 en la ecuación II.65, se tiene,

$$\rho_{12} = \frac{\langle X_1, X_2 \rangle}{\|X_1\| \|X_2\|} \quad (\text{II.70})$$

De la ecuación II.70 en II.69, se puede concluir que

$$-1 \leq \rho_{12} \leq 1$$

El Coeficiente de Correlación Lineal Normalizado se encuentra acotado entre los valores de -1 y +1. El valor igual a +1 indica una completa correlación lineal entre las dos señales, es decir la similitud entre las señales es plena. El valor igual a -1 indica una completa correlación, pero con un desfase de 180° entre las dos señales. Si el valor del coeficiente toma el valor nulo, ello indica que no existe correlación entre las señales, es decir que las dos señales no se parecen. Es de notar que el coeficiente de correlación lineal normalizado no tiene unidades.

A fin de familiarizarse con el Coeficiente de Correlación Lineal Normalizado, se propone las funciones $X_1(t)$, $X_2(t)$, $X_3(t)$ y $X_4(t)$, con unidades de voltio, donde

$$X_1(t) = \text{Sen}(t);$$

$$X_2(t) = 2\text{Sen}(t);$$

$$X_3(t) = \text{Cos}(t);$$

$$X_4(t) = \text{Sen}(t + \pi).$$

En la tabla II.1 se muestra algunos valores instantáneos de las funciones X_1 , X_2 , X_3 y X_4 .

Tabla II.1. Valores instantáneos de las funciones X_1 , X_2 , X_3 y X_4 .

t (s)	X_1 (voltio)	X_2 (voltio)	X_3 (voltio)	X_4 (voltio)
0.62831853	0.58778525	1.1755705	0.80901699	-0.58778525
1.25663706	0.95105652	1.90211303	0.30901699	-0.95105652
1.88495559	0.95105652	1.90211303	-0.30901699	-0.95105652
2.51327412	0.58778525	1.1755705	-0.80901699	-0.58778525
3.14159265	1.2251E-16	2.4503E-16	-1	-2.4503E-16
3.76991118	-0.58778525	-1.1755705	-0.80901699	0.58778525
4.39822972	-0.95105652	-1.90211303	-0.30901699	0.95105652
5.02654825	-0.95105652	-1.90211303	0.30901699	0.95105652
5.65486678	-0.58778525	-1.1755705	0.80901699	0.58778525

En la gráfica II.10 se muestra las funciones X_1 , X_2 , X_3 y X_4 a través del tiempo.

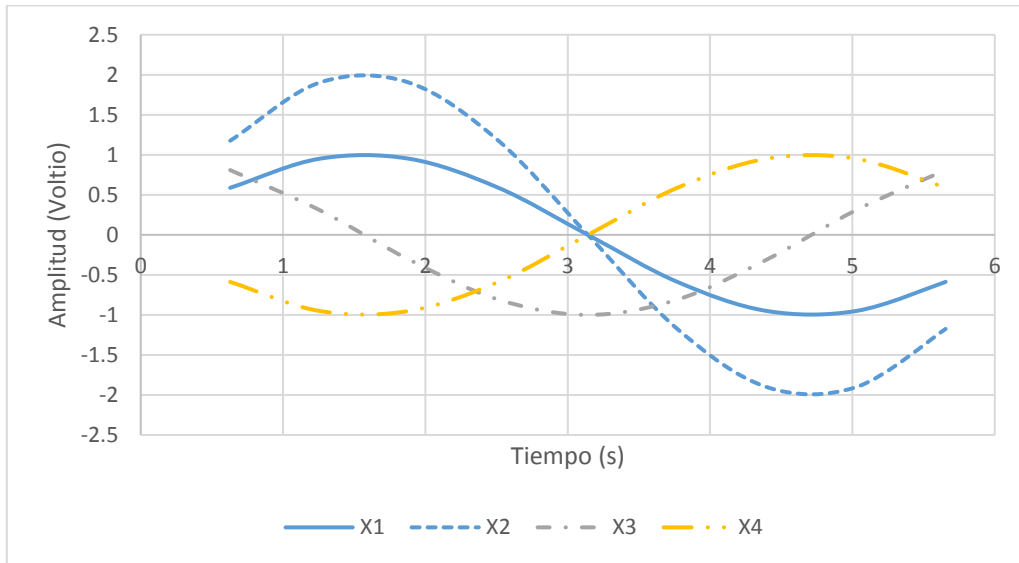


Figura II.10. Gráficas de las funciones X_1 , X_2 , X_3 , y X_4 .

En la gráfica II.11 se muestra la completa correlación entre las señales de voltaje X_1 y X_2 . Utilizando los datos de la tabla II.1 en la ecuación II.66, se calcula el Coeficiente de Correlación Lineal Normalizado, lo que da un resultado $\rho_{12} = +1$.

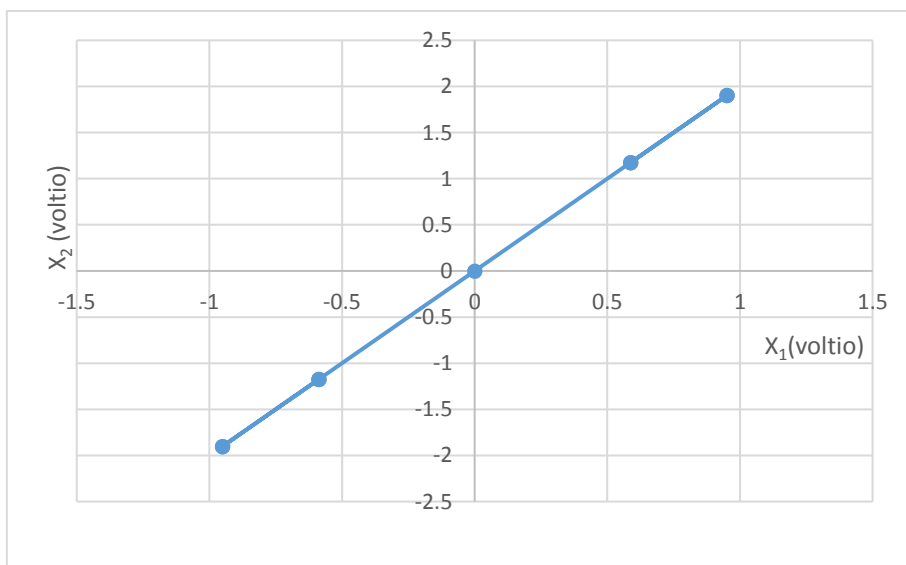


Figura II.11. Correlación entre las funciones X_1 y X_2 .

En la gráfica II.12 se muestra la nula correlación entre las señales de voltaje X_1 y X_3 . Utilizando los datos de la tabla II.1 en la ecuación II.66, se calcula el Coeficiente de Correlación Lineal Normalizado, lo que da un resultado $\rho_{13} = 0$.

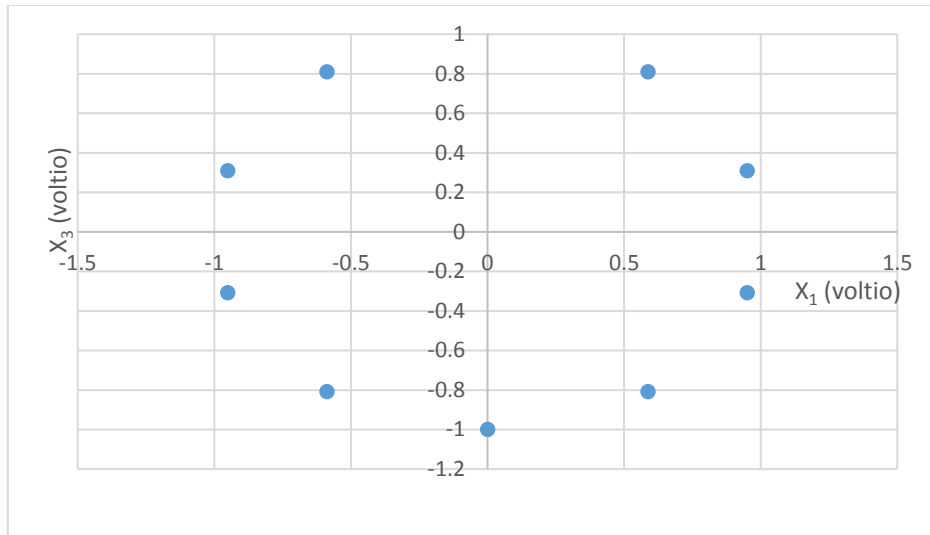


Figura II.12. Correlación entre las funciones X_1 y X_3 .

En la gráfica II.13 se muestra la completa correlación entre las señales de voltaje X_1 y X_4 pero con un desfase de π radianes. Utilizando los datos de la tabla II.1 en la ecuación II.66, se calcula el Coeficiente de Correlación Lineal Normalizado, lo que da un resultado $\rho_{14} = -1$.

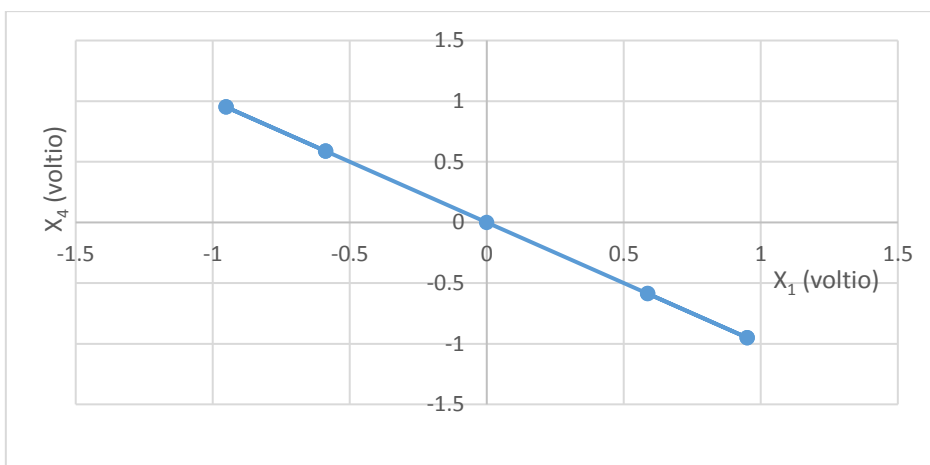


Figura II.13. Correlación entre las funciones X_1 y X_4 .

CAPÍTULO III

PROCEDIMIENTO EXPERIMENTAL

III.1 Equipo experimental

El objeto de investigación es el ruido acústico de un motor, se ha utilizado un motor eléctrico trifásico, Modelo SH80 2B, con una potencia de 1.5 HP, fabricado en Polonia por Cantoni, importado por la empresa nacional Delcrosa³, el motor es energizado con una tensión de 220VAC a una frecuencia de 60 Hz. Se elige un motor de esta potencia porque su nivel de ruido acústico está en el rango de una conversación normal, es decir su sonido puede ser registrado por cualquier micrófono convencional. La marca y modelo del motor es elegido, porque en las instalaciones donde se realizaron las mediciones, se cuenta con motores similares, es decir el personal técnico cuenta con la experiencia en esta marca.

El motor se muestra en la figura III.1, en la parte superior del mismo se aprecia un tablero de conexiones, el cual facilita la energización de los seis devanados del estator.



Figura III.1. Motor eléctrico con tablero de conectores.

³ Fábrica peruana de transformadores y motores eléctricos.

El motor cuenta con una placa de identificación, en la cual se encuentra las características del mismo.



Figura III.2. Placa de identificación del motor eléctrico.

III.1.1 Conexión del motor eléctrico

Tomando en cuenta la información de la placa, se opta por la conexión Delta ($\Delta\Delta$), que consiste en dos conexiones en delta puesta en paralelo entre sí, como muestra la figura III.3. la conexión Delta permite energizar cada devanado en forma independiente sin afectar a los demás devanados.

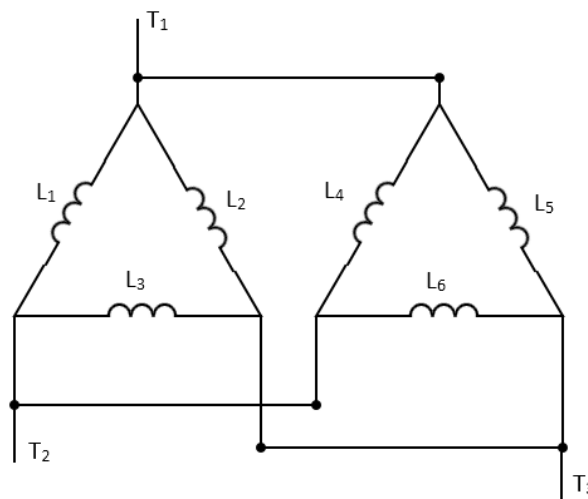


Figura. III.3. Conexión Delta.

III.1.2 Tablero de conexiones

En la parte superior del motor se construyó un tablero de conexiones, el cual facilita la conexión de los devanados del estator. El tablero cuenta con 12 conectores como se muestra en la figura III.4.

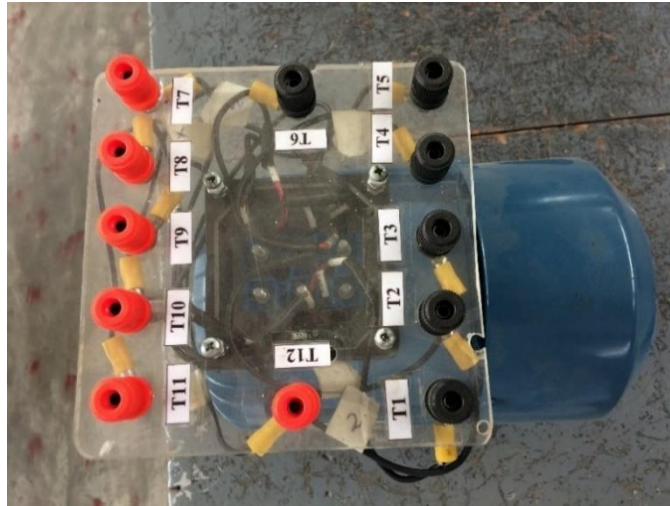


Figura III.4. Tablero de conexiones del motor eléctrico.

III.1.3 Mesa de trabajo

La mesa de trabajo se encuentra en las instalaciones del Laboratorio de Ingeniería Eléctrica, sector S de la Universidad Nacional de Ingeniería. El laboratorio cuenta con tensiones trifásicas de 220VAC / 380VAC / 440VAC. En la figura III.5 se muestra el tablero de conexiones de la mesa de trabajo.



Figura III.5. Tablero de conexiones de la Mesa de trabajo.

III.2 Sistema de adquisición de datos.

El sistema utilizado para el registro de la señal acústica está compuesto por un micrófono, una computadora con programas que permiten procesar el archivo de sonido.

Se utiliza el micrófono del teléfono inteligente marca iPhone modelo 5S y los programas de computadora NI LabView y MSEXcel para procesar los cálculos. El sistema se muestra en la figura III.6.



Figura III.6. Sistema para registrar y analizar ruido acústico del motor eléctrico.

El micrófono es un transductor que convierte la señal mecánica (acústica) en una señal de voltaje. El micrófono utilizado tiene un comportamiento plano en el rango audible, es decir tiene el mismo factor de ganancia en el rango audible. El formato de grabación es M4A, a una frecuencia de muestreo de 44.1 KHz, en modo estéreo. Se utiliza el micrófono del teléfono, porque facilita la toma de los registros de sonido, se intentó utilizar el micrófono del computador pero es poco práctico, colocar el computador portátil cerca del motor, además que al realizar las primeras mediciones se registraba similares espectros y tomando conocimiento que investigadores [2] del Massachusetts Institute Technology utilizaron un teléfono de las mismas características para registrar el sonido, se procedió a utilizar el teléfono en mención. Se reporta la marca y modelo del teléfono para facilitar a otros investigadores puedan replicar las mediciones que se publica.

En la figura III.7 se observa el espectro del sonido de la tecla 5 de un teclado MDTF, este sonido ha sido registrado con el micrófono del computador.

En la figura III.7 se puede apreciar que el error porcentual al detectar la frecuencia de 770 Hz es de 0.065%, mientras que el error porcentual cometido en la frecuencia de 1336 Hz es de 0.037%.

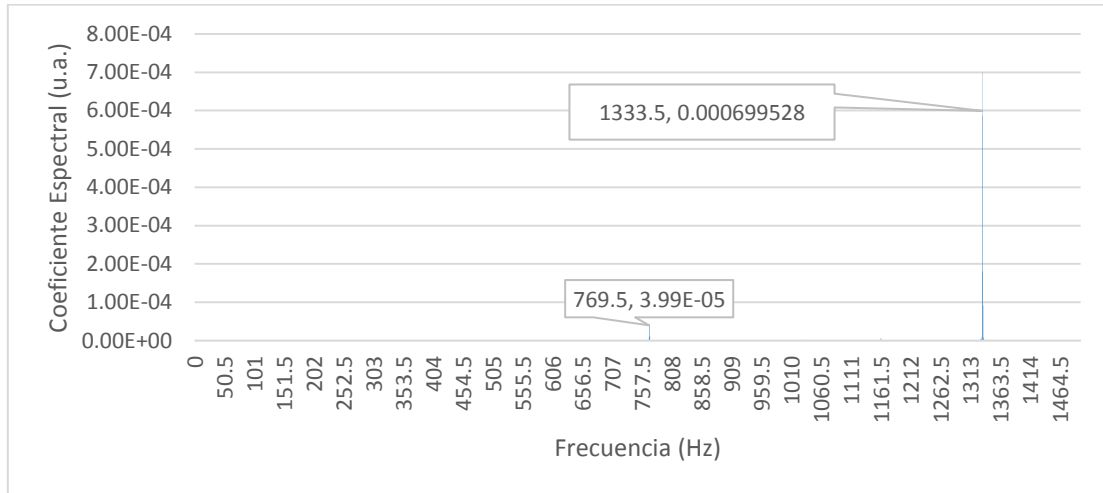


Figura III.7. Sonido registrado con el micrófono del computador.

Se puede apreciar de las figuras III.7 y II.8, que el ruido de fondo no influye cuando se utiliza el micrófono del computador o el micrófono del teléfono.

En la figura III.8 se muestra el espectro de frecuencia del ruido de fondo, en ella se visualiza que la mayor amplitud que proporciona el ruido es a la frecuencia de 180 Hz, esta frecuencia está muy alejada de las frecuencias del ruido acústico del motor, que se registra en la figura IV.1. Esta es la razón por la que no se toma en cuenta el ruido de fondo.

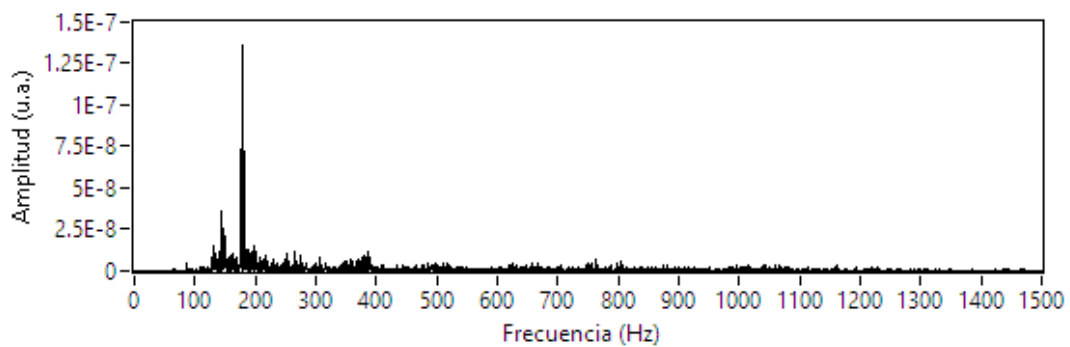


Figura III.8. Espectro de frecuencia del ruido de fondo.

III.2.1 Procesamiento de los registros de sonido.

Los registros de sonido se trasladan a formato WAV utilizando el software Online-Converter.com⁴, con una extensión de 3 segundos. Se graban 10 registros de sonido para analizar el ruido acústico del motor sin avería y la misma cantidad de registros para el ruido acústico del motor averiado. Para una adecuada identificación los registros del motor sin avería se rotulan con las etiquetas: SANO1, SANO2, . . . , SANO10. En el caso de los registros del ruido acústico del motor averiado los registros se rotulan con las etiquetas FALLA1, FALLA2, ..., FALLA10.

Se registran solo diez mediciones porque es el extremo superior del rango de número de mediciones que se considera pequeña; en la industria el número de mediciones regularmente es pequeña [30], una mayor explicación se da en el Anexo C.

III.2.2 Elaboración de los Espectros de Frecuencia.

Los espectros de frecuencia son construidos con el software NI Labview, el cual es un software de la compañía National Instrument cuyo nombre viene del acrónimo (Laboratory Virtual Instrument Engineering Workbench) dirigido a la medición y control de señales, tiene un enfoque de programación gráfica que utiliza el lenguaje G para elaborar instrumentos virtuales o aplicativos. Se ha utilizado este programa porque se tiene una familiaridad con el mismo y porque se cuenta con su licencia de uso.

El instrumento virtual (VI) utilizado para construir los espectros de frecuencia se muestra en la figura III.9.

El instrumento virtual está compuesto por seis VIs, que en la figura III.9, se rotulan con números del 1 al 6. El VI1 denominado File Path Control se utiliza para colocar la dirección o ruta del archivo de audio. El VI2 denominado Sound File Read Simple, se utiliza para leer el archivo de audio. El VI3 denominado Index Array, se utiliza para colocar los datos de audio en un arreglo o matriz. El VI4 denominado Waveform Graph, se utiliza para graficar las amplitudes de la señal de audio en función del tiempo. El VI5 denominado Spectral Measurement, se utiliza para construir el Espectro de frecuencia, utilizando la transformada discreta de Fourier. La configuración del VI es con la configuración por defecto, la cual se muestra en la figura III.10. El VI6 se utiliza para mostrar la gráfica del espectro de frecuencia.

⁴ <https://audio.online-convert.com/es/convertir-a-wav>

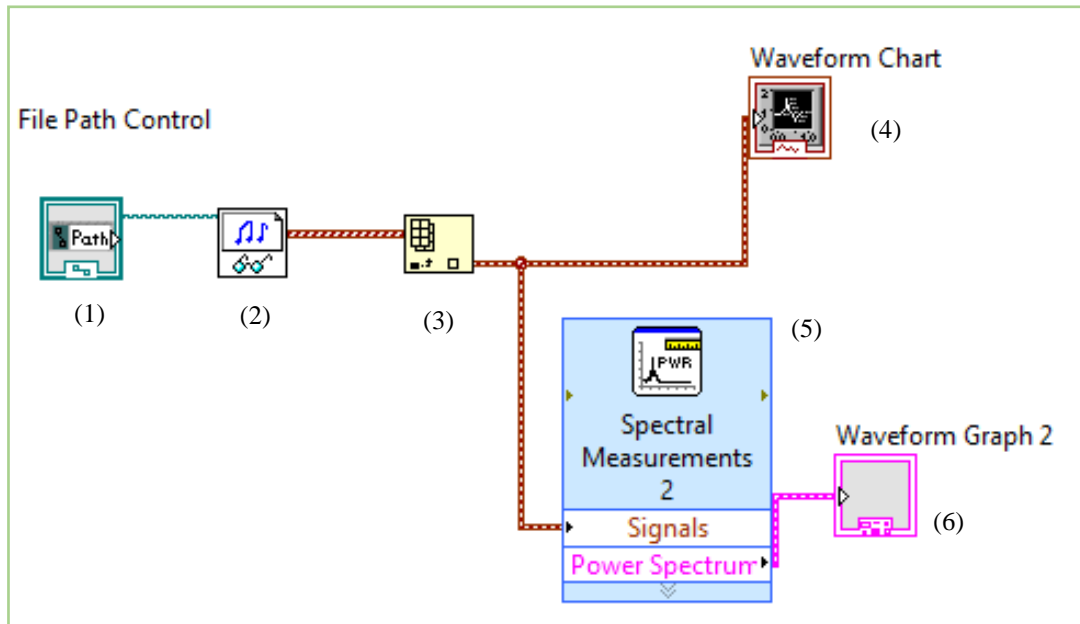


Figura III.9. Instrumento virtual para construir los espectros de frecuencia.

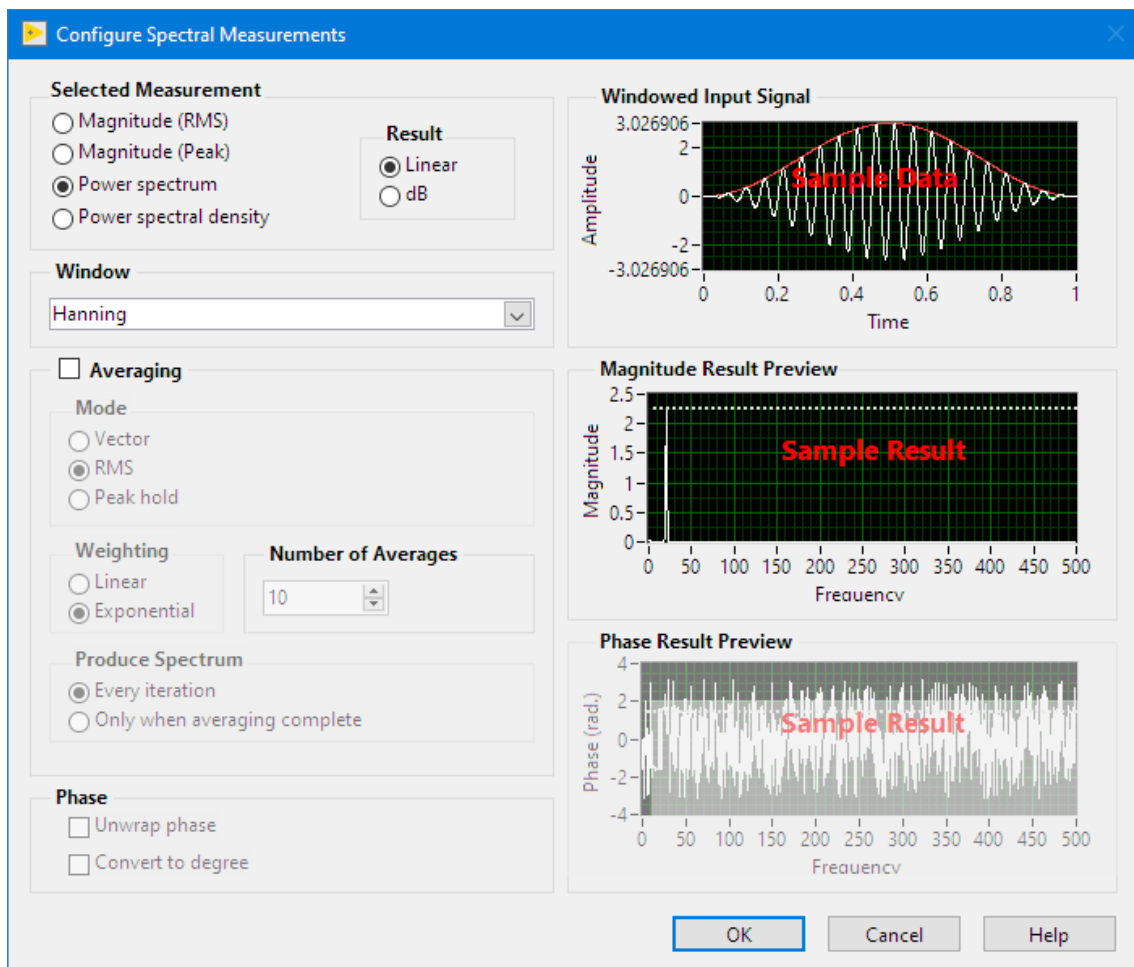


Figura III.10. Parámetros de configuración por defecto del VI Spectral Measurements.

Se corrobora su validez, porque de manera “manual” se obtienen los mismos espectros, utilizando el programa Excel, para ello se ha creado dos funciones: DFTreal y DFTimag. Estas funciones hallan los coeficientes para la parte real y la parte imaginaria de la serie de Fourier, han sido elaborados en el lenguaje que viene integrado con el Excel, el cual es Microsoft Visual Basic para Aplicaciones (VBA). La codificación de las funciones se visualizan en la figura III.11.

```

Microsoft Visual Basic para Aplicaciones - DFT001.xlsm - [Módulo1 (Código)]
Archivo Edición Ver Insertar Formato Depuración Ejecutar Herramientas Complementos Ventana Ayuda
Proyecto - VBAProject
VBAProject (DFT001.xls)
  Microsoft Excel Objetos
    Hoja1 (Hoja1)
    ThisWorkbook
  Módulos
    Módulo1
    Módulo2
Propiedades - Módulo1
Módulo1 Módulo
Alfabética Por categorías
(Name) Módulo1

(Function)
Function DFTreal(NT, k As Integer) As Double
' NT, numero total de datos

Dim xn, real, Angle As Double
real = 0
w0 = 2 * 3.14159 / NT
For j = 0 To NT - 1
    Angle = k * w0 * j
    xn = Cells(j + 2, 6).Value
    real = real + xn * Cos(Angle)
Next
DFTreal = real
End Function

Function DFTimag(NT, k As Integer) As Double
Dim xn, imag, Angle As Double
imag = 0
w0 = 2 * 3.14159 / NT
For j = 0 To NT - 1
    Angle = k * w0 * j
    xn = Cells(j + 2, 6).Value
    imag = imag + xn * Sin(Angle)
Next
DFTimag = -imag
End Function

```

Figura III.11. Funciones para determinar los coeficientes espectrales.

Los espectros de frecuencia construidos para cada registro se etiquetarán con el mismo nombre del registro.

III.2.3. Análisis de los Espectros de Frecuencia.

Los espectros de frecuencia se analizan con el programa MS Excel, este programa es un software que nace como hoja de cálculo, tiene una amplia librería de análisis de datos y permite elaborar gráficos estadísticos de forma sencilla, su desarrollo actual permite procesar datos desde una tarjeta electrónica o desde un sensor electrónico.

Los espectros de frecuencia son exportados al Excel, cuyos valores son los coeficientes espectrales. Se utiliza este programa por ser muy amigable para esta parte del proceso, además que se tiene familiaridad en su uso.

Los coeficientes espectrales alrededor de la frecuencia múltiplo de 60 Hz, se suman en un ancho de banda de 10 Hz (5 Hertz antes de la frecuencia central y 5 Hertz después de la frecuencia central), con lo cual se construye una nueva tabla de coeficientes espectrales.

A fin de agilizar el procesamiento de estas señales se codifica en VBA la macro denominada “copiaautomatica”, la codificación de esta macro se visualiza en la figura III.12.

```
Sub copiaautomatica()  
Application.ScreenUpdating = False  
Dim A, D As Integer  
Dim b, suma, c, A1, A2, cont As Double  
cont = 0  
For A = 1 To 25  
    cont = cont + 1  
    A1 = 60 * cont - 5  
    A2 = 60 * cont + 5  
    suma = 0  
    For D = 1 To 30  
        b = ActiveCell.Value  
        If ((b >= A1) And (b <= A2)) Then  
            ActiveCell.Offset(0, -11).Select  
            c = ActiveCell.Value  
            suma = suma + c  
            ActiveCell.Offset(0, 11).Select  
        End If  
        ActiveCell.Offset(1, 0).Select  
    Next D  
    ActiveCell.Offset(-31 + cont, 12).Select  
    ActiveCell = suma  
    ActiveCell.Offset(-cont + 1, -12).Select  
Next A  
ActiveCell.Offset(0, 1).Select  
End Sub
```

Figura III.12. Código de la macro denominada copiaautomatica.

Los nuevos coeficientes espectrales servirán para estudiar la estabilidad de las señales acústicas en cada estado de funcionamiento del motor (sin avería y averiado), para ello se utiliza el Coeficiente de Correlación Lineal Normalizado. Si las señales son estables se espera que los valores de los coeficientes de correlación tengan un valor cercano a 1 para cada estado del motor.

III.2.4. Diagnóstico del Estado del motor.

Para empezar el diagnóstico del motor se calcula el valor promedio de los coeficientes espectrales del espectro del ruido acústico del motor sin avería, en adelante se le denomina espectro <SANO>, este espectro también recibe el nombre de PARTIDA DE NACIMIENTO.

El espectro <SANO> se compara con cada espectro del ruido acústico del motor averiado. La pérdida de similitud entre el espectro <SANO> y el espectro del ruido acústico del motor averiado se cuantifica utilizando el Coeficiente de Correlación Lineal Normalizado.

III.3 Diagrama de flujo del procedimiento de diagnóstico del motor

El diagrama de flujo que se muestra en la figura III.13 es el procedimiento seguido para establecer la diferencia entre las señales del ruido acústico del motor sin avería y averiado.

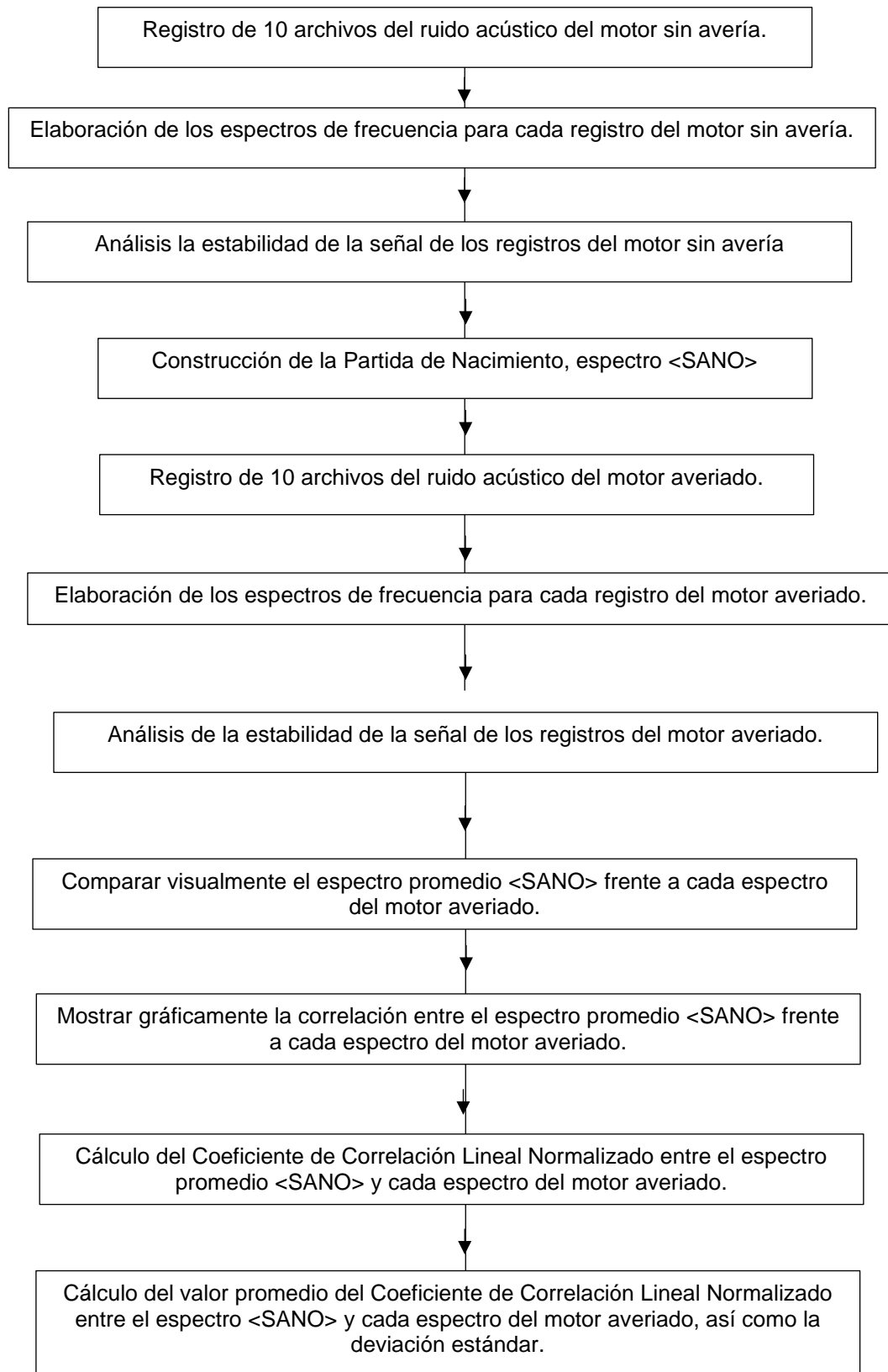


Figura III.13. Diagrama de flujo del procedimiento seguido para determinar la diferencia entre las señales de ruido acústico del motor sin avería y averiado.

III.4 Método propuesto para realizar el diagnóstico predictivo de un motor eléctrico.

El método tiene dos sub procesos bien definidos, el primer sub proceso consiste en construir la Partida de Nacimiento del motor, se realiza asumiendo que el motor se encuentra en estado de funcionamiento regular. El segundo subproceso consiste en establecer si se ha perdido la similitud entre Partida de Nacimiento y el registro del motor en estado de funcionamiento desconocido.

En la figura III.14 se muestra el diagrama de flujo del sub proceso para construir la Partida de Nacimiento.

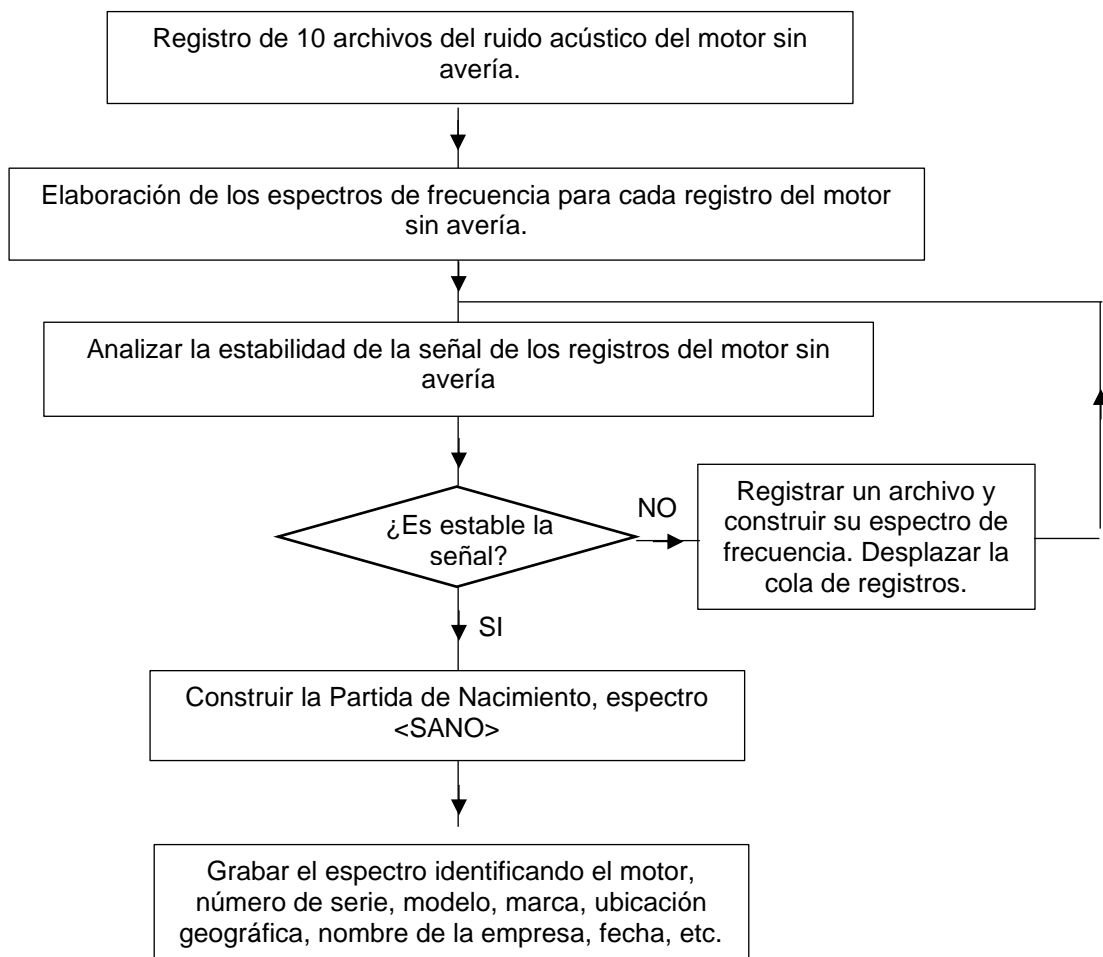


Figura III.14 Diagrama de flujo del sub proceso para construir la Partida de Nacimiento.

En la figura III.15 se muestra el diagrama de flujo del sub proceso para establecer la similitud o pérdida de similitud entre la Partida de Nacimiento y la señal del motor en estado de funcionamiento desconocido.

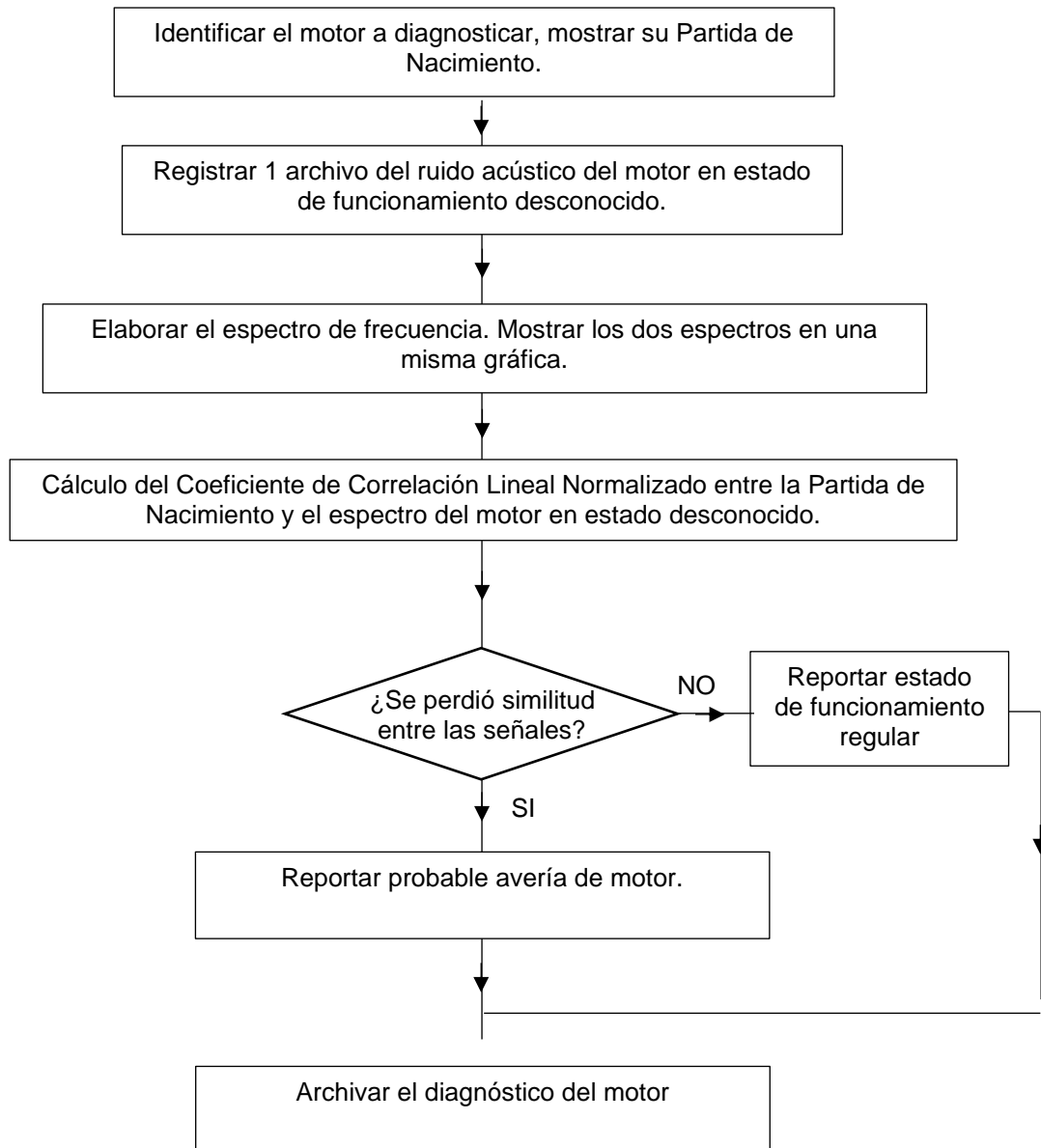


Figura III.15. Diagrama de flujo del sub procedimiento para determinar el estado de funcionamiento del motor.

CAPÍTULO IV

RESULTADOS

La gráfica de un espectro de frecuencia típico se muestra en la figura IV.1, este tipo de gráfica tiene la desventaja de no permitir comparar dos espectros de frecuencia en una misma gráfica, debido a que los bastones se superponen. En la bibliografía consultada, se representan los espectros como curvas suavizadas, que en Excel lleva el nombre de “Gráficas XY dispersión con curvas suavizadas”, como se muestra en la gráfica IV.2. Esta última forma de representar las gráficas tiene la desventaja de aparentar falsamente, que existe una importante dispersión de datos alrededor de cada valor central. Se debe notar que las gráficas de las figuras IV.1 y IV.2 corresponden a los mismos datos.

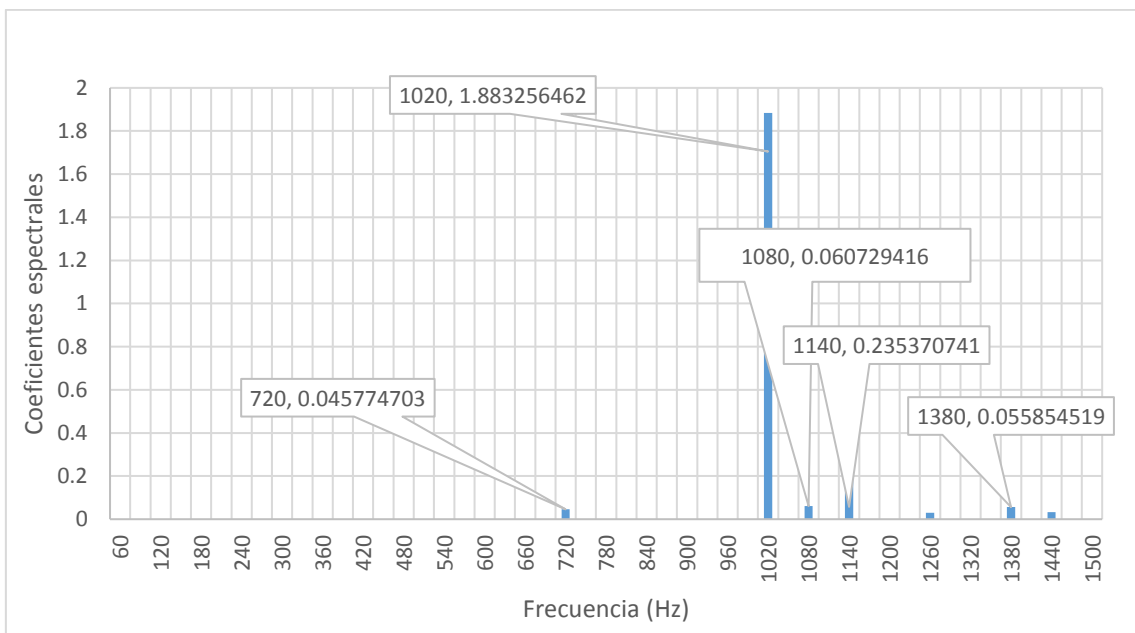


Figura IV.1 Espectro de frecuencia característico en modo de bastones.

El error porcentual en las “mediciones” de los coeficientes espectrales se calculan en el Anexo B y nos da un valor de 0.027%.

El ruido acústico del motor se analiza en dos estados: sin avería y cuando está averiado. Se realizan 10 registros para cada caso, la cantidad de registros se justifica en el Anexo C.

IV.1 Análisis del ruido acústico del motor sin avería.

Para el registro SANO1, se obtiene el espectro de frecuencia que se muestra en la figura IV.2.

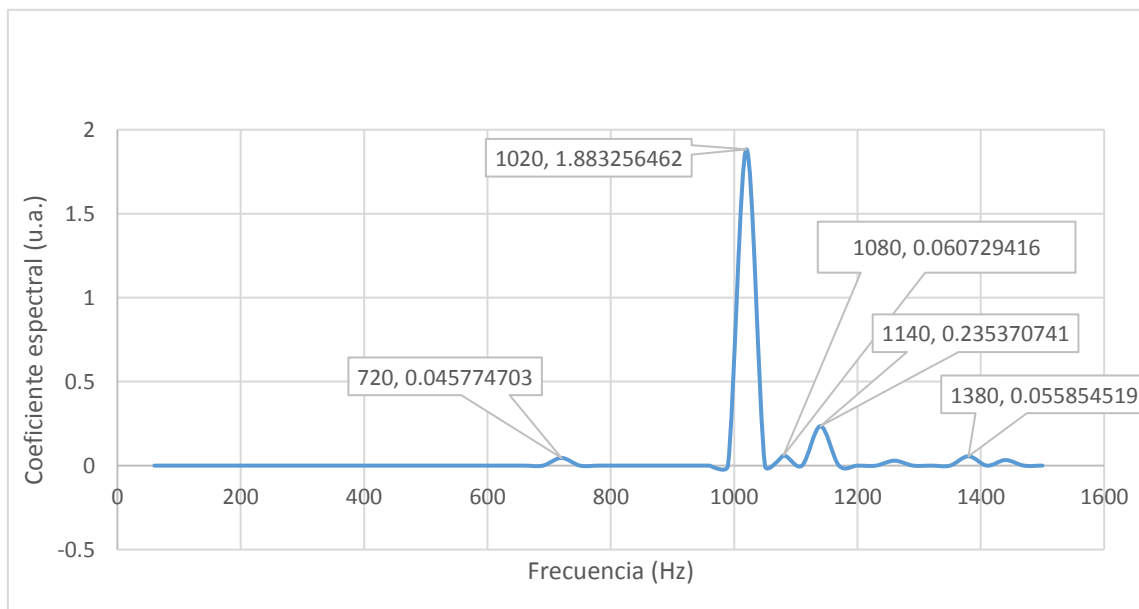


Figura IV.2. Espectro de Frecuencia del motor sin avería, registro SANO1.

En la tabla IV.1 se muestran los coeficientes espectrales de magnitud apreciable para el espectro de frecuencia del registro SANO1, con sus respectivas frecuencias. Claramente se observa dos picos de mayor amplitud que se registran en las frecuencias de 1020 Hz y de 1140 Hz.

La magnitud del segundo mayor coeficiente espectral es el 12.5% de la magnitud del coeficiente espectral de mayor magnitud.

El tercer coeficiente espectral en orden de magnitud se da a la frecuencia de 1080 Hz, su amplitud es el 3.2% de la magnitud del coeficiente espectral mayor.

Tabla IV.1. Coeficientes espectrales de magnitud apreciable en el espectro de frecuencia, registro SANO1.

Frecuencia (Hz)	Coeficiente Espectral (u.a.)	Magnitud relativa
720	0.045774703	2.43%
1020	1.883256462	100.00%
1080	0.060729416	3.22%
1140	0.235370741	12.50%
1260	0.029510943	1.57%
1380	0.055854519	2.97%
1440	0.033153727	1.76%

Los gráficos y tablas que corresponden a los registros SANO2 al SANO10 se reportan en el Anexo E.

En la tabla IV.2 se presenta a manera de resumen los coeficientes espectrales de los 10 registros del ruido acústico del motor en estado sin avería. Se aprecia claramente que en todos los espectros el coeficiente espectral de mayor magnitud se da en la frecuencia de 1020 Hz y que el segundo mayor coeficiente espectral se da a la frecuencia de 1140 Hz.

Tabla IV.2. Coeficientes espectrales del ruido acústico del motor sin avería.

Frecuencia (Hz)	SANO1 (u.a.)	SANO2 (u.a.)	SANO3 (u.a.)	SANO4 (u.a.)	SANO5 (u.a.)	SANO6 (u.a.)	SANO7 (u.a.)	SANO8 (u.a.)	SANO9 (u.a.)	SANO10 (u.a.)
720	0.0458	0.0500	0.0396	0.0333	0.0267	0.0282	0.0252	0.0286	0.0292	0.0518
900	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0035	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
960	0.0000	0.0038	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
1020	1.8833	1.7704	1.5638	1.5005	1.4778	1.5225	1.5958	1.4907	1.6231	2.0497
1080	0.0607	0.0618	0.0679	0.0633	0.0815	0.0841	0.0635	0.0726	0.0592	0.1097
1140	0.2354	0.2203	0.2160	0.1860	0.1553	0.1776	0.1983	0.1683	0.1609	0.2230
1260	0.0295	0.0198	0.0470	0.0249	0.0261	0.0340	0.0482	0.0223	0.0264	0.0436
1380	0.0559	0.0500	0.0238	0.0179	0.0088	0.0144	0.0175	0.0463	0.0546	0.0661
1440	0.0332	0.0484	0.0222	0.0308	0.0573	0.0195	0.0485	0.0339	0.0244	0.0700

IV.1.1. Análisis de la estabilidad del ruido acústico del motor sin avería.

A fin de analizar la estabilidad de la señal del motor sin avería, se calcula el Coeficiente de Correlación Lineal entre los coeficientes espectrales del registro SANO1 frente a los coeficientes espectrales de los registros SANO2 al SANO10. En la Tabla IV.3 se muestra los Coeficientes de Correlación Lineal entre el espectro SANO1 y los demás espectros de frecuencia del motor sin avería.

Tabla IV.3 Coeficientes de Correlación Lineal entre el espectro de frecuencia SANO1 y los demás espectros de frecuencia, motor sin avería.

Espectros de los registros	Coeficiente de Correlación Lineal Normalizado
SANO1 - SANO2	0.9999 ± 0.0008
SANO1 - SANO3	0.9996 ± 0.0008
SANO1 - SANO4	0.9998 ± 0.0008
SANO1 - SANO5	0.9990 ± 0.0008
SANO1 - SANO6	0.9995 ± 0.0008
SANO1 - SANO7	0.9996 ± 0.0008
SANO1 - SANO8	0.9998 ± 0.0008
SANO1 - SANO9	0.9996 ± 0.0008
SANO1 - SANO10	0.9995 ± 0.0008

El valor promedio de los Coeficientes de Correlación Lineal Normalizado de la Tabla IV.3 es 0.9996, con una desviación estándar igual a 0.0003 que representa un 0.026% del coeficiente promedio.

En la figura IV.3 se muestra el espectro de frecuencia del registro SANO1 y SANO2, donde se aprecia que las dos señales son similares.

En la figura IV.4 se muestra la correlación entre los espectros de frecuencia del registro SANO1 y SANO2.

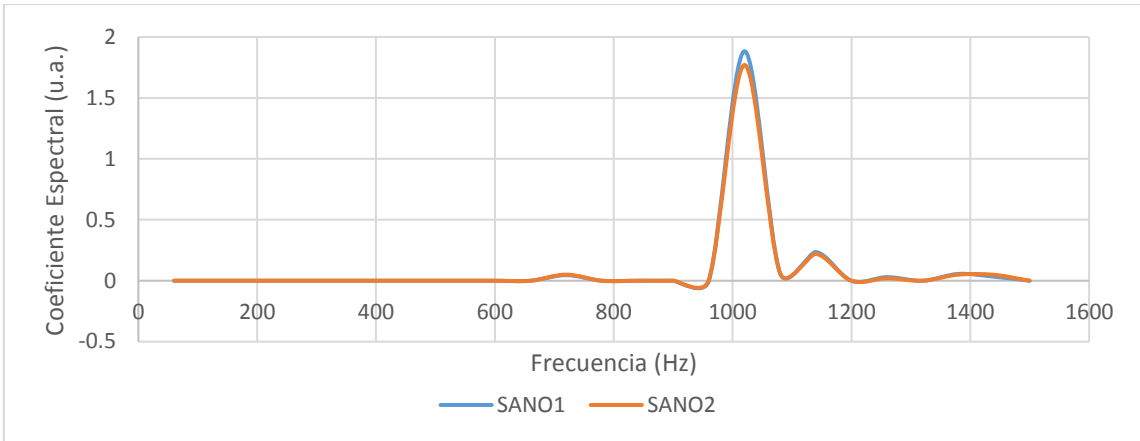


Figura IV.3: Espectros de frecuencia de los registros SANO1 y SANO2.

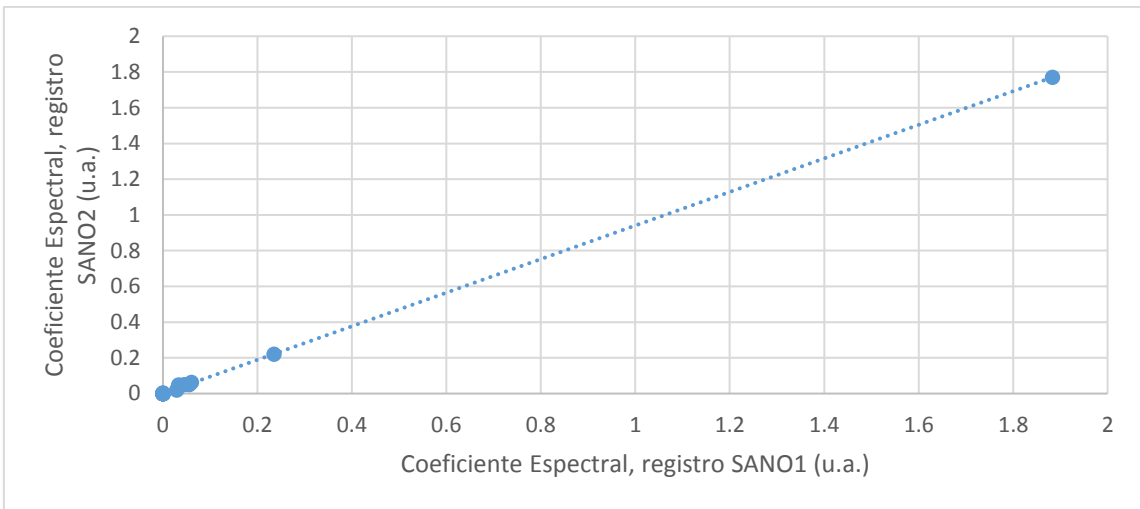


Figura IV.4. Correlación entre los espectros SANO1 y SANO2.

IV.2 Análisis del ruido acústico del motor averiado.

Los registros de sonido del motor averiado están etiquetados con los nombres FALLA1 hasta FALLA10. La figura IV.5 muestra el espectro de frecuencia del ruido acústico del registro FALLA1.

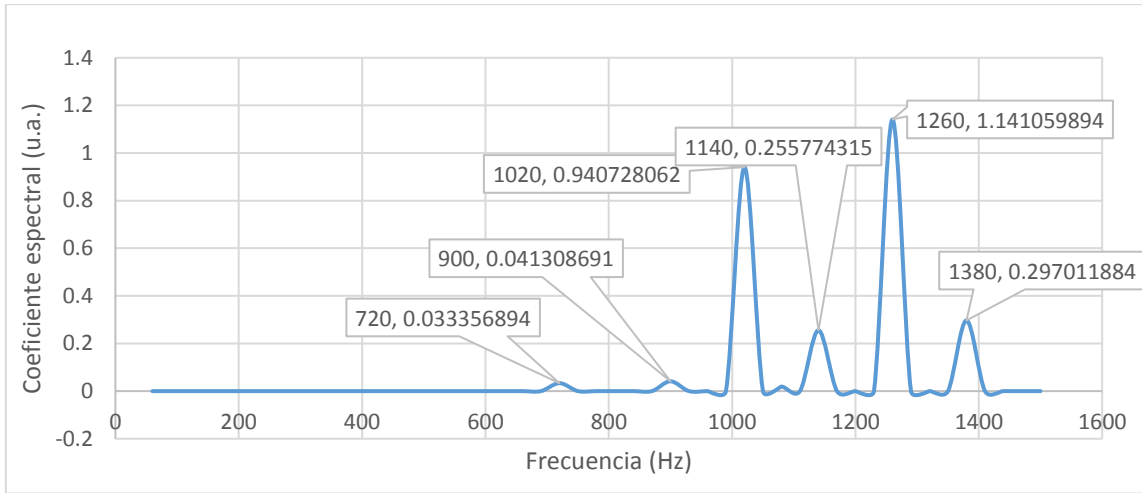


Figura IV.5. Espectro de Frecuencia del motor averiado, registro FALLA1.

En la gráfica IV.5 se observa cuatro picos claramente diferenciados que en orden de magnitud aparecen en las frecuencias de 1260 Hz, 1020 Hz, 1380 Hz y 1140 Hz.

En la tabla IV.4 se muestran los coeficientes espectrales de mayor magnitud para el registro FALLA1.

Tabla IV.4. Coeficientes espectrales de mayor magnitud del registro FALLA1.

Frecuencia (Hz)	Coefficiente Espectral (u.a.)	Magnitud relativa
720	0.0334	2.9%
900	0.0413	3.6%
1020	0.9407	82.4%
1080	0.0190	1.7%
1140	0.2558	22.4%
1260	1.1411	100.0%
1380	0.2970	26.0%

El coeficiente espectral que corresponde a los 1020 Hz es el del segundo mayor y su magnitud es el 82.4% respecto al coeficiente de mayor magnitud.

El coeficiente que corresponde a la frecuencia de 1380 Hz es el tercer mayor y su magnitud es del 26% respecto al de mayor magnitud.

El cuarto coeficiente de mayor magnitud es el 22.4% del coeficiente de mayor magnitud y corresponde a la frecuencia de 1140 Hz.

Las gráficas y tablas correspondientes a los registros Falla2 al registro Falla10, se reportan en el anexo F.

En la tabla IV.5 se muestra los Coeficientes Espectrales de los 10 espectros de frecuencia para el ruido acústico del motor averiado.

Tabla IV.5. Coeficientes espectrales de los espectros de frecuencia del ruido acústico del motor averiado.

Frecuencia (Hz)	FALLA1. (u.a.)	FALLA2 (u.a.)	FALLA3 (u.a.)	FALLA4 (u.a.)	FALLA5 (u.a.)	FALLA6 (u.a.)	FALLA7 (u.a.)	FALLA8 (u.a.)	FALLA9 (u.a.)	FALLA10 (u.a.)
720	0.03340	0.02240	0.02490	0.02020	0.02630	0.01230	0.01360	0.00570	0.00630	0.00630
840	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00440	0.00000
900	0.04130	0.03220	0.04030	0.03080	0.03000	0.02970	0.04300	0.02740	0.03830	0.02940
960	0.00000	0.00000	0.00000	0.00570	0.01470	0.00680	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
1020	0.94070	0.48700	0.63220	0.45290	0.59460	0.54900	0.61430	0.51650	0.40460	0.62680
1080	0.01900	0.05980	0.03780	0.05470	0.04000	0.03360	0.06060	0.05420	0.03970	0.06460
1140	0.25580	0.13310	0.19670	0.17300	0.18340	0.09860	0.14020	0.09110	0.10700	0.19560
1200	0.00000	0.00000	0.00610	0.00000	0.00000	0.00000	0.01700	0.00000	0.00000	0.00830
1260	1.14110	1.55880	1.63030	1.66860	1.90780	1.79620	1.82340	1.59350	1.56980	2.01170
1380	0.29700	0.36720	0.35160	0.39420	0.34540	0.37330	0.28000	0.21870	0.20680	0.35570
1440	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.03600	0.00830	0.04390	0.07470

De la tabla IV.5 se observa claramente que el coeficiente espectral correspondiente a la frecuencia de 1260 Hz es el de mayor magnitud en todos los registros. Así mismo se visualiza que el coeficiente de segunda mayor magnitud corresponde a la frecuencia de 1020 Hz. El coeficiente de tercer orden de intensidad corresponde a la frecuencia de 1380 Hz y el coeficiente de cuarto orden de intensidad corresponde a la frecuencia de 1140 Hz.

IV.2.1. Análisis de la estabilidad del ruido acústico del motor averiado.

A fin de analizar la estabilidad de la señal acústica del motor averiado, se calcula el Coeficiente de Correlación Lineal Normalizado entre los coeficientes espectrales del

registro FALLA1 frente a los coeficientes espectrales de los registros FALLA2 al FALLA10. En la Tabla IV.6 se muestra los Coeficientes de Correlación Lineal entre el registro FALLA1 y los demás registros.

Tabla IV.6. Coeficientes de Correlación Lineal Normalizado entre el espectro de frecuencia FALLA1 y los demás espectros de frecuencia del motor averiado.

Espectros de frecuencia	Coeficiente de Correlación Lineal Normalizado
FALLA1 - FALLA2	0.9262 ± 0.0007
FALLA1 - FALLA3	0.9506 ± 0.0007
FALLA1 - FALLA4	0.9138 ± 0.007
FALLA1 - FALLA5	0.9262 ± 0.0007
FALLA1 - FALLA6	0.9210 ± 0.0007
FALLA1 - FALLA7	0.9309 ± 0.0007
FALLA1 - FALLA8	0.9240 ± 0.0007
FALLA1 - FALLA9	0.9018 ± 0.0007
FALLA1 - FALLA10	0.9253 ± 0.0007

El valor promedio de los Coeficientes de Correlación Lineal Normalizado de la Tabla IV.6, da un valor de 0.9244, con una desviación estándar igual a 0.013 (1.4%), el valor del coeficiente indica que las señales son muy similares.

En la figura IV.6 se muestra el espectro de frecuencia del registro FALLA1 y FALLA2, donde se aprecia que las dos señales son similares.

En la figura IV.7 se muestra la correlación entre los espectros de frecuencia del registro FALLA1 y FALLA2.

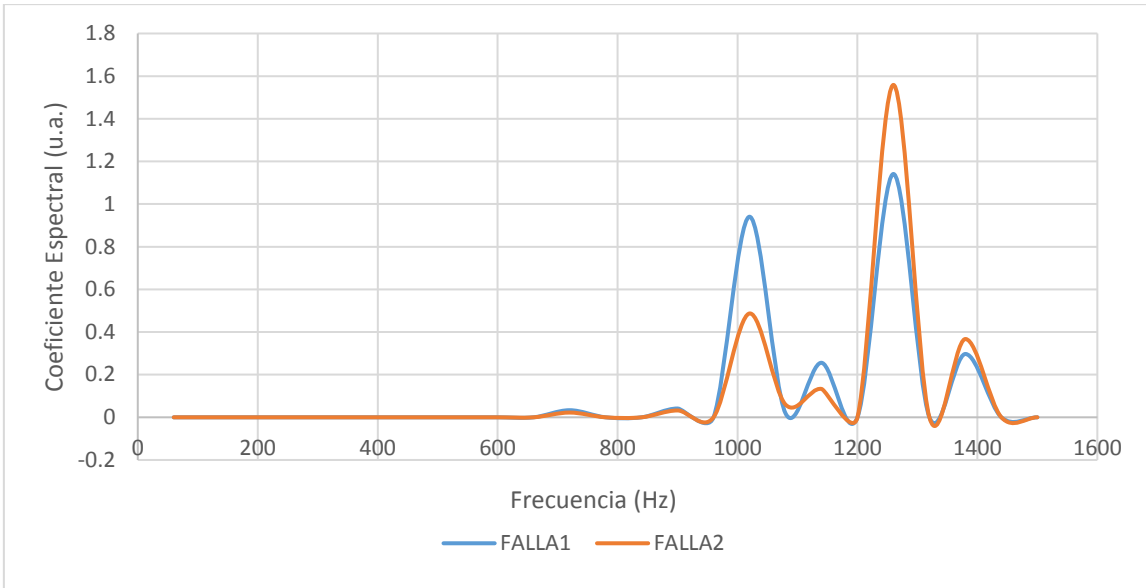


Figura IV.6: Espectros de frecuencia del motor averiado, registros FALLA1 y FALLA2.

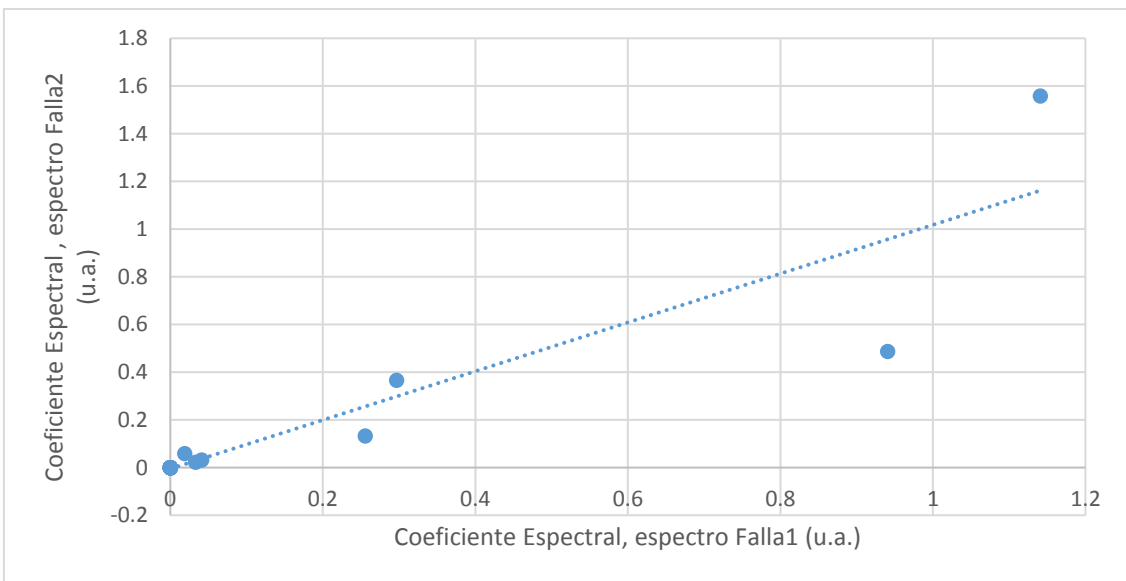


Figura IV.7. Correlación entre los espectros FALLA1 y FALLA2.

IV.3 Correlación entre los espectros de frecuencia del ruido acústico, motor sin avería y motor averiado.

Se compara el espectro <SANO> con cada espectro del ruido acústico del motor averiado.

La tabla IV.7 muestra las frecuencias y los correspondientes coeficientes espectrales para los espectros de frecuencia <SANO> y FALLA1.

Tabla IV.7: Coeficientes espectral de los espectros <SANO> y FALLA1.

Frecuencia (Hz)	<SANO> (u.a.)	FALLA1 (u.a.)
720	0.0358	0.0334
900	0.0003	0.0413
960	0.0004	0.0000
1020	1.6478	0.9407
1080	0.0724	0.0190
1140	0.1941	0.2558
1260	0.0322	1.1411
1380	0.0355	0.2970
1440	0.0388	0.0000

La figura IV.8 muestra el espectro de frecuencia con los valores medios para la señal en estado de funcionamiento SANO y el espectro de frecuencia del registro FALLA1.

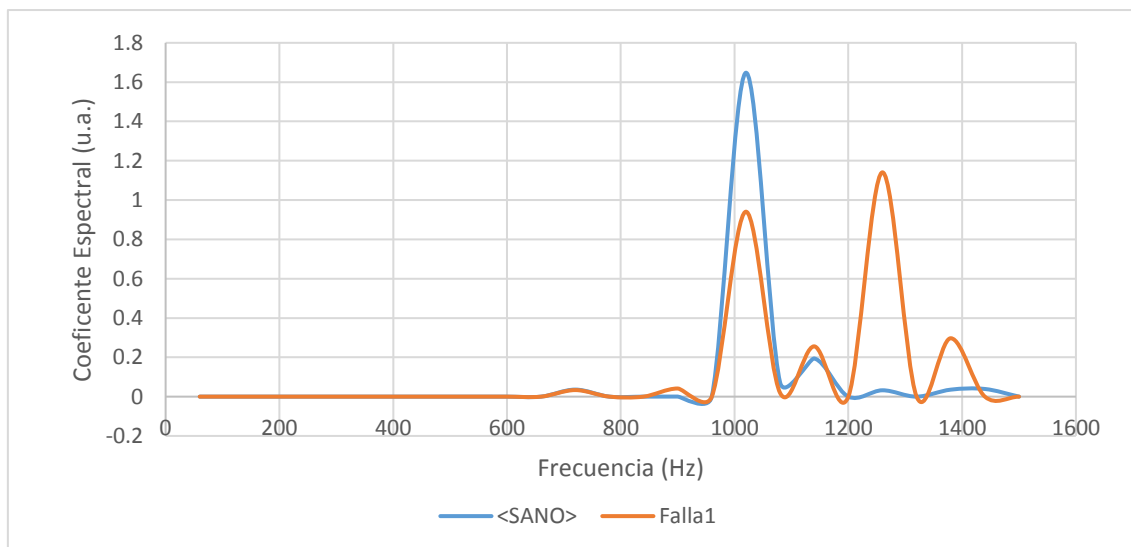


Figura IV.8. Espectros de frecuencia, registros <SANO> y FALLA1.

En la figura IV.8 se observa la pérdida de similitud entre los espectros. En el espectro <SANO> se observa solo dos picos claramente diferenciables, mientras que en el espectro correspondiente a FALLA1 se observa cuatro picos claramente diferenciables. En el espectro <SANO> se tiene que el pico de mayor amplitud corresponde a la frecuencia de 1020 Hz, mientras que el espectro FALLA1 el pico de

mayor amplitud corresponde a la frecuencia de 1260 Hz. La razón entre los dos primeros picos de cada espectro a variado, mientras que en el espectro <SANO> esta razón en 0.125, en el espectro FALLA1 es 0.82.

La figura IV.9 muestra la pérdida de correlación entre el espectro de frecuencia de la señal <SANO> y el espectro de frecuencia de la señal FALLA1.

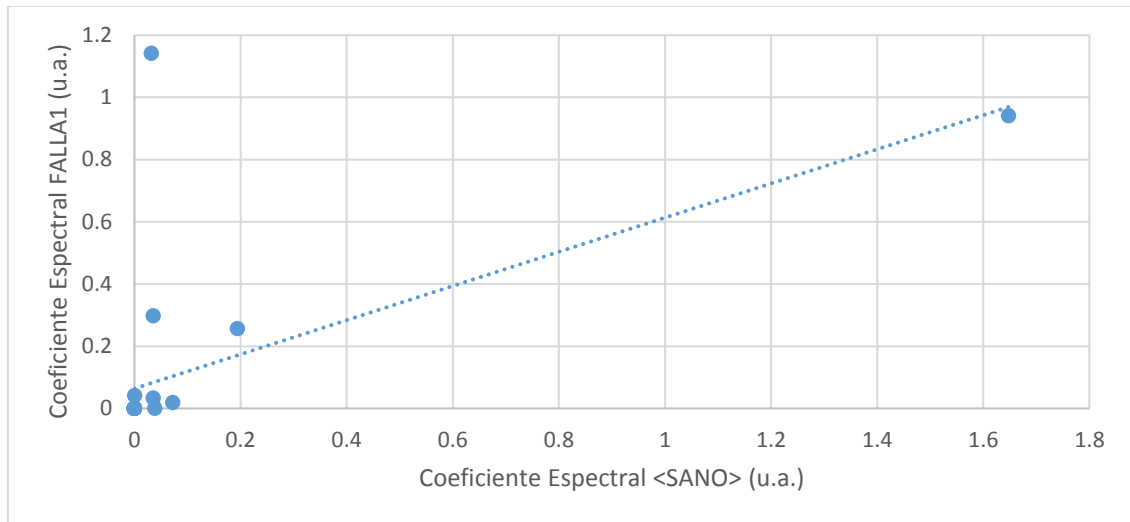


Figura IV.9. Correlación entre los espectros <SANO> y FALLA1.

La tabla IV.8 muestra las frecuencias y los correspondientes coeficientes espectrales para la señal <SANO> y la señal FALLA2.

La figura IV.10 muestra el espectro de frecuencia con los valores medios para la señal en estado de funcionamiento SANO y el espectro de frecuencia del registro FALLA2.

Tabla IV.8: Coeficientes espectral de los espectros <SANO> y FALLA2.

Frecuencia (Hz)	<SANO> (u.a.)	FALLA2 (u.a.)
720	0.0358	0.0224
840	0.0000	0.0000
900	0.0003	0.0322
960	0.0004	0.0000
1020	1.6478	0.4870
1080	0.0724	0.0598
1140	0.1941	0.1331
1200	0.0000	0.0000
1260	0.0322	1.5588
1380	0.0355	0.3672
1440	0.0388	0.0000

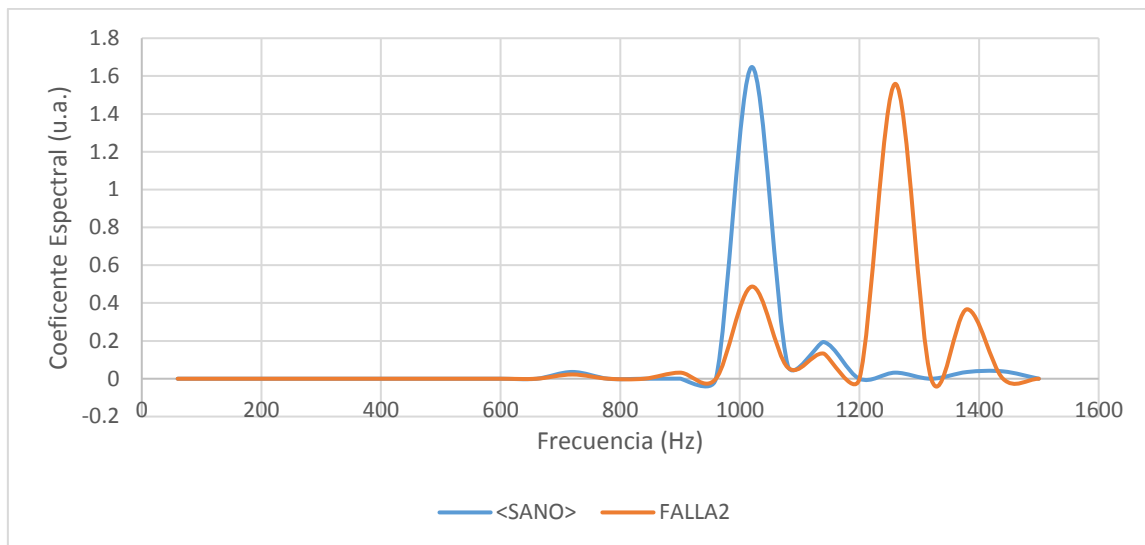


Figura IV.10. Espectros de frecuencia, registros <SANO> y FALLA2.

La figura IV.11 muestra la pérdida de correlación entre el espectro de frecuencia de la señal <SANO> y el espectro de frecuencia de la señal FALLA2.

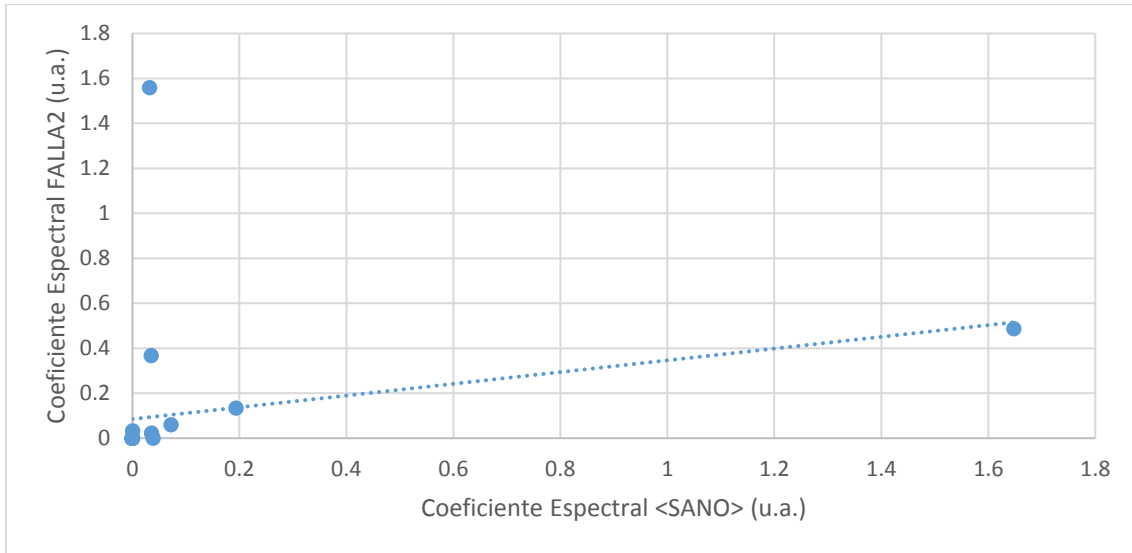


Figura IV.11. Correlación entre los espectros <SANO> y FALLA2.

La tabla IV.9 muestra las frecuencias y los correspondientes coeficientes espectrales para la señal <SANO> y la señal FALLA3.

Tabla IV.9: Coeficientes espectral de los espectros <SANO> y FALLA3.

Frecuencia (Hz)	<SANO> (u.a.)	FALLA3 (u.a.)
720	0.0358	0.0249
840	0.0000	0.0000
900	0.0003	0.0403
960	0.0004	0.0000
1020	1.6478	0.6322
1080	0.0724	0.0378
1140	0.1941	0.1967
1200	0.0000	0.0061
1260	0.0322	1.6303
1380	0.0355	0.3516
1440	0.0388	0.0000

La figura IV.12 muestra el espectro de frecuencia con los valores medios para la señal en estado de funcionamiento SANO y el espectro de frecuencia del registro FALLA3.

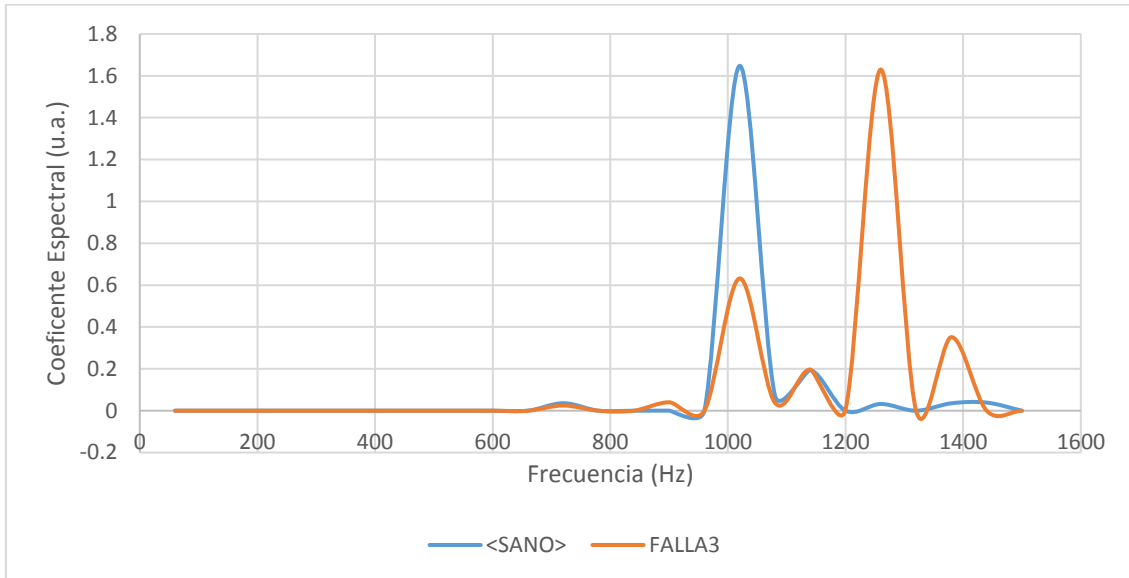


Figura IV.12. Espectros de frecuencia, registros <SANO> y FALLA3.

La figura IV.13 muestra la pérdida de correlación entre el espectro de frecuencia de la señal <SANO> y el espectro de frecuencia de la señal FALLA3.

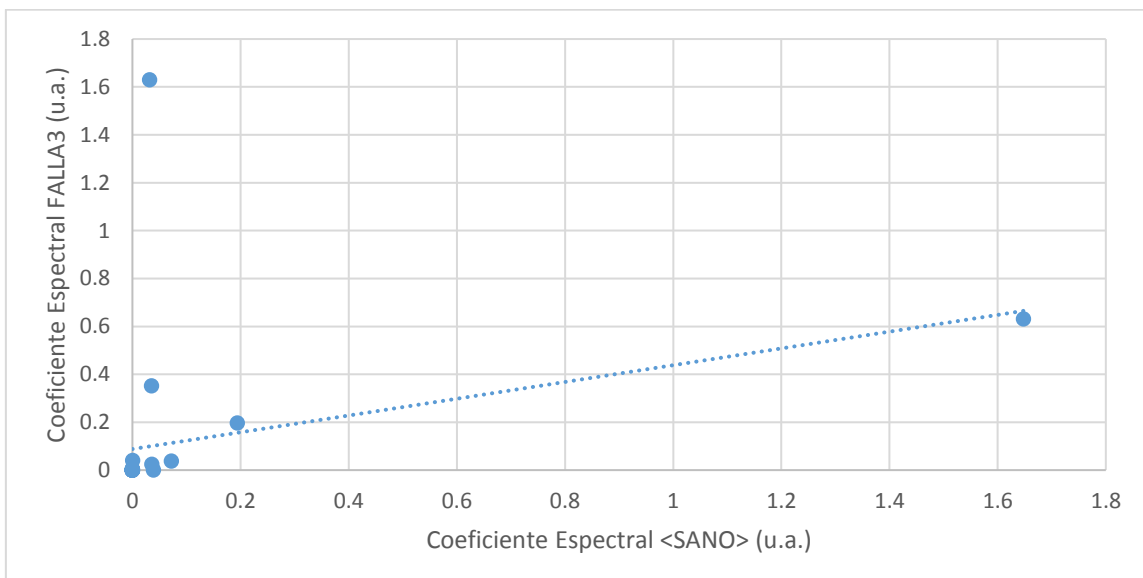


Figura IV.13. Correlación entre los espectros <SANO> y FALLA3.

La tabla IV.10 muestra las frecuencias y los correspondientes coeficientes espectrales para la señal <SANO> y la señal FALLA4.

Tabla IV.10: Coeficientes espectral de los espectros <SANO> y FALLA4.

Frecuencia (Hz)	<SANO> (u.a.)	FALLA4 (u.a.)
720	0.0358	0.0202
900	0.0003	0.0308
960	0.0004	0.0057
1020	1.6478	0.4529
1080	0.0724	0.0547
1140	0.1941	0.1730
1260	0.0322	1.6686
1380	0.0355	0.3942
1440	0.0388	0.0000

La figura IV.14 muestra el espectro de frecuencia con los valores medios para la señal en estado de funcionamiento SANO y el espectro de frecuencia del registro FALLA4.

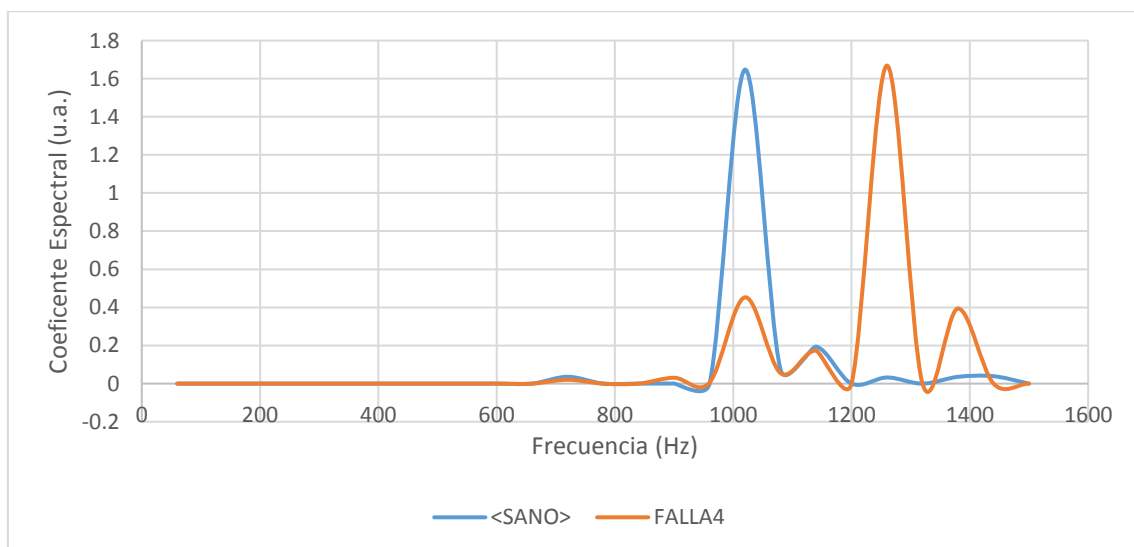


Figura IV.14. Espectros de frecuencia, registros <SANO> y FALLA4.

La figura IV.15 muestra la pérdida de correlación entre el espectro de frecuencia de la señal <SANO> y el espectro de frecuencia de la señal FALLA4.

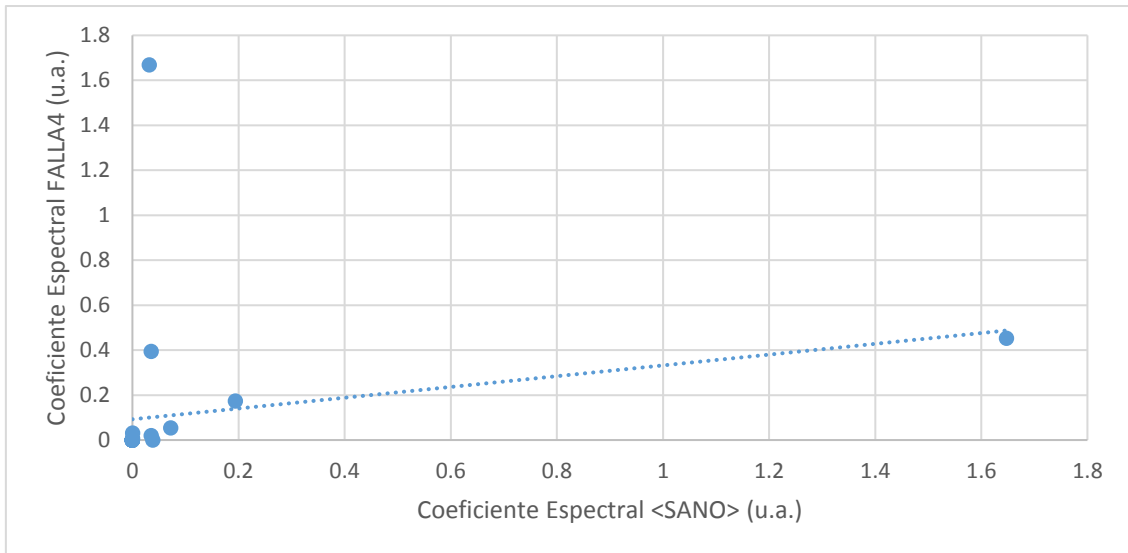


Figura IV.15. Correlación entre los espectros <SANO> y FALLA4.

La tabla IV.11 muestra las frecuencias y los correspondientes coeficientes espectrales para la señal <SANO> y la señal FALLA5.

Tabla IV.11: Coeficientes espectral de los espectros <SANO> y FALLA5.

Frecuencia (Hz)	<SANO> (u.a.)	FALLA5 (u.a.)
720	0.0358	0.0263
900	0.0003	0.0300
960	0.0004	0.0147
1020	1.6478	0.5946
1080	0.0724	0.0400
1140	0.1941	0.1834
1260	0.0322	1.9078
1380	0.0355	0.3454
1440	0.0388	0.0000

La figura IV.16 muestra el espectro de frecuencia con los valores medios para la señal en estado de funcionamiento SANO y el espectro de frecuencia del registro FALLA5.

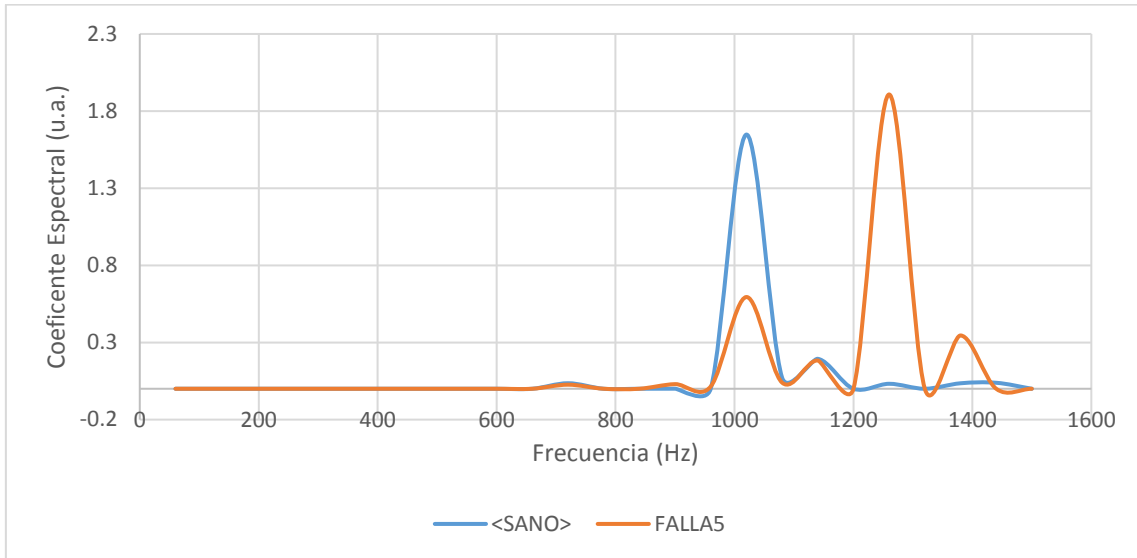


Figura IV.16. Espectros de frecuencia, registros <SANO> y FALLA5.

La figura IV.17 muestra la pérdida de correlación entre el espectro de frecuencia de la señal <SANO> y el espectro de frecuencia de la señal FALLA5.

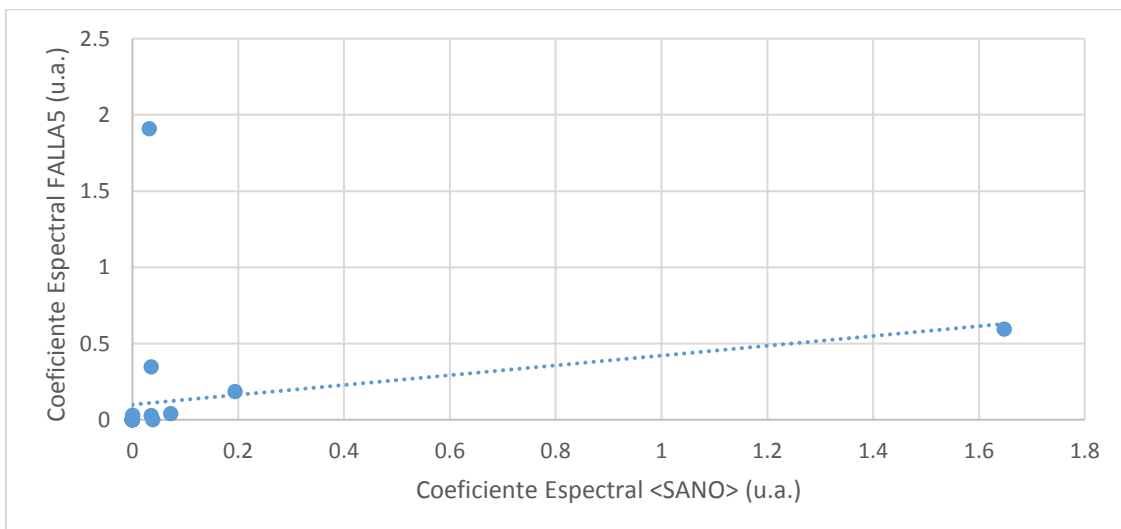


Figura IV.17. Correlación entre los espectros <SANO> y FALLA5.

La tabla IV.12 muestra las frecuencias y los correspondientes coeficientes espectrales para la señal <SANO> y la señal FALLA6.

Tabla IV.12: Coeficientes espectral de los espectros <SANO> y FALLA6.

Frecuencia (Hz)	<SANO> (u.a.)	FALLA6 (u.a.)
720	0.0358	0.0123
900	0.0003	0.0297
960	0.0004	0.0068
1020	1.6478	0.5490
1080	0.0724	0.0336
1140	0.1941	0.0986
1260	0.0322	1.7962
1380	0.0355	0.3733
1440	0.0388	0.0000

La figura IV.18 muestra el espectro de frecuencia con los valores medios para la señal en estado de funcionamiento SANO y el espectro de frecuencia del registro FALLA6.

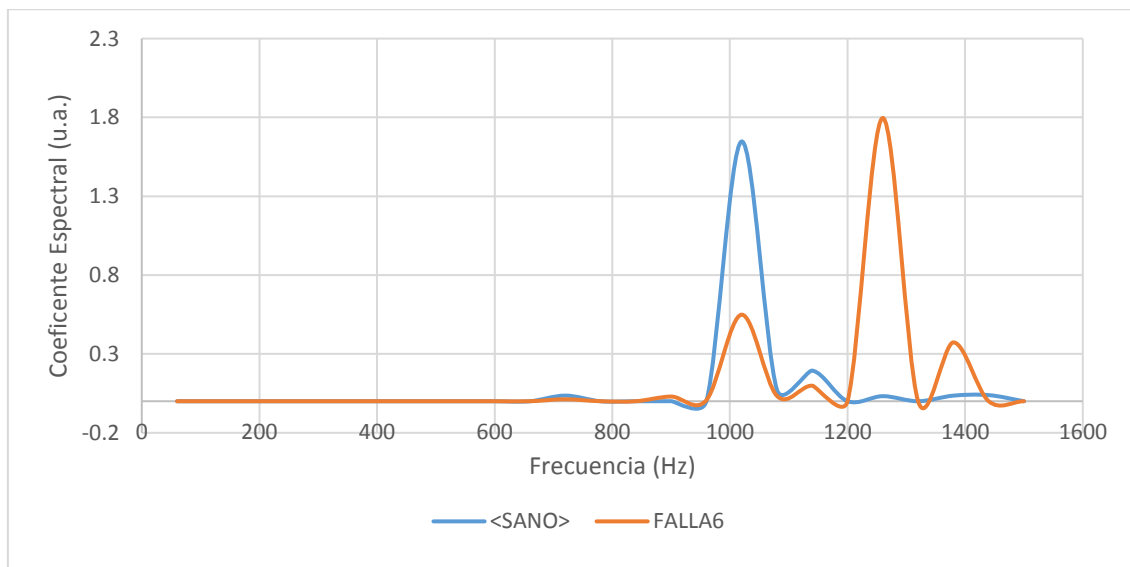


Figura IV.18. Espectros de frecuencia, registros <SANO> y FALLA6.

La figura IV.19 muestra la pérdida de correlación entre el espectro de frecuencia de la señal <SANO> y el espectro de frecuencia de la señal FALLA6.

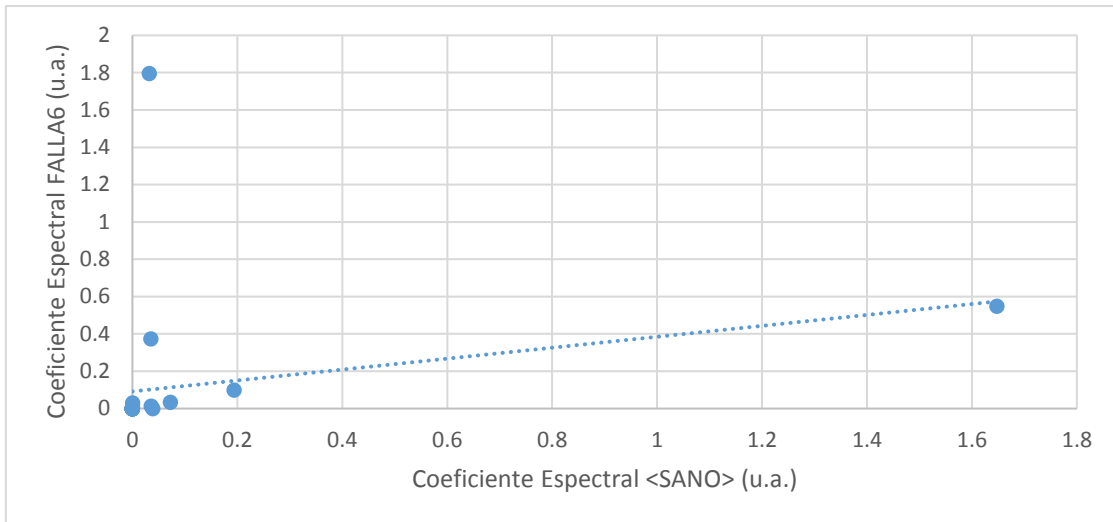


Figura IV.19. Correlación entre el espectro de la señal <SANO> y FALLA6.

La tabla IV.13 muestra las frecuencias y los correspondientes coeficientes espectrales para la señal <SANO> y la señal FALLA7.

Tabla IV.13: Coeficientes espectral de los espectros <SANO> y FALLA7.

Frecuencia (Hz)	<SANO> (u.a.)	FALLA7 (u.a.)
720	0.0358	0.0136
900	0.0003	0.0430
960	0.0004	0.0000
1020	1.6478	0.6143
1080	0.0724	0.0606
1140	0.1941	0.1402
1200	0.0000	0.0170
1260	0.0322	1.8234
1380	0.0355	0.2800
1440	0.0388	0.0360

La figura IV.20 muestra el espectro de frecuencia con los valores medios para la señal en estado de funcionamiento SANO y el espectro de frecuencia del registro FALLA7.

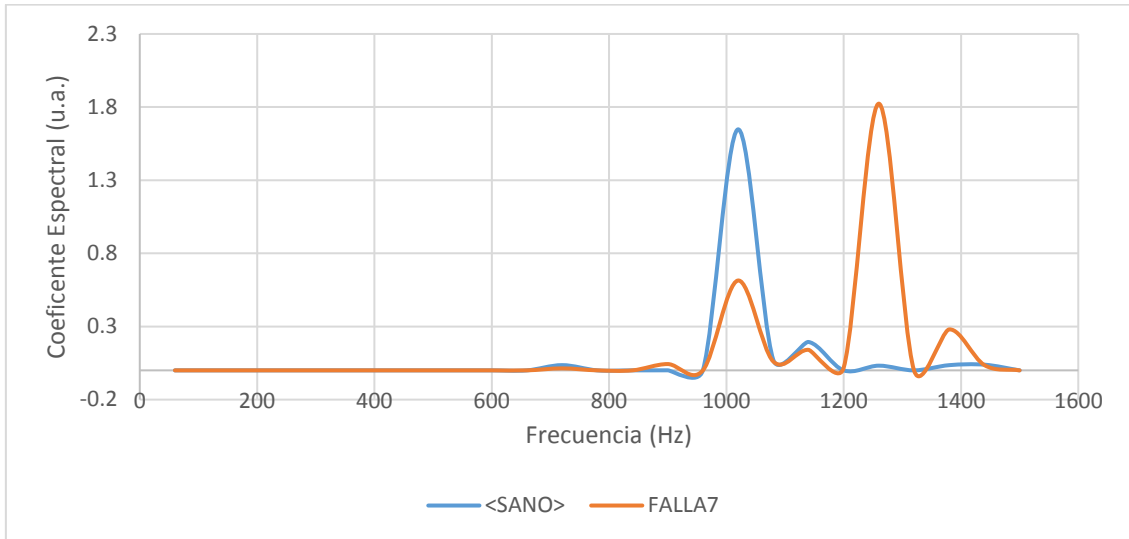


Figura IV.20. Espectros de frecuencia, registros <SANO> y FALLA7.

La figura IV.21 muestra la pérdida de correlación entre el espectro de frecuencia de la señal <SANO> y el espectro de frecuencia de la señal FALLA7.

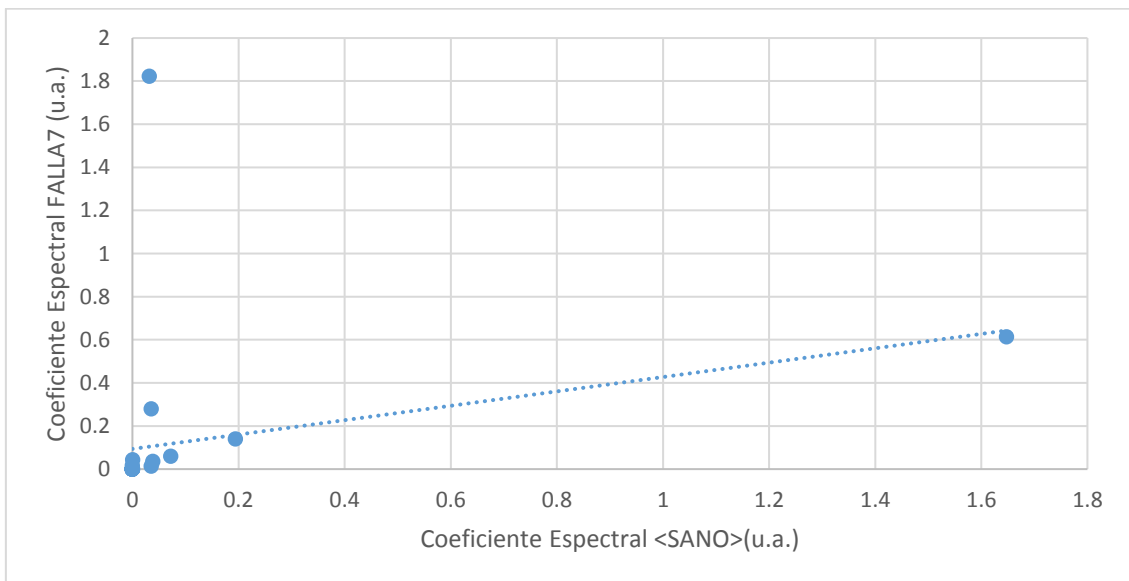


Figura IV.21. Correlación entre los espectros <SANO> y FALLA7.

La tabla IV.14 muestra las frecuencias y los correspondientes coeficientes espectrales para la señal <SANO> y la señal FALLA8.

Tabla IV.14: Coeficientes espectral de los espectros <SANO> y FALLA8.

Frecuencia (Hz)	<SANO> (u.a.)	FALLA8 (u.a.)
720	0.0358	0.0057
900	0.0003	0.0274
960	0.0004	0.0000
1020	1.6478	0.5165
1080	0.0724	0.0542
1140	0.1941	0.0911
1260	0.0322	1.5935
1380	0.0355	0.2187
1440	0.0388	0.0083

La figura IV.22 muestra el espectro de frecuencia con los valores medios para la señal en estado de funcionamiento <SANO> y el espectro de frecuencia del registro FALLA8.

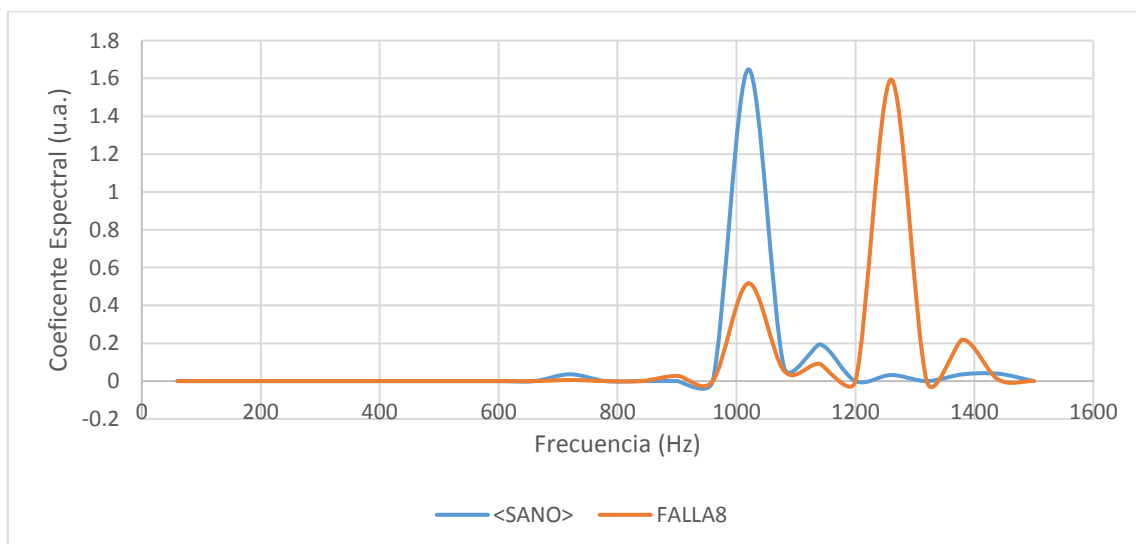


Figura IV.22. Espectros de frecuencia, registros <SANO> y FALLA8.

La figura IV.23 muestra la pérdida de correlación entre el espectro de frecuencia de la señal <SANO> y el espectro de frecuencia de la señal FALLA8.

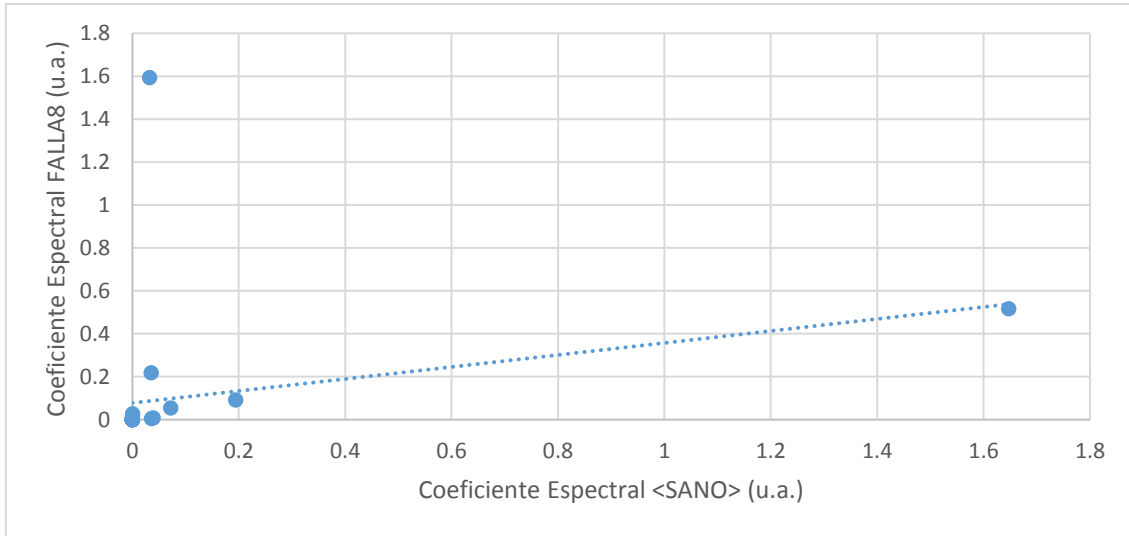


Figura IV.23. Correlación entre los espectros <SANO> y FALLA8.

La tabla IV.15 muestra las frecuencias y los correspondientes coeficientes espectrales para la señal <SANO> y la señal FALLA9.

Tabla IV.15: Coeficientes espectral de los espectros <SANO> y FALLA9.

Frecuencia (HZ)	<SANO> (u.a.)	FALLA9 (u.a.)
720	0.0358	0.0063
840	0.0000	0.0044
900	0.0003	0.0383
960	0.0004	0.0000
1020	1.6478	0.4046
1080	0.0724	0.0397
1140	0.1941	0.1070
1260	0.0322	1.5698
1380	0.0355	0.2068
1440	0.0388	0.0439

La figura IV.24 muestra el espectro de frecuencia con los valores medios para la señal en estado de funcionamiento SANO y el espectro de frecuencia del registro FALLA9.

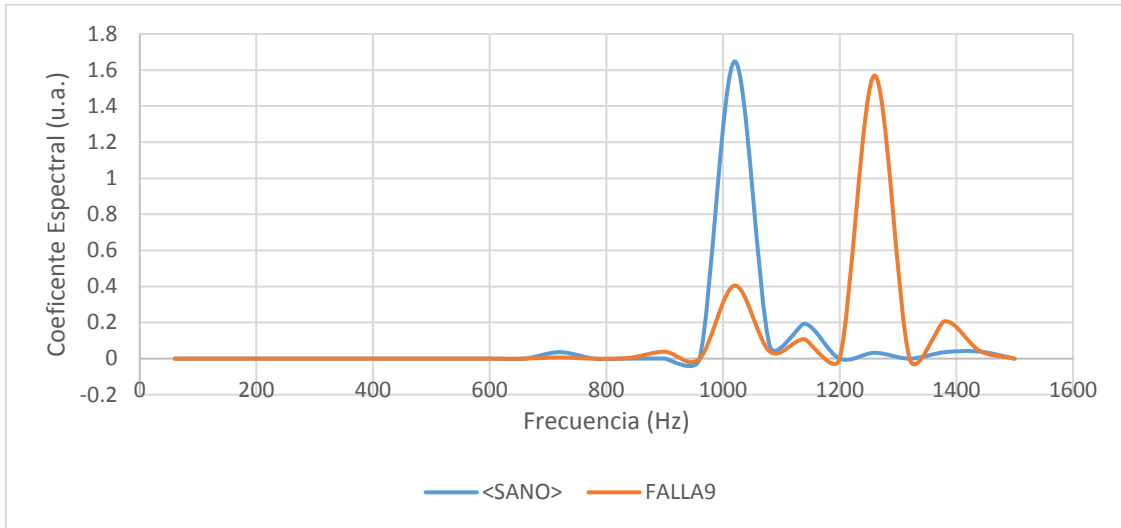


Figura IV.24. Espectros de frecuencia, registros <SANO> y FALLA9.

La figura IV.25 muestra la pérdida de correlación entre el espectro de frecuencia de la señal <SANO> y el espectro de frecuencia de la señal FALLA9.

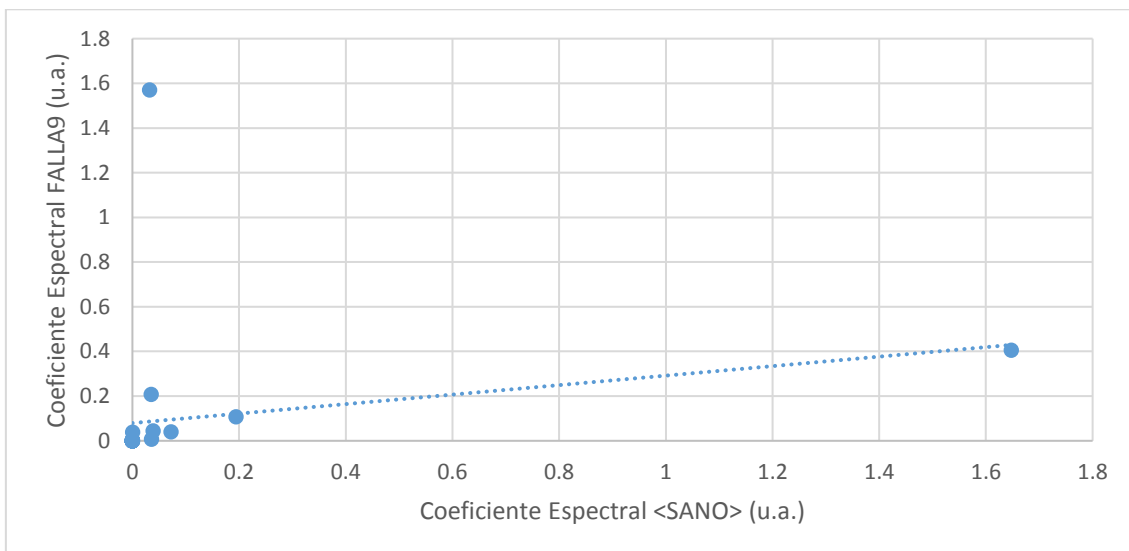


Figura IV.25. Correlación entre los espectros <SANO> y FALLA9.

La tabla IV.16 muestra las frecuencias y los correspondientes coeficientes espectrales para la señal <SANO> y la señal FALLA10.

Tabla IV.16: Coeficientes espectral de los espectros <SANO> y FALLA10.

Frecuencia (Hz)	<SANO> (u.a.)	FALLA10 (u.a.)
720	0.0358	0.0063
900	0.0003	0.0294
960	0.0004	0.0000
1020	1.6478	0.6268
1080	0.0724	0.0646
1140	0.1941	0.1956
1200	0.0000	0.0083
1260	0.0322	2.0117
1380	0.0355	0.3557
1440	0.0388	0.0747

La figura IV.26 muestra el espectro de frecuencia con los valores medios para la señal en estado de funcionamiento SANO y el espectro de frecuencia del registro FALLA9.

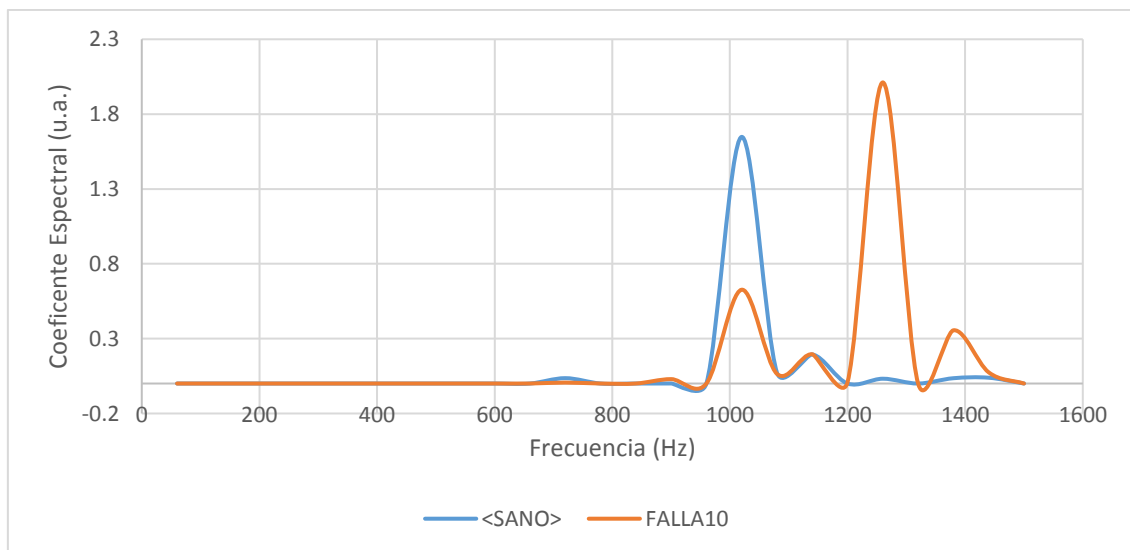


Figura IV.26. Espectros de frecuencia, registros <SANO> y FALLA10.

La figura IV.27 muestra la pérdida de correlación entre el espectro de frecuencia de la señal <SANO> y el espectro de frecuencia de la señal FALLA10.

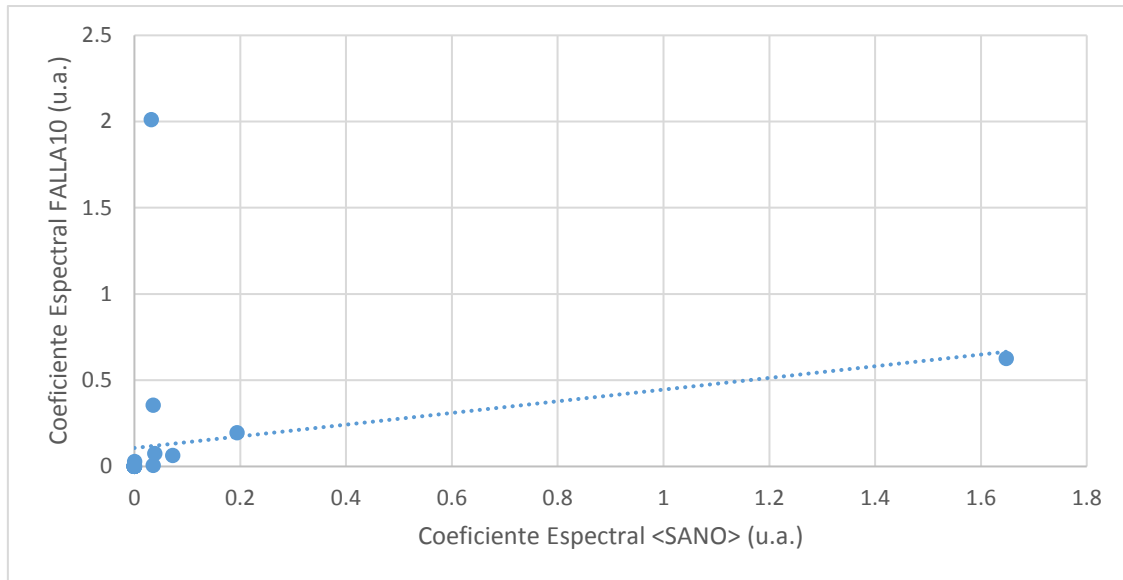


Figura IV.27. Correlación entre los espectros <SANO> y la señal FALLA10.

IV.3.1. Coeficiente de correlación Lineal entre los espectros de frecuencia del ruido acústico del motor sin avería y motor averiado.

A fin de comparar cuantitativamente el ruido acústico del motor en estado de funcionamiento SANO y el ruido acústico del motor en estado de FALLA, se utiliza el Coeficiente de Correlación Lineal Normalizado entre sus espectros de frecuencia.

La tabla IV.17 muestra los coeficientes promedio de los espectros de frecuencia del motor en estado de funcionamiento SANO (<SANO>) y los coeficientes de los espectros en estado de FALLA.

Tabla IV.17. Coeficientes espectrales del espectro <SANO> y de los espectros del motor averiado.

Frecuencia (Hz)	<SANO> (u.a.)	FALLA 1 (u.a.)	FALLA 2 (u.a.)	FALLA 3 (u.a.)	FALLA 4 (u.a.)	FALLA 5 (u.a.)	FALLA 6 (u.a.)	FALLA 7 (u.a.)	FALLA 8 (u.a.)	FALLA 9 (u.a.)	FALLA 10 (u.a.)
720	0.0358	0.0334	0.0224	0.0249	0.0202	0.0263	0.0123	0.0136	0.0057	0.0063	0.0063
840	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0044	0.0000
900	0.0003	0.0413	0.0322	0.0403	0.0308	0.0300	0.0297	0.0430	0.0274	0.0383	0.0294
960	0.0004	0.0000	0.0000	0.0000	0.0057	0.0147	0.0068	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
1020	1.6478	0.9407	0.4870	0.6322	0.4529	0.5946	0.5490	0.6143	0.5165	0.4046	0.6268
1080	0.0724	0.0190	0.0598	0.0378	0.0547	0.0400	0.0336	0.0606	0.0542	0.0397	0.0646
1140	0.1941	0.2558	0.1331	0.1967	0.1730	0.1834	0.0986	0.1402	0.0911	0.1070	0.1956
1200	0.0000	0.0000	0.0000	0.0061	0.0000	0.0000	0.0000	0.0170	0.0000	0.0000	0.0083
1260	0.0322	1.1411	1.5588	1.6303	1.6686	1.9078	1.7962	1.8234	1.5935	1.5698	2.0117
1380	0.0355	0.2970	0.3672	0.3516	0.3942	0.3454	0.3733	0.2800	0.2187	0.2068	0.3557
1440	0.0388	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0360	0.0083	0.0439	0.0747

Utilizando los valores de la tabla IV.17 se calcula los Coeficientes de Correlación lineal, los cuales se muestran en la tabla IV.18.

Tabla IV.18. Coeficientes de Correlación Lineal Normalizado entre el espectro <SANO> y los espectros del motor averiado.

Señales	Coefficiente de Correlación Lineal Normalizado
<SANO> - FALLA1	0.6482 ± 0.0005
<SANO> - FALLA2	0.3209 ± 0.0003
<SANO> - FALLA3	0.3848 ± 0.0003
<SANO> - FALLA4	0.2875 ± 0.0002
<SANO> - FALLA5	0.3227 ± 0.0002
<SANO> - FALLA6	0.3129 ± 0.0002
<SANO> - FALLA7	0.3436 ± 0.0003
<SANO> - FALLA8	0.3313 ± 0.0003
<SANO> - FALLA9	0.2753 ± 0.0002
<SANO> - FALLA10	0.3237 ± 0.0003

El valor promedio de los coeficientes de Correlación es 0.3551 con una desviación estándar de 0.11 que representa 30.9% del valor del coeficiente de correlación.

La figura IV.28 muestra las “bandas” en las que se espera tener los Coeficientes de Correlación.

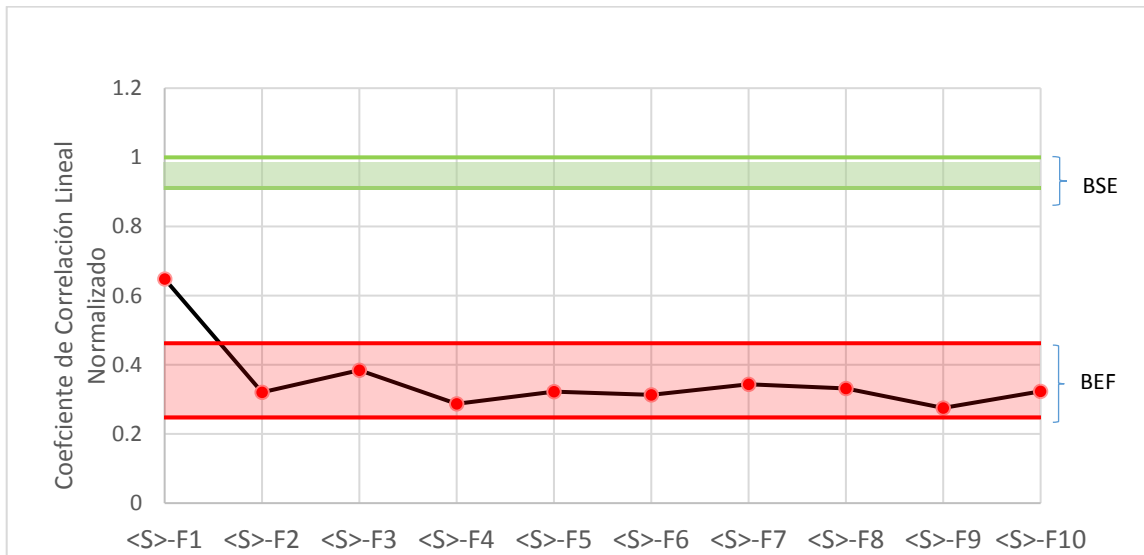


Figura IV.28. Bandas de valores para los Coeficientes de Correlación.

La banda que se denota por BSE (Banda de la señal estable), son los valores de los coeficientes de correlación que se correlaciona en su mismo estado sea en estado de funcionamiento SANO o en estado de FALLA.

La banda que se denota por BEF (Banda en estado de falla), son los valores de los coeficientes de correlación cuando se analiza las señales acústicas del motor en estado de funcionamiento SANO frente a señal en estado de FALLA.

CAPÍTULO V

CONCLUSIONES

1. En la presente tesis se muestra que el ruido acústico de un motor eléctrico proporciona información sobre su estado de funcionamiento, más allá de la intensidad del ruido, se utiliza el espectro de frecuencia para caracterizar el ruido acústico.
2. Se ha logrado implementar un sistema de diagnóstico predictivo para un motor eléctrico trifásico, analizando su ruido acústico, cuando la avería se produce en uno de los devanados del estator. Este método tiene una enorme ventaja frente a otros métodos predictivos, por su bajo costo de implementación, su nula invasividad y su potencialidad para realizar el diagnóstico en línea.
3. Se construyeron los espectros de frecuencia con el software LabView, el cual utiliza la Transformada Discreta de Fourier y se analizaron los mismos con el programa MSExcels.
4. Al comparar visualmente los espectros de frecuencia del ruido acústico del motor sin avería, entre sí, se nota una gran similitud, lo cual es corroborado con el coeficiente de correlación lineal normalizado cuyo valor promedio es 0.9996 con una desviación estándar de 0.0003.
5. Al comparar visualmente los espectros de frecuencia del ruido acústico del motor averiado, entre sí, se nota similitud, lo cual es corroborado con el coeficiente de correlación lineal normalizado cuyo valor promedio es 0.9244 con una desviación estándar de 0.013.
6. Al comparar visualmente el espectro promedio del ruido acústico del motor sin avería, frente a los espectros del motor con avería, se halló diferencias marcadas,

como la aparición de dos picos en las frecuencias de 1260 Hz y 1380 Hz para el motor averiado; mientras que la altura del pico en la frecuencia 1020 Hz pierde amplitud. Esta pérdida de similitud se cuantifica con el coeficiente de correlación normalizado, hallándose un valor promedio igual a 0.3551, con una desviación estándar de 0.11, lo cual muestra la pérdida de similitud entre las dos señales.

7. El proceso seguido se puede aplicar a cualquier equipo rotatorio que genere ruido apreciable, además, que utilizando el sensor adecuado, se puede monitorear otras magnitudes físicas como son corriente eléctrica, intensidad de campo magnético.

REFERENCIAS

1. Fradejas Ordax Alvaro
Aplicación de la técnica de estimación espectral MUSIC y de la Transformada de Park para la detección de fallos en motores de inducción. Tesis para obtener el grado de Ingeniero Electricista. Escuela de Ingenierías Industriales. Universidad de Valladolid. Valladolid. España. 2016.
<https://uvadoc.uva.es/bitstream/handle/10324/18515/TFG-P-445.pdf?sequence=1>
2. Joshua E. Siegel, Rahul Bhattacharyya, Sumeet Kumar, Sanjay E. Sarma
Air filter particulate loading detection using smartphone audio and optimized ensemble classification.
Engineering Applications of Artificial Intelligence. 66.104–112. 2017.
<https://www.researchgate.net/deref/http%3A%2F%2Fdx.doi.org%2F10.1016%2Fj.engappai.2017.09.015>
DOI: [10.1016/j.engappai.2017.09.015](https://doi.org/10.1016/j.engappai.2017.09.015)
3. Medrano-Hurtado Zulma, Perez Tello Carlos, Gomez Sarduy Julio, Vera Pérez Maximiliano.
Nueva metodología de diagnóstico de fallas en rodamientos en una máquina síncrona mediante el procesamiento de señales vibro-acústicas empleando análisis de densidad de potencia. Ingeniería Investigación y Tecnología, volumen XVII (número 1). 73-85. ISSN 1405-7743FI-UNAM. 2016
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1405774316000081>
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.riit.2016.01.007>
4. Espinoza Ronquillo Clemente.
Repotenciación del mantenimiento predictivo basado en el análisis de vibración enfocado a equipos rotatorios usados para el proceso de producción de una planta química ubicada en Guayaquil-Ecuador. Universidad Católica de Santiago de Guayaquil. Ecuador. 2019.
<http://repositorio.ucsg.edu.ec/bitstream/3317/12483/1/T-UCSG-PRE-TEC-IEM-171.pdf>
5. Aroca Delhi Alex Armando
Análisis de vibraciones y alineación en motores eléctricos asíncronos trifásicos. Facultad Técnica para el desarrollo. Universidad Católica de Santiago de Guayaquil. Ecuador. 2018.
<https://pdfs.semanticscholar.org/57ba/368fda972d08ed237984aa0b67bac3b1020E.pdf>

6. Delgadillo Olivera L. A.
Diagnóstico del mantenimiento a motores de Jaula de ardilla aplicando tecnología de termografía infra roja. Tesis para obtener el título de Ingeniero Electricista. Instituto politécnico nacional. México. 2013.
<https://tesis.ipn.mx/jspui/bitstream/123456789/13294/1/Diagn%C3%B3stico%20del%20mantenimiento%20a%20motores%20jaula%20de%20ardilla%20aplicando%20tecnolog%C3%ADa%20de%20termograf%C3%ADa%20infr.pdf>
7. Morales Montero Juan Francisco.
Metodología para el análisis de fallas en los motores eléctricos por medio del estudio termográfico.
Faculta de Educación Técnica para e desarrollo. Universidad Católica de Santiago de Guayaquil. Ecuador. 2018.
<http://repositorio.ucsg.edu.ec/bitstream/3317/11358/1/T-UCSG-PRE-TEC-IEM-155.pdf>
8. Pérez Jorge, Ramos Oscar, Urquiza Alan y otros.
Análisis de ruido de motores eléctricos aplicando intensimetría sonora. Centro de investigación y transferencia en acústica. Mecánica computacional. Vol XXXI. Págs 4029-4045. Argentina. 2012.
<http://www.investigacion.frc.utn.edu.ar/cintra/pub/file/mecom2012-perez.pdf>
9. A. Glowacz.
Diagnostics of DC and Induction Motors Based on the Analysis of Acoustic Signals. Measurement Science Review, Volume 14, No. 5, 2014.
https://www.researchgate.net/publication/271518202_Diagnostics_of_DC_and_Induction_Motors_Based_on_the_Analysis_of_Acoustic_Signals
DOI: 10.2478/msr-2014-0035
10. A. Glowacz.
Fault Diagnostics of DC motor using acoustic signals and MSAF-RATIO30-Expanded.
Archives of electrical engineering. Vol 65(4), pp. 733-744. Polonia. 2016.
https://www.researchgate.net/publication/311163650_Fault_diagnostics_of_DC_motor_using_acoustic_signals_and_MSAF-RATIO30-EXPANDED
DOI: 10.1515/aee-2016-0051
11. Damian María, García Arturo.
Detección de falla de desbalance mecánico en motores de inducción por medio de sonido. Revista de divulgación científica Jóvenes en la Ciencia. Vol. 2 no 1. Verano de la Investigación Científica. Colombia. 2016
<http://www.jovenesenlaciencia.ugto.mx/index.php/jovenesenlaciencia/article/view/1334>

12. Iorgulescu M.
Study relation between fault noise in electric motor. International Journal on Technical and Physical problems of Engineering. Issue 5. Volume 2. Number 4. Pages 69-73. Rumanía. 2010.
<https://pdfs.semanticscholar.org/4b7e/4c4fadd1d2c96d5c87598f31f1a5c28c01b4.pdf>
13. Klever Fabián Juca Vivar.
Identificación de espectros acústicos en motores de combustión interna a través del análisis en tiempos cortos. Tesis para obtener el grado de Ingeniero Mecánico Automotriz. Universidad Politécnica Salesiana. Cuenca. Ecuador. 2015.
<https://dspace.ups.edu.ec/bitstream/123456789/8918/1/UPS-CT005159.pdf>
14. Medrano Hurtado Zulma Yadira.
Nueva metodología de diagnóstico de fallas en rodamientos en una máquina síncrona mediante el procesamiento de señales vibro- acústicas empleando análisis de densidad de potencia.
Ingeniería Investigación y Tecnología, volumen XVII (número 1). 73-85 ISSN 1405-7743 FI-UNAM. México. 2016.
http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1405-77432016000100073
15. Pramod Sharma, Neelam Saraswat
Diagnosis of Motor Faults Using Sound Signature Analysis. International Journal of Innovative research in electrical, electronics, instrumentation and control engineering. Vol. 3, Issue 5, May 2015.
<https://www.semanticscholar.org/paper/Diagnosis-of-Motor-Faults-Using-Sound-Signature-Sharma-Saraswat/49c039de3a1f187ec3b8c8e25254f27787f42275>
16. Paz Alejandro, Oslinger José, Palacios Jairo.
Diagnóstico de fallas estatóricas en motores de inducción de jaula de ardilla por medio de la corriente de secuencia negativa. Universidad Bogotá. Colombia. 18(1): 141-158, enero-junio de 2014. ISSN 0123-2126. 2014.
<https://www.redalyc.org/pdf/477/47730923009.pdf>
17. Roberto Flores, Tomás I. Asiaín.
Diagnóstico de Fallas en Máquinas Eléctricas Rotatorias Utilizando la Técnica de Espectros de Frecuencia de Bandas Laterales. Departamento de Ingeniería Eléctrica, SEPI-ESIME-IPN Información Tecnológica. Vol. 22(4), 73-84 (2011)., México E.F., México. 2011.
https://www.researchgate.net/publication/262700782_Diagnostico_de_Fallas_en_Maquinas_Electricas_Rotatorias_Utilizando_la_Tecnica_de_Espectros_de_Frecuencia_de_Bandas_Laterales
DOI: 10.4067/S0718-07642011000400009

18. Javier Rosero García, Esteban Rosero García, José Luis Romeral
 Detección de fallas en máquinas de inducción basada en STFT y Transformada Wavelet. Revista Visión Electrónica Año 5 No. 1 pp. 38 - 47 Enero - Junio de 2011. Universidad Distrital Francisco José de Caldas - Facultad Tecnológica. Colombia. 2011.
<https://dialnet.unirioja.es/descarga/articulo/4016403.pdf>
19. Aldo Fernando Rico Maestre, Miguel Angel Trisancho Caballero.
 Detección de fallas usando MCSA (Motor Current Signature Analysis). Universidad Industrial de Santander. Bucaramanga. Colombia. 2011.
<http://tangara.uis.edu.co/biblioweb/tesis/2011/137912.pdf>
20. Dubravko, Miljkovic, HEP, Zagreb.
 Brief Review Of Motor Current Signature Analysis , Croacia .
<https://hrcak.srce.hr/file/218882>
21. Voitto Kokko.
 Condition monitoring of squirrel-cage motors by axial magnetic flux measurements. Department of Electrical Engineering, Optoelectronics and Measurement Techniques Laboratory, University of Oulu OULU. 2003.
<http://jultika.oulu.fi/files/isbn9514269381.pdf>
- [22] H. F. dos Santos, M. Rigoni, R. de A. Elias, L. A. Feler, C. A. C. Wengerkievicz, N. J. Batistela, N. Sadowski, P. Kuo-Peng, J. P. A. Bastos.
 Non-invasive monitoring system of synchronous generator using external field. Journal of Microwaves, Optoelectronics and Electromagnetic Applications, Vol. 16, No. 1, March 2017
 DOI: <http://dx.doi.org/10.1590/2179-10742017v16i1872>
- [23] Antezana Castro Javier.
 Análisis de vibración en maquinaria rotativa modalidad de titulación: "trabajo profesional". Informe Profesional para Titulación. Universidad Autónoma de México. 2013.
<http://www.ptolomeo.unam.mx:8080/xmlui/bitstream/handle/132.248.52.100/592/informe.pdf?sequence=1>
- [24] Fernando Anselmo Sanhueza Lozano, Ricardo Alfonso Durán Rivas.
 Diagnóstico estado mecánico de equipos rotatorios utilizando análisis de vibraciones. Tesis para obtener el grado de Ingeniero de Ejecución en Mecánica. Facultad de Ingeniería. Departamento de Ingeniería Mecánica. Universidad del Bío-Bío. Chile. 2014.
http://repobib.ubiobio.cl/jspui/bitstream/123456789/1178/1/Duran_Rivas_Ricardo.pdf
- [25] Oppenheim Alan V., Verghese George C.
 Signals, Systems & Inference. Editorial Pearson. U.S.A. 2016.

- [26] Steven C. Chapra, Raymond P. Canales.
Métodos Numéricos para Ingenieros. Editorial Mc Graw Hill. Séptima edición.
México. 2015.
- [27] Murray Spiegel, John Shiller, R. Alu Srinivasan
Probabilidad y Estadística. Cuarta edición. Editorial . México. 2013
- [28] Sheldon Axler.
Linear Algebra Done Right. Third Edition. Springer International Publishing. 2015.
- [29] Jimy Cortes, Andrew Knott, José Chaves.
Aproximación a la síntesis de la música a través del análisis de Fourier.
Scientia et Technica Año XVII, No 52, diciembre de 2012. Universidad
Tecnológica de Pereira. ISSN 0122-1701.
<https://revistas.utp.edu.co/index.php/revistaciencia/article/view/7825>
DOI: <http://dx.doi.org/10.22517/23447214.7825>
- [30] Higineo Rubio Alonso
Material de clase del curso Diseño Mecánico. Universidad Carlos III de MadriE.
España.
http://ocw.uc3m.es/ingenieria-mecanica/disenio-mecanico-1/material_clase/introduccion-a-la-incertidumbre-de-medidas
- [31] Sanchez L., Díaz J., Cornelio M. y Herrera R.
Cuantificación del Error en las Mediciones Debido a la frecuencia de Muestreo.
Revista Computación y Sistemas Vol. 8 Núm 2, pp.086-105. Universidad Nacional
Autónoma de México. 2004.
<http://www.revistas.unam.mx/index.php/cys/article/view/2661>

DIRECCIONES ELECTRÓNICAS

- [32] https://www.innomic.com/en/products/vibroline_condition_monitoring/benefits_of_condition_monitoring.html
Página web de la compañía IDS Innomic GmbH que utilizando profesionales del campo de la física, la electrotécnica y los negocios se enfoca al campo de la medición de vibraciones. Visitado la fecha de 12/10/2019.
- [33] <https://www.technicalassociates.net/spanish-wall-chart.html>
Página web de Asociados Técnicos de Charlotte, en la que presenta la carta laminada donde se muestra los espectros de vibración típicos cual ayuda determina la condición de funcionamiento de máquinas rotativas. Visitada la fecha de 12/10/2019.
- [34] <https://www.bkslv.com/media/doc/bp2476.pdf>
La compañía Brüel & Kjær desempeña un papel de liderazgo en el mundo del sonido y la vibración. Desde el primer acelerómetro de carga del mundo en 1943 hasta soluciones innovadoras y sistemas analizadores avanzados para sistemas

satelitales del siglo XXI. Visitada la fecha de 12/10/2019.

- [35] https://www.pce-instruments.com/peru/sobre-nosotros-win_17.htm
La compañía PCE Instruments Desarrollo, fabrica y distribuye equipos de medición, equipos de laboratorio, equipos de control para aplicaciones comerciales e industriales. Visitada la fecha de 12/10/2019.
- [36] <https://www.maverickinspection.com/services/infrared-thermography/sample-imagery/ir-rotating-equipment/>
La compañía Maverick Inspection produce soluciones innovadoras de servicios de inspección a la industria. Visitada la fecha de 12/10/2019.
- [37] <http://www.ehu.eus/Procesadodesenales/tema8/corre1.html>
Página web del curso Procesado de Señales que analiza la Correlación Cruzada y Autocorrelación de señales en el procesado digital de señales de la Universidad del País Vasco. Visitada la fecha de 12/10/2019.

ANEXO A

MOTORES DE INDUCCIÓN

Los motores eléctricos son máquinas eléctricas rotatorias que convierten energía eléctrica en energía mecánica. Los motores eléctricos están constituidos por dos partes principales, una parte fija llamada estator y una parte móvil llamada rotor.

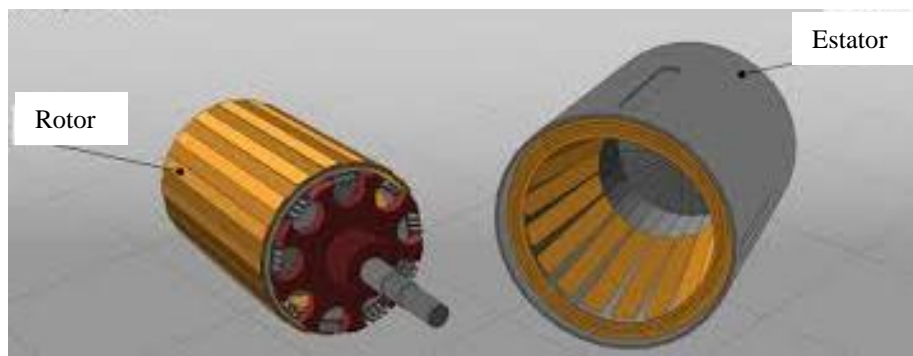


Figura A.1. Estator y rotor de un motor eléctrico del tipo jaula de ardilla.

El devanado del estator produce un campo magnético en la región confinada por él, esta región se denomina hueco magnético, es en esta región donde se coloca el rotor. El campo magnético variable del estator induce una fuerza electromotriz (fem) en los devanados del rotor, consecuentemente aparece una corriente inducida, produciéndose una fuerza sobre los devanados del rotor que se traduce en un torque, provocando el movimiento del rotor. Es decir, el motor eléctrico se fundamenta en los efectos de Faraday y el efecto de Laplace⁵.

⁵ Efecto Laplace: "Todo conductor por el que circula una corriente eléctrica, inmerso en un campo magnético experimenta una fuerza que lo tiende a poner en movimiento".

A.1. Esquema básico de un motor eléctrico

Sea una espira conductora de área A , la cual es recorrida por una corriente eléctrica i , sea la espira inmersa en un campo magnético uniforme. Basados en la fuerza magnética sobre conductores por los cuales circula una corriente, se determina que sobre la espira aparece un torque magnético.

$$\vec{\tau} = \mu_0 \vec{A} \times \vec{B} \quad \dots (A.1)$$

Donde

\vec{A} , es el vector área de la espira.

μ_0 , es la permeabilidad magnética del vacío.

\vec{B} , es el campo magnético.

Sea una espira que descansa sobre el plano del papel y sea la horizontal, la dirección del campo magnético, utilizando la regla de la mano derecha, se tiene que la dirección del torque es perpendicular al campo magnético pero sobre el papel, como se muestra en la figura A.2.

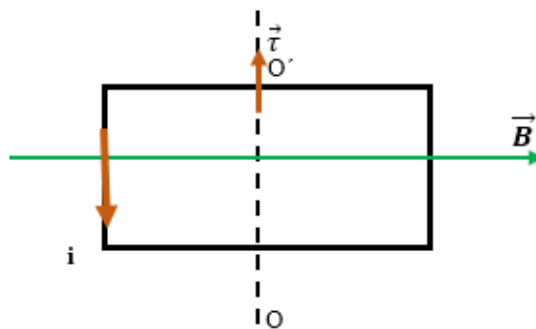


Figura A.2. Esquema básico de un motor eléctrico.

En forma escalar el torque es,

$$\tau = \mu_0 A B \text{ sen}(\theta) \quad (A.2)$$

donde θ , es el ángulo entre el Campo Magnético y el vector área.

De la ecuación A.2, se desprende que el torque cambia de signo cada media vuelta, ello indicaría que el sentido de giro del motor cambia; en la práctica el motor solo completa media vuelta y se queda vibrando, mas no gira. Si se desea que el motor gire en un mismo sentido, se debe evitar el cambio de signo del torque, ello se logra con una geometría adecuada para los terminales de conexión de la espira, como se muestra en la figura A.3.

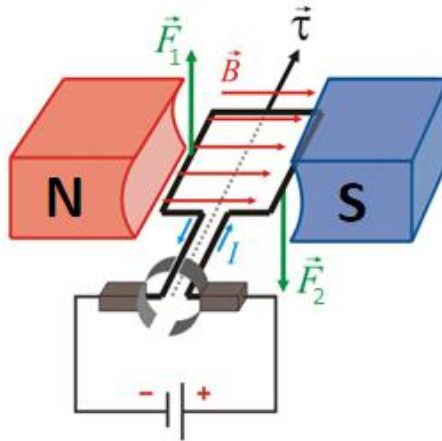


Figura A.3. Esquema de un motor de corriente continua.

La configuración de los terminales de los contactores permite que la dirección de la corriente cambie de sentido en cada medio giro de la espira; ello confina al ángulo θ (entre el vector área y el campo magnético) entre 0 y π radianes.

El esquema mostrado en la figura A.3 corresponde a un motor monofásico de corriente continua.

A.2 Motor eléctrico con rotor de imán permanente.

Este motor se energiza con una fuente de tensión alterna, lo que provoca que sea una corriente alterna la que recorra los devanados, produciendo un campo magnético que cambia de sentido e intensidad, pero manteniendo su dirección, por ello se le denomina campo magnético pulsante. En la figura A.4 se muestra un esquema simplificado del motor de corriente alterna monofásica con rotor de imán permanente.

En la figura A.4 se aprecia un imán permanente como rotor en la parte central, este imán rota al ser rechazado cuando los polos magnéticos del mismo tipo se

enfrentan. El imán gira con una frecuencia igual a la frecuencia de la fuente de tensión, por esta característica recibe el nombre de motor síncrono.

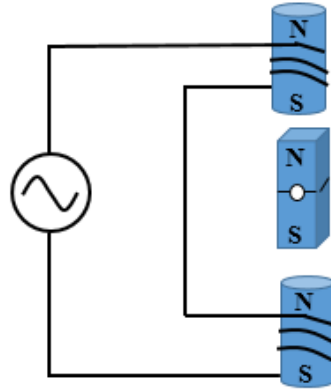


Figura A.4. Esquema de un motor de corriente alterna con rotor de imán permanente.

A.2.1 Motor eléctrico de inducción.

Este motor utiliza un devanado como rotor en vez del imán permanente. El campo magnético variable del estator genera un flujo magnético variable en el devanado del rotor, lo cual induce una fem (fuerza electromotriz) según la ley de Faraday y se traduce en una corriente que circula por el devanado del estator. Al tener una corriente eléctrica circulando por los conductores del estator sobre este devanado aparece una fuerza magnética y un torque magnético.

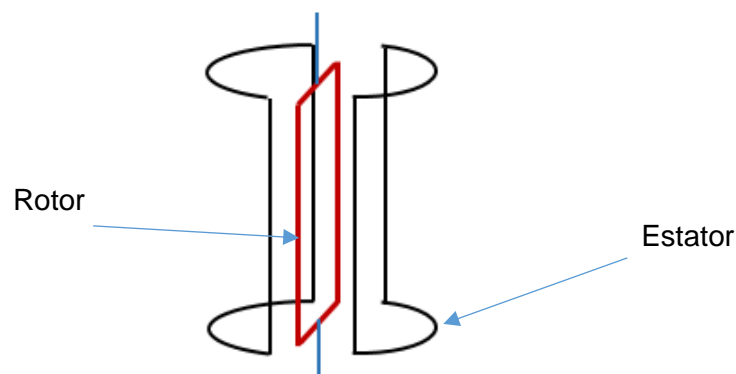


Figura A.5. Esquema de un motor de inducción monofásico.

El devanado del estator está compuesto por dos embobinados (línea discontinua) enfrentados entre sí, cuyos enrollamientos son de tal modo que el campo magnético se refuerza en la región entre ellos, estos embobinados son alimentados por una fuente de tensión alterna.

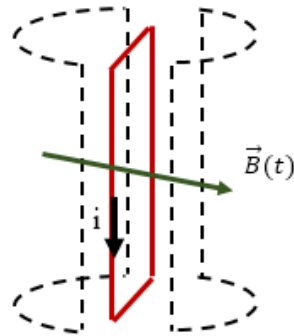


Figura A.6. La espira que hace las veces del rotor se muestra inmersa en un campo magnético.

A.2.2 Motor eléctrico tipo jaula de ardilla.

El devanado del rotor mostrado en la figura A.6, es reemplazado por un cilindro conocido como jaula de ardilla. La figura A.7 muestra este dispositivo, cuyo nombre se debe al parecido con un juguete que se coloca en las jaulas de ardillas.

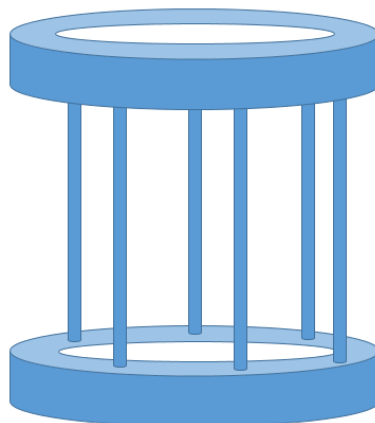


Figura A.7. Esquema del rotor tipo jaula de ardilla.

El rotor llamado jaula de ardilla es construido de un material conductor que usualmente es cobre o aluminio; como se aprecia en la figura A.7, el rotor está formada por barras que en sus extremos están conectadas eléctricamente por los anillos llamados tapas del rotor. En la jaula de ardilla se colocan unas chapas o placas de hierro, de modo que se pueda multiplicar el efecto del campo magnético, estas chapas se pueden apreciar en la figura A.1.

Las barras con los anillos configuran devanados en corto circuito. Estos devanados al recibir el campo magnético variable del estator, producen por inducción una corriente. Otra vez se encuentra con conductores que transportan una corriente i , inmersos en un campo magnético (producido por el estator), que siguiendo la fuerza de Lorentz provoca un torque magnético.

En la figura A.8 muestra el campo magnético perpendicular a cada barra. Para una mejor lectura del gráfico, se etiqueta cada barra de la jaula de ardilla con los rótulos A_1 hasta A_6 . La dirección del campo magnético en el instante graficado es paralela a la recta que une a las barras A_1 con A_4 . La corriente inducida se muestra en la figura con flechas de color negro.

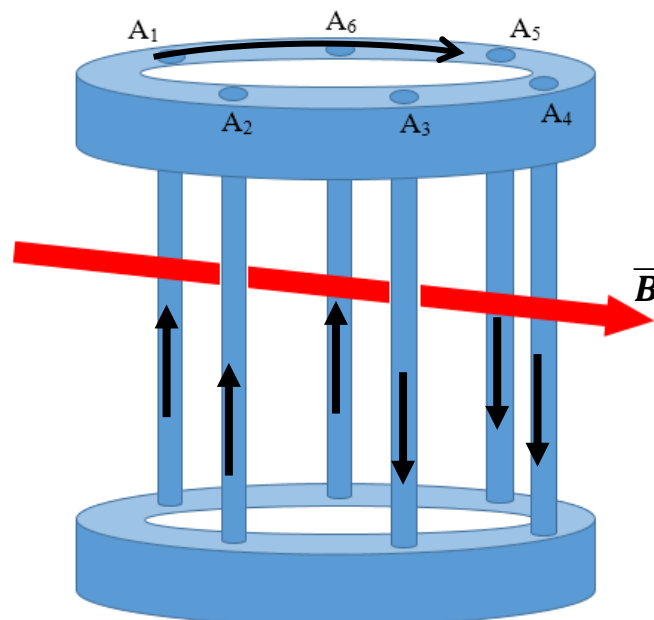


Figura A.8. Esquema del rotor tipo jaula de ardilla inmerso en un campo magnético.

En la figura A.9 se muestra el rotor desde una vista superior, a fin de visualizar las fuerzas sobre cada varilla del estator. Las circulos representan a las corrientes saliendo perpendicularmente al plano del papel y las aspadas representan las corrientes entrando perpendicularmente al plano del papel. El campo magnético está representado por la flecha que va desde A₁ hasta A₄. Se recuerda que la fuerza sobre cada varilla está dado por el producto vectorial,

$$\vec{F} = i\vec{L} \times \vec{B} \quad (\text{A.3})$$

Donde,

\vec{F} , fuerza sobre cada varilla.

\vec{L} , vector cuyo módulo es la longitud de la varilla y la dirección lo da el sentido de la corriente.

\vec{B} , es el campo magnético creado por el estator.

En la figura A.9, se muestra las fuerzas sobre cada varilla de acuerdo a la ecuación A.3, lo que resulta en el movimiento giratorio del rotor.

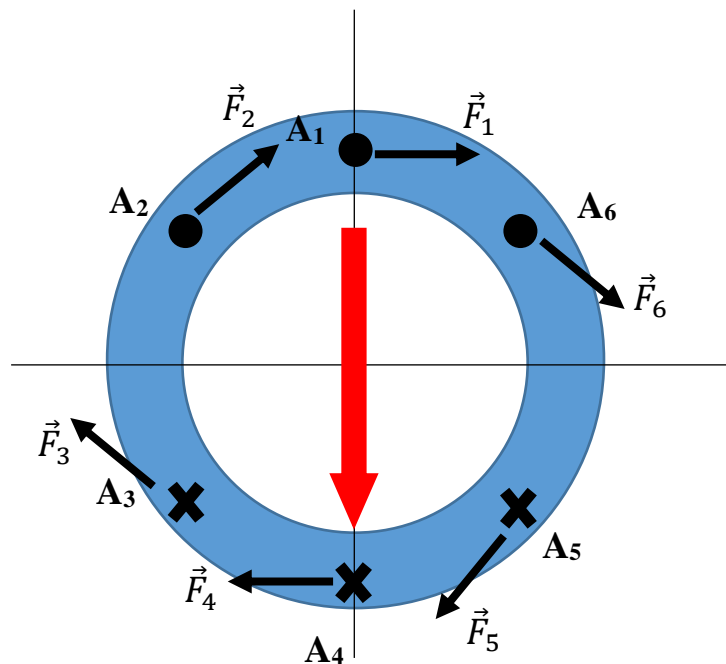


Figura A.9. Esquema de las fuerzas sobre el rotor tipo jaula de ardilla.

A.3. Motor trifásico

Los motores trifásicos son energizados mediante una corriente eléctrica trifásica. Las corrientes alternas o fases del sistema trifásico están desfasadas en $2\pi/3$ radianes, las intensidades de las corrientes son las mismas en cada fase. En la figura A.10, se muestra las tres fases de la corriente trifásica.

Sean las corrientes del sistema trifásico,

$$i_1 = i_0 \text{ sen}(\omega t) \quad (\text{A.4})$$

$$i_2 = i_0 \text{ sen}(\omega t + 2\pi/3) \quad (\text{A.5})$$

$$i_3 = i_0 \text{ sen}(\omega t + 4\pi/3) \quad (\text{A.6})$$

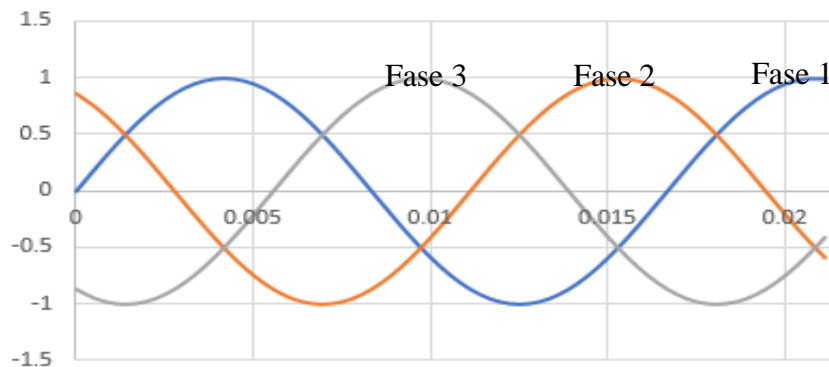


Figura A.10. Fases de una corriente trifásica equilibrada.

A.3.1 Campo magnético producido por el estator, motor trifásico.

La diferencia sustancial con los estatores de los motores monofásicos es que el estator del motor trifásico produce un campo magnético rotante. Este campo magnético es el resultante de los campos magnéticos producidos por cada devanado. Aunque cada devanado en realidad está compuesto por dos embobinados, enfrentados entre sí, que refuerzan el campo magnético en la región comprendido entre ellos.

Para calcular el campo magnético en el eje del rotor, se modela a los devanados como N espiras circulares, de radio R .

Sea “ x ” la distancia desde el centro del devanado al centro del estator, punto P . La figura A.11 muestra una espira circular de radio R .

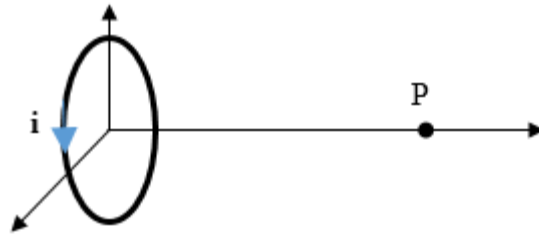


Figura A.11. Espira circular que conduce una corriente i .

El campo magnético en un punto P sobre el eje x , generado por N espiras circulares de radio R que son recorridas por una corriente i es,

$$\vec{B}(P) = \frac{N\mu_0 R^2 i}{2(x^2 + R^2)^{3/2}} \hat{i} \quad (\text{A.7})$$

Sea,

$$c = \frac{N\mu_0 R^2}{(x^2 + R^2)^{3/2}} \quad (\text{A.8})$$

El campo magnético en el centro de la región comprendida entre los embobinados está dado por

$$\vec{B}(P) = c i \hat{i} \quad (\text{A.9})$$

Se simplifica la representación de los devanados del estator por 3 embobinados como muestra la figura A.12. Los ejes longitudinales de los devanados forman un ángulo de $2\pi/3$ entre sí.

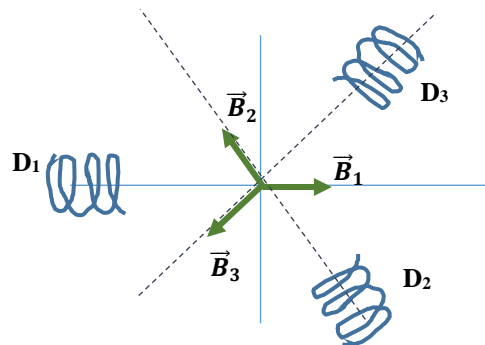


Figura A.12. Esquema de los devanados del estator de un motor trifásico.

Los campos magnéticos generados por los devanados D_1 , D_2 y D_3 , se rotulan con \vec{B}_1 , \vec{B}_2 y \vec{B}_3 . Los campos magnéticos se calculan con la ecuación A.9,

$$\vec{B}_1(p) = c i_1 \hat{i} \quad (\text{A.10})$$

$$\vec{B}_2(p) = c i_2 \left(\cos\left(\frac{2\pi}{3}\right) \hat{i} + \text{sen}\left(\frac{2\pi}{3}\right) \hat{j} \right) \quad (\text{A.11})$$

$$\vec{B}_3(p) = c i_3 \left(\cos\left(\frac{4\pi}{3}\right) \hat{i} + \text{sen}\left(\frac{4\pi}{3}\right) \hat{j} \right) \quad (\text{A.12})$$

Para reemplazar las corrientes se utiliza las ecuaciones A.4, A.5 y A.6 en las ecuaciones A.10, A.11 y A.12 respectivamente,

$$\vec{B}_1(p) = c i_o \text{sen}(\omega t) \hat{i} \quad (\text{A.13})$$

$$\vec{B}_2(p) = c i_o \text{sen}\left(\omega t + \frac{2\pi}{3}\right) \left(\cos\left(\frac{2\pi}{3}\right) \hat{i} + \text{sen}\left(\frac{2\pi}{3}\right) \hat{j} \right) \quad (\text{A.14})$$

$$\vec{B}_3(p) = c i_o \text{sen}\left(\omega t + \frac{4\pi}{3}\right) \left(\cos\left(\frac{4\pi}{3}\right) \hat{i} + \text{sen}\left(\frac{4\pi}{3}\right) \hat{j} \right) \quad (\text{A.15})$$

El campo magnético en el centro del estator es la resultante de tres contribuciones mostradas en las ecuaciones A.13, A.14 y A.15.

$$\vec{B}_T = \vec{B}_1 + \vec{B}_2 + \vec{B}_3 \quad (\text{A.16})$$

Efectuando se tiene,

$$\vec{B}_T = c i_o \frac{3}{2} (\cos(\omega t) \hat{i} + \text{sen}(\omega t) \hat{j}) \quad (\text{A.17})$$

Reemplazando el valor c ,

$$\vec{B}_T = \frac{3N\mu_0 R^2}{2(x^2 + R^2)^{3/2}} i_o (\cos(\omega t) \hat{i} + \text{sen}(\omega t) \hat{j}) \quad (\text{A.18})$$

Donde la magnitud del campo es,

$$B_T = \frac{3N\mu_0 R^2}{2(x^2 + R^2)^{3/2}} i_o \quad (\text{A.19})$$

De la relación (A.18) se tiene que la dirección del Campo Magnético gira con una velocidad angular constante, la cual coincide con la frecuencia de la señal de la corriente. De la relación (A.19) se puede ver que la magnitud o módulo del campo magnético se mantiene constante a través del tiempo. Por lo que se puede afirmar que

el campo magnético producido por el estator es rotatorio y que la jaula de ardilla o rotor sigue al campo magnético, provocando el giro del eje del rotor.

La figura A.13 nos muestra la gráfica de las componentes rectangulares del campo magnético total, (ecuación A.18), en ella se aprecia que la gráfica de B_x vs B_y es una circunferencia. En la figura A.13 se aprecia que el módulo del campo magnético se mantiene constante a través del tiempo.

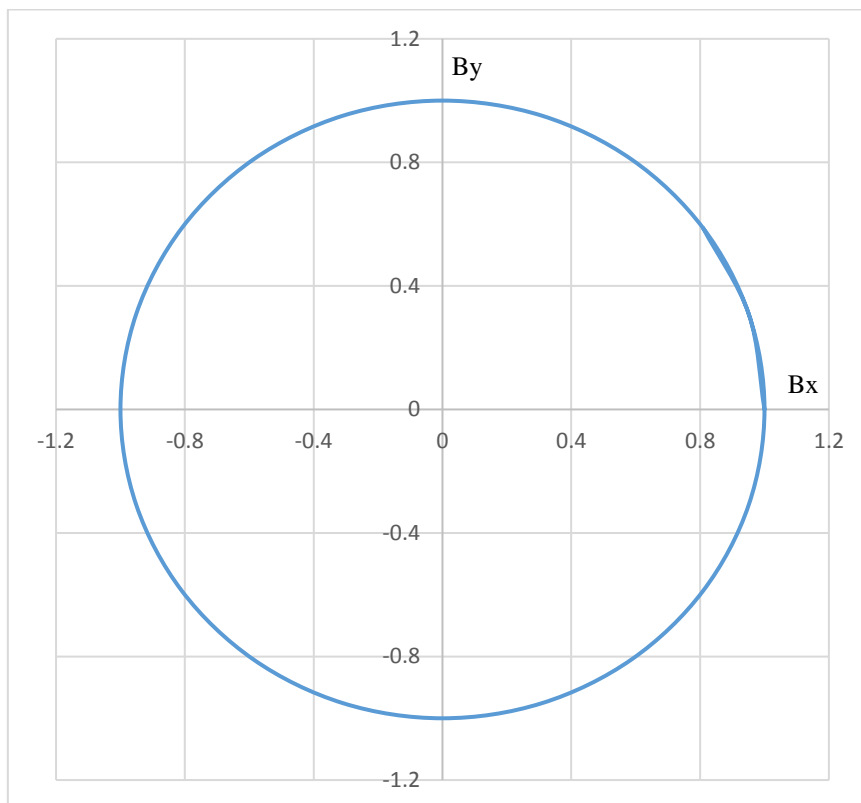


Figura A.13. Componentes rectangulares del campo magnético sobre el rotor, motor sin avería.

A.4. Campo magnético producido por el estator con pérdida de media fase.

Como se ha mencionado anteriormente el devanado del motor trifásico está compuesto por seis embobinados enfrentados entre sí, calcularemos el campo magnético cuando no circula corriente eléctrica por uno de estos devanados; a fin de identificar esta avería, se le denomina: avería con pérdida de media fase.

Sea el embobinado 1, con uno de sus devanados sin energía, la intensidad del campo magnético en el centro del estator producido por este devanado cae a la mitad, de la ecuación (A.13) se tiene que el campo magnético en el centro del rotor es,

$$\vec{B}_1(p) = \frac{c}{2} i_1 \hat{i} \quad (\text{A.19})$$

De las ecuaciones A.14 y A.15 se obtiene las intensidades de los campos magnéticos generados por las otras dos fases.

$$\vec{B}_2(p) = c i_o \text{sen}(\omega t + \frac{2\pi}{3}) (\cos(\frac{2\pi}{3}) \hat{i} + \text{sen}(\frac{2\pi}{3}) \hat{j}) \quad (\text{A.20})$$

$$\vec{B}_3(p) = c i_o \text{sen}(\omega t + \frac{4\pi}{3}) (\cos(\frac{4\pi}{3}) \hat{i} + \text{sen}(\frac{4\pi}{3}) \hat{j}) \quad (\text{A.21})$$

Se halla el campo neto, debido a la contribución de los tres devanados.

$$\vec{B}_T(p) = \vec{B}_1(p) + \vec{B}_2(p) + \vec{B}_3(p) \quad (\text{A.22})$$

Sea B_{Tx} la componente del campo magnético resultante en el eje x:

$$B_{Tx} = \frac{c}{2} i_o \text{sen}(\omega t) + c i_o \text{sen}(\omega t + \frac{2\pi}{3}) \cos(\frac{2\pi}{3}) + c i_o \text{sen}(\omega t + \frac{4\pi}{3}) \cos(\frac{4\pi}{3})$$

$$B_{Tx} = \frac{c}{2} i_o \left[\text{sen}(\omega t) - \text{sen}\left(\omega t + \frac{2\pi}{3}\right) - \text{sen}\left(\omega t + \frac{4\pi}{3}\right) \right] \quad (\text{A.24})$$

Desarrollando el seno de la suma de dos ángulos,

$$B_{Tx} = \frac{c}{2} i_o \left[\text{sen}(\omega t) - \text{sen}(\omega t) \left(\frac{-1}{2} - \frac{1}{2} \right) - \cos(\omega t) \left(\frac{\sqrt{3}}{2} - \frac{\sqrt{3}}{2} \right) \right] \quad (\text{A.25})$$

$$B_{Tx} = c i_o \text{sen}(\omega t) \quad (\text{A.26})$$

Sea B_{Ty} la componente del campo magnético resultante en el eje y:

$$B_{Ty} = c i_o \text{sen}\left(\omega t + \frac{2\pi}{3}\right) \text{sen}\left(\frac{2\pi}{3}\right) + c i_o \text{sen}\left(\omega t + \frac{4\pi}{3}\right) \text{sen}\left(\frac{4\pi}{3}\right) \quad (\text{A.27})$$

Desarrollando el seno de la suma de dos ángulos,

$$B_{Ty} = c i_o \left(\frac{\sqrt{3}}{2} \right) \left[\text{sen}(\omega t) \left(\frac{-1}{2} - \frac{-1}{2} \right) - \cos(\omega t) \left(\frac{\sqrt{3}}{2} - \frac{-\sqrt{3}}{2} \right) \right] \quad (\text{A.28})$$

$$B_{Ty} = \frac{3}{2} c i_0 \cos(\omega t) \quad (\text{A.29})$$

Por lo tanto,

$$\vec{B}_T(p) = c i_0 \text{sen}(\omega t) \hat{i} + \frac{3}{2} c i_0 \cos(\omega t) \hat{j} \quad (\text{A.30})$$

Como se puede apreciar de la ecuación A.30, la magnitud o módulo del campo magnético varía a través del tiempo. Ello provocará que el torque sobre el rotor varíe a través del tiempo, lo cual se traduce en una modificación de la vibración del motor, otorgándonos un sonido diferente al oído del experto.

La figura A.14 nos muestra la relación entre las componentes rectangulares del campo magnético total producido por un estator con avería de media fase. La figura en forma de elipse delata que el módulo del campo magnético no se mantiene constante.

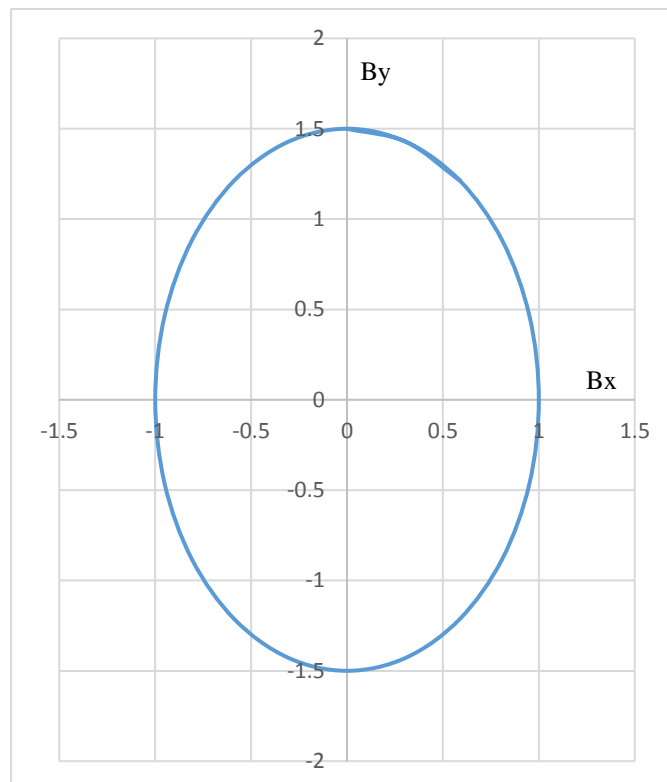


Figura A.14. Componentes rectangulares del campo magnético sobre el rotor con pérdida de media fase.

A.5. Campo magnético producido por el estator con pérdida de fase.

Se calcula el campo magnético cuando no circula corriente eléctrica por dos de los seis devanados, estos dos devanados corresponden a una misma fase, para identificar esta avería, se le denomina: avería con pérdida de fase.

Sean los devanados de la fase 1 sin energía, la intensidad del campo magnético en el centro del estator producido por este devanado es nula,

$$\vec{B}_1(p) = 0 \hat{i} \quad (\text{A.31})$$

De las ecuaciones A.14 y A.15 se obtiene las intensidades de los campos magnéticos generados por las otras dos fases.

$$\vec{B}_2(p) = c i_o \text{sen}(\omega t + \frac{2\pi}{3}) (\cos(\frac{2\pi}{3}) \hat{i} + \text{sen}(\frac{2\pi}{3}) \hat{j}) \quad (\text{A.32})$$

$$\vec{B}_3(p) = c i_o \text{sen}(\omega t + \frac{4\pi}{3}) (\cos(\frac{4\pi}{3}) \hat{i} + \text{sen}(\frac{4\pi}{3}) \hat{j}) \quad (\text{A.33})$$

Se halla el campo neto, debido a la contribución de los tres devanados.

$$\vec{B}_T(p) = \vec{B}_1(p) + \vec{B}_2(p) + \vec{B}_3(p) \quad (\text{A.34})$$

Sea B_{Tx} la componente del campo magnético resultante en el eje x:

$$B_{Tx} = c i_o \text{sen}(\omega t + \frac{2\pi}{3}) \cos(\frac{2\pi}{3}) + c i_o \text{sen}(\omega t + \frac{4\pi}{3}) \cos(\frac{4\pi}{3})$$

$$B_{Tx} = \frac{c}{2} i_o \left[-\text{sen}\left(\omega t + \frac{2\pi}{3}\right) - \text{sen}\left(\omega t + \frac{4\pi}{3}\right) \right] \quad (\text{A.36})$$

Desarrollando el seno de la suma de dos ángulos,

$$B_{Tx} = \frac{c}{2} i_o \left[-\text{sen}(\omega t) \left(\frac{-1}{2} - \frac{1}{2} \right) - \cos(\omega t) \left(\frac{\sqrt{3}}{2} - \frac{\sqrt{3}}{2} \right) \right] \quad (\text{A.37})$$

$$B_{Tx} = \frac{1}{2} c i_o \text{sen}(\omega t) \quad (\text{A.38})$$

Sea B_{Ty} la componente del campo magnético resultante en el eje y:

$$B_{Ty} = c i_o \text{sen}\left(\omega t + \frac{2\pi}{3}\right) \text{sen}\left(\frac{2\pi}{3}\right) + c i_o \text{sen}\left(\omega t + \frac{4\pi}{3}\right) \text{sen}\left(\frac{4\pi}{3}\right) \quad (\text{A.38})$$

$$B_{Ty} = \frac{3}{2} c i_0 \cos(\omega t) \quad (\text{A.39})$$

Por lo tanto,

$$\vec{B}_T(p) = \frac{1}{2} c i_0 \text{sen}(\omega t) \hat{i} + \frac{3}{2} c i_0 \cos(\omega t) \hat{j} \quad (\text{A.40})$$

Como se puede apreciar de la ecuación A.40, la magnitud o módulo del campo magnético varía a través del tiempo. Ello provocará que el torque sobre el rotor varíe a través del tiempo, lo cual se traduce en una modificación de la vibración del motor, otorgándonos un sonido diferente, el cual puede ser distinguido por cualquier persona.

La figura A.15 nos muestra la relación entre las componentes del campo magnético total producido por un estator con falla de fase. La figura en forma de elipse delata que el módulo del campo magnético no se mantiene constante.

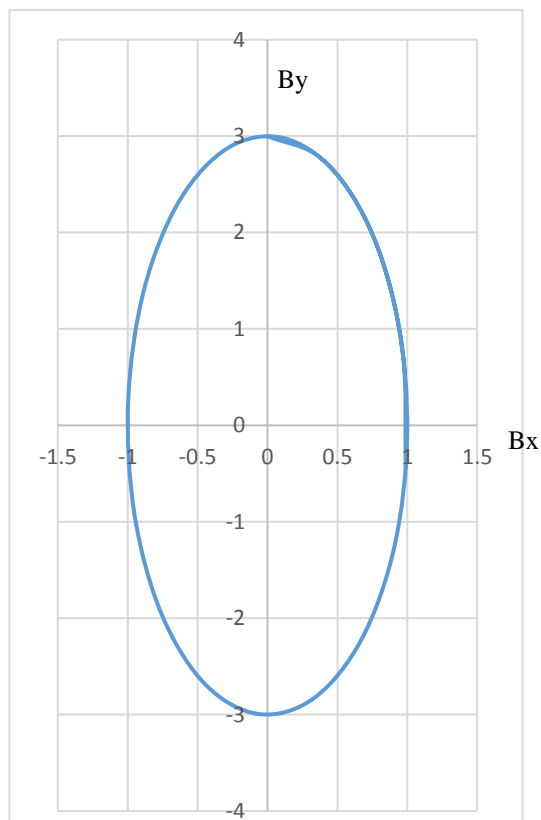


Figura A.15. Componentes rectangulares del campo magnético sobre el rotor con pérdida de fase.

ANEXO B

ERROR EN EL MUESTREO DE UNA SEÑAL SENOIDAL

Sea la señal $x(t)$ la señal a muestrear, donde $X(t) = A \text{sen}(\omega t)$ (B.1)

$$X(t) = A \text{sen}(2\pi t/T), \quad (\text{B.2})$$

siendo T el periodo de la señal a muestrear.

B.1 Error alrededor del origen de coordenadas

Sea T_m el tiempo entre dos muestreos consecutivos.

El error absoluto entre dos mediciones es igual $\Delta X = X(T_m/2) - X(-T_m/2)$ (B.3)

$$\Delta X = 2A \text{sen}(\pi T_m/T) \quad (\text{B.4})$$

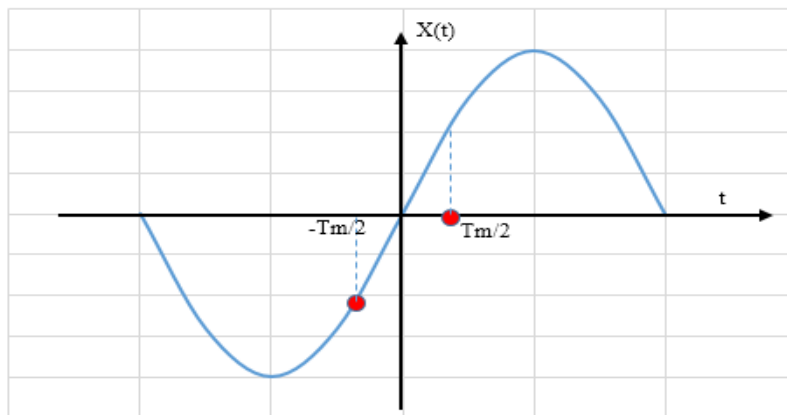


Figura B.1. Error alrededor del origen de coordenadas.

El error porcentual (%E) respecto al valor pico pico de la señal, será

$$\%E = \text{sen}\left(\pi \frac{T_m}{T}\right) \times 100\% \quad (\text{B.5})$$

$$\%E = \text{sen}\left(\pi \frac{\nu}{\nu_m}\right) \times 100\% \quad (\text{B.6})$$

Donde ν_m es la frecuencia de muestreo y ν es la frecuencia de la señal a muestrear.

Para una frecuencia de 1440 Hz y una frecuencia de muestreo de 44100 Hz, el error es del 10%.

B.2 Error alrededor de los valores picos

El error absoluto entre las dos mediciones que se muestran en la gráfica B.2 es igual,

$$\Delta X = X(T/4) - X(T/4 - T_m) \quad (B.7)$$

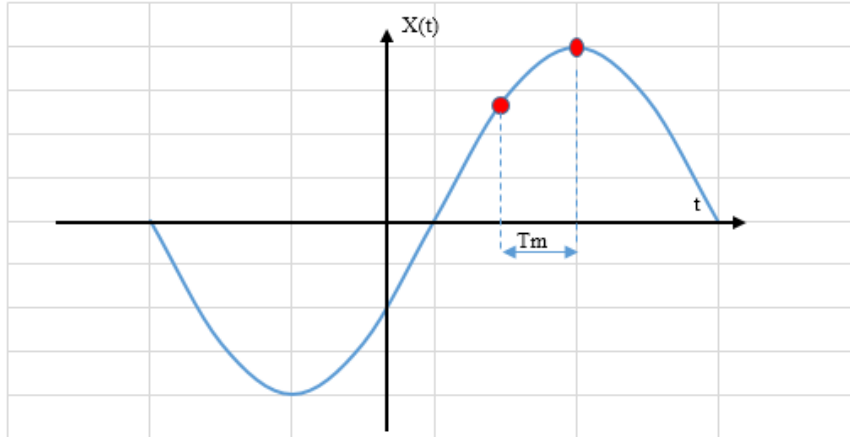


Figura B.2. Error alrededor del valor pico.

$$\Delta x = A - A \sin\left(\frac{2\pi}{T}\left(\frac{T}{4} - T_m\right)\right) \quad (B.8)$$

$$\Delta x = A \left(1 - \cos\left(2\pi\left(\frac{T_m}{T}\right)\right)\right) \quad (B.9)$$

El error porcentual (%E) respecto al valor pico de la señal, será

$$\%E = \frac{1}{2} \left(1 - \cos\left(2\pi\left(\frac{T_m}{T}\right)\right)\right) \times 100\% \quad (B.10)$$

$$\%E = \frac{1}{2} \left(1 - \cos\left(2\pi\left(\frac{\nu}{\nu_m}\right)\right)\right) \times 100\% \quad (B.11)$$

Donde ν_m es la frecuencia de muestreo y ν es la frecuencia de la señal a muestrear.

La frecuencia de muestreo es de 44100 Hz y las frecuencias de los picos corresponden a las frecuencias en el rango de 720 Hz a 1440 Hz y utilizando la ecuación (B.11) da un error porcentual máximo de 0.027%, es por esta razón que no se toma en cuenta en las mediciones.

ANEXO C

ERROR EN EL COEFICIENTE DE CORRELACIÓN NORMALIZADO

De la ecuación II.65 se tiene que el coeficiente de correlación normalizado se define como,

$$\rho_{12} = \frac{\sum_{n=0}^{N-1} X_1[n] \cdot X_2[n]}{\sqrt{\sum_{n=0}^{N-1} X_2^2[n]} \sqrt{\sum_{n=0}^{N-1} X_1^2[n]}} \quad (\text{C.1})$$

El error por incertidumbre lo calcularemos con la teoría de transmisión de errores.

Realicemos los siguientes reemplazos,

$$M = \sum_{n=0}^{N-1} X_1[n] \cdot X_2[n] \quad (\text{C.2})$$

$$P = \sqrt{\sum_{n=0}^{N-1} X_2^2[n]} \quad (\text{C.3})$$

$$N = \sqrt{\sum_{n=0}^{N-1} X_1^2[n]} \quad (\text{C.4})$$

$$\Delta\rho = \frac{M}{NP} \left(\left(\frac{\Delta M}{M} \right) + \left(\frac{\Delta N}{N} \right) + \left(\frac{\Delta P}{P} \right) \right) \quad (\text{C.5})$$

$$\Delta M \approx \sum_{n=0}^{N-1} x_{1n} \cdot x_{2n} \left(\frac{\Delta x_1}{x_{1n}} + \frac{\Delta x_2}{x_{2n}} \right) \quad (\text{C.6})$$

$$\Delta N \approx \frac{\sum_{n=0}^{N-1} x_{1n} \Delta x_{1n}}{\sqrt{\sum_{n=0}^{N-1} x_{1n}^2}} \quad (\text{C.7})$$

$$\Delta P \approx \frac{\sum_{n=0}^{N-1} x_{2n} \Delta x_{2n}}{\sqrt{\sum_{n=0}^{N-1} x_{2n}^2}} \quad (\text{C.8})$$

Del apéndice B, tenemos que el error porcentual máximo es de 0.027%, es decir

$$\frac{\Delta x}{x} = 0.0027 \quad (\text{C.10})$$

Reescribiendo las ecuaciones C.6, C.7 y C.8.

$$\Delta M \approx \sum_{n=0}^{N-1} x_{1n} \cdot x_{2n} (2x0.00027) \quad (\text{C.11})$$

$$\Delta N \approx 0.00027\sqrt{2} \quad (\text{C.12})$$

$$\Delta P \approx 0.00027\sqrt{2} \quad (\text{C.13})$$

ANEXO D

NUMERO DE MEDICIONES REALIZADAS

En mediciones industriales [30] el número de mediciones (n) que se realiza es pequeño ($n \leq 10$), por múltiples razones, sea por la inmediatez que se necesita en la respuesta, por la poca disponibilidad de memoria en el dispositivo electrónico que realizará el almacenamiento de la data o por la poca disponibilidad de tiempo para realizar las mediciones.

Como el resultado de esta tesis se pretende ligar al mundo industrial se opta por realizar solo 10 mediciones.

ANEXO E

ESPECTROS DEL MOTOR SIN AVERÍA

En la figura E.1 se muestra el espectro de frecuencia del motor sin avería, registro SANO2.

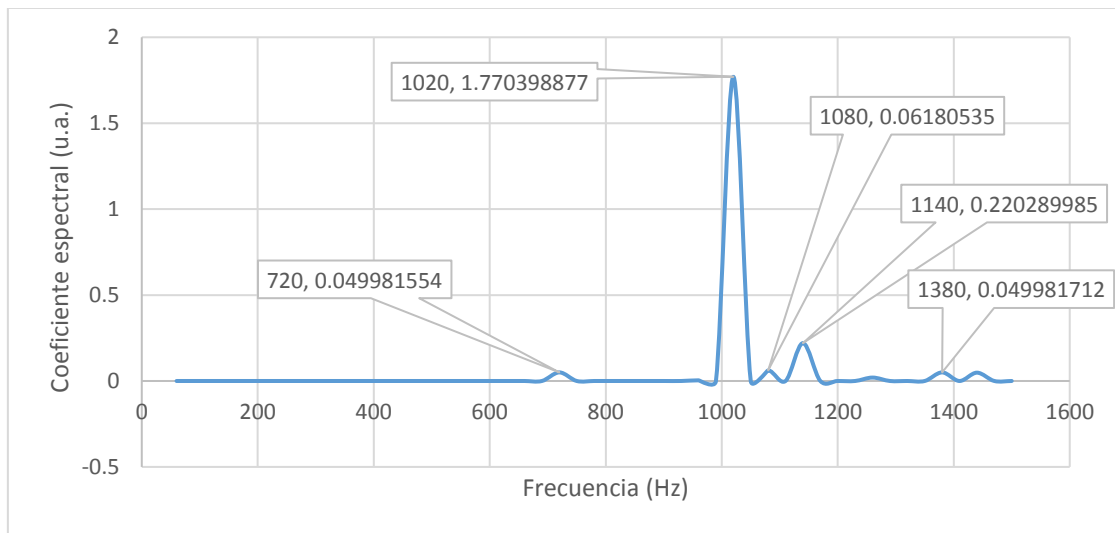


Figura E.1. Espectro de Frecuencia del motor sin avería, registro SANO2.

En la tabla E.1 se muestran los coeficientes espectrales de mayor magnitud, para el espectro de frecuencia del registro SANO2 y sus respectivas frecuencias.

En la figura E.2 se muestra el espectro de frecuencia del motor sin avería, registro SANO3.

Tabla E.1. Coeficientes espectrales de mayor magnitud en el espectro de frecuencia, registro SANO2.

Frecuencia (Hz)	Coefficiente Espectral (u.a.)
720	0.049981554
960	0.003804475
1020	1.770398877
1080	0.06180535
1140	0.220289985
1260	0.019834446
1380	0.049981712
1440	0.04843975

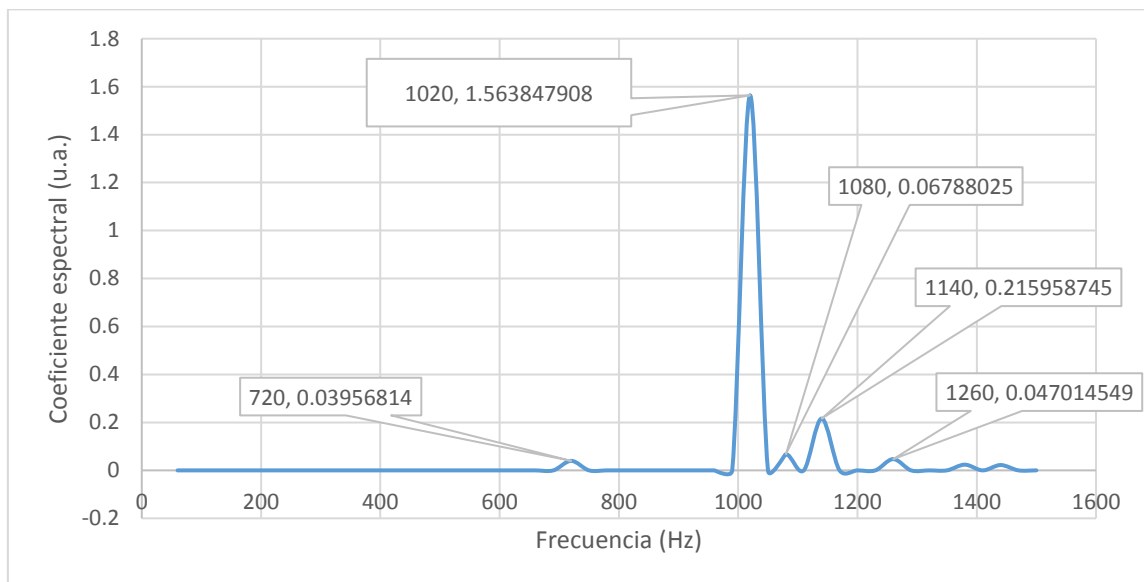


Figura E.2. Espectro de Frecuencia del motor sin falla, registro SANO3.

En la tabla E.2 se muestran los coeficientes espectrales de mayor magnitud, para el espectro de frecuencia del registro SANO3 y sus respectivas frecuencias.

En la figura E.3 se muestra el espectro de frecuencia del motor sin avería, registro SANO4.

Tabla E.2. Coeficientes espectrales de mayor magnitud en el espectro de frecuencia, registro SANO3.

Frecuencia (Hz)	Coeficiente Espectral (u.a.)
720	0.03956814
1020	1.563847908
1080	0.06788025
1140	0.215958745
1260	0.047014549
1380	0.023839731
1440	0.022203572

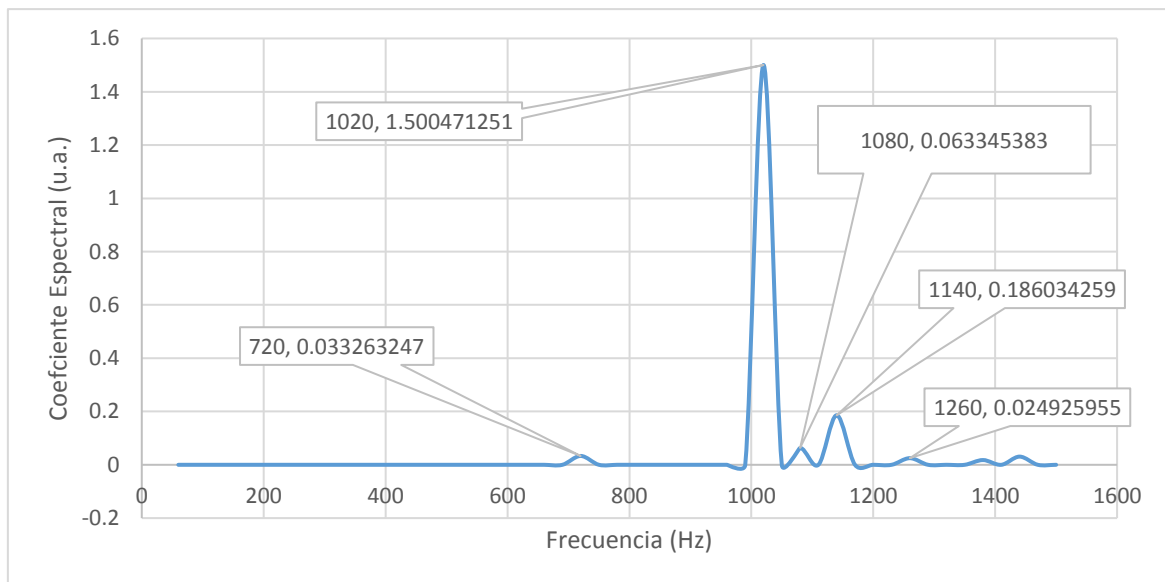


Figura E.3. Espectro de Frecuencia del motor sin falla, registro SANO4.

En la tabla E.3 se muestran los coeficientes espectrales de mayor magnitud, para el espectro de frecuencia del registro SANO1 y sus respectivas frecuencias.5.

En la figura E.4 se muestra el espectro de frecuencia del motor sin avería, registro SANO5.

Tabla E.3. Coeficientes espectrales de mayor magnitud en el espectro de frecuencia, registro SANO4.

Frecuencia (Hz)	Coeficiente Espectral (u.a.)
720	0.033263247
1020	1.500471251
1080	0.063345383
1140	0.186034259
1260	0.024925955
1380	0.017852121
1440	0.030759971

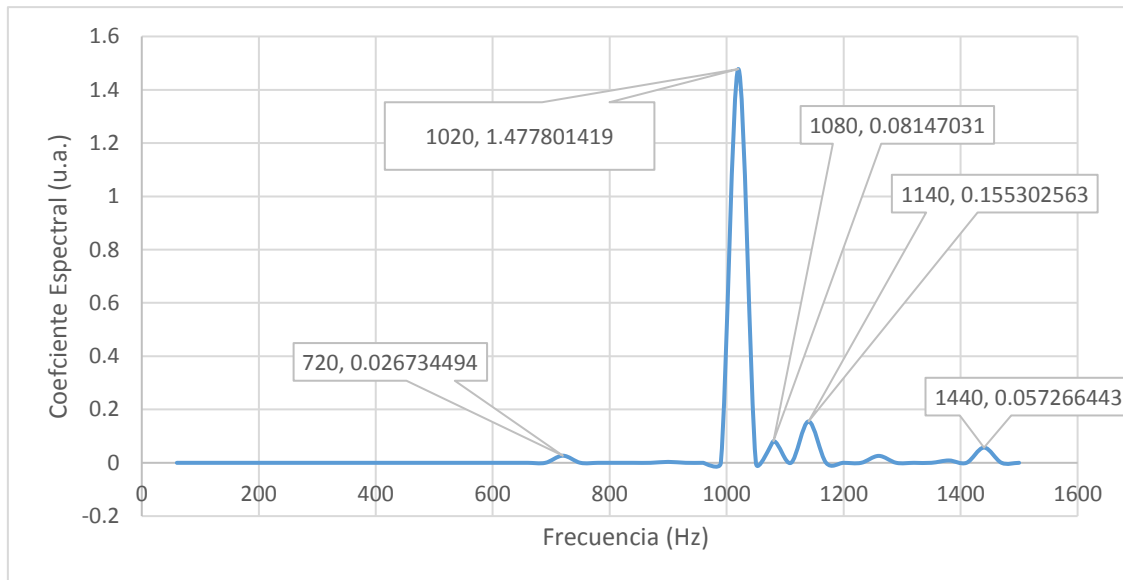


Figura E.4. Espectro de Frecuencia del motor sin avería, registro SANO5.

En la tabla E.5 se muestran los coeficientes espectrales de mayor magnitud, para el espectro de frecuencia del registro SANO5 y sus respectivas frecuencias.

En la figura E.5 se muestra el espectro de frecuencia del motor sin avería, registro SANO 6.

Tabla E.4. Coeficientes espectrales de mayor magnitud en el espectro de frecuencia, registro SANO5.

Frecuencia (Hz)	Coefficiente Espectral (u.a.)
720	0.026734494
900	0.003466374
1020	1.477801419
1080	0.08147031
1140	0.155302563
1260	0.026072967
1380	0.008785298
1440	0.057266443

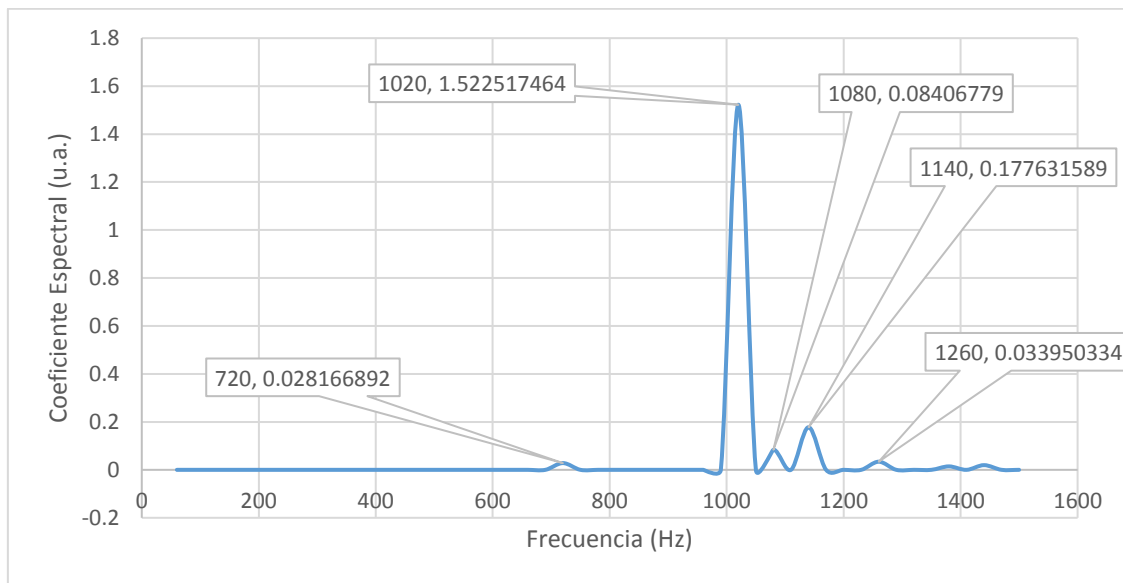


Figura E.5. Espectro de Frecuencia del motor sin avería, registro SANO6.

En la tabla E.5 se muestran los coeficientes espectrales de mayor magnitud, para el espectro de frecuencia del registro SANO6 y sus respectivas frecuencias.

En la figura E.6 se muestra el espectro de frecuencia del motor sin avería, registro SANO7.

Tabla E.5. Coeficientes espectrales de mayor magnitud en el espectro de frecuencia, registro SANO6.

Frecuencia (Hz)	Coefficiente Espectral (u.a.)
720	0.028166892
1020	1.522517464
1080	0.08406779
1140	0.177631589
1260	0.033950334
1380	0.014392951
1440	0.019531408

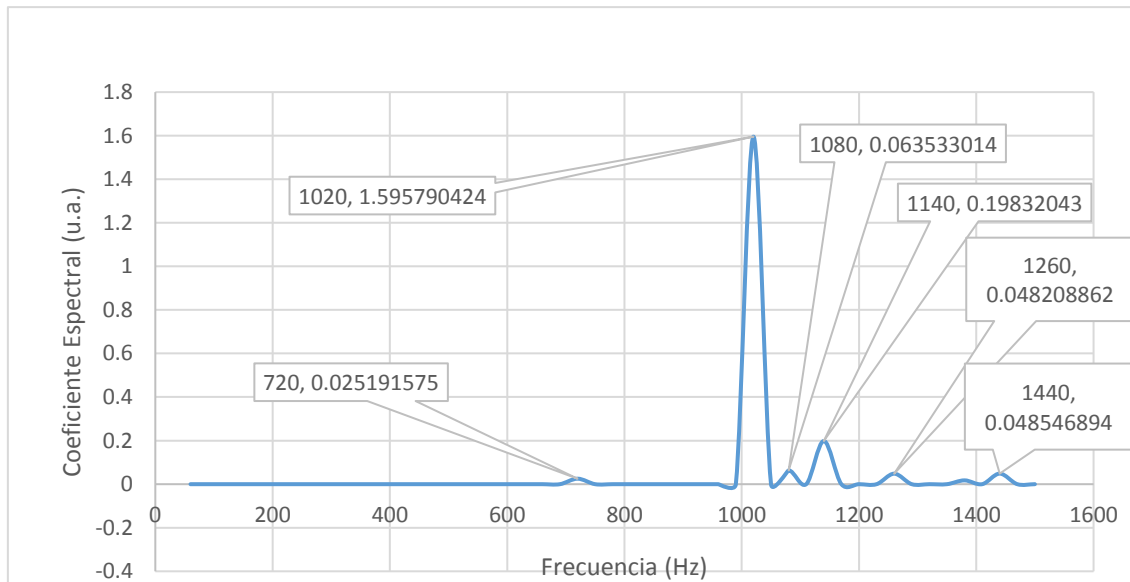


Figura E.6. Espectro de Frecuencia del motor sin avería, registro SANO7.

En la tabla E.6 se muestran los coeficientes espectrales de mayor magnitud, para el espectro de frecuencia del registro SANO7 y sus respectivas frecuencias.

En la figura E.7 se muestra el espectro de frecuencia del motor sin avería, registro SANO8.

Tabla E.6. Coeficientes espectrales de mayor magnitud en el espectro de frecuencia, registro SANO7.

Frecuencia (Hz)	Coeficiente Espectral (u.a.)
720	0.025191575
1020	1.595790424
1080	0.063533014
1140	0.19832043
1260	0.048208862
1380	0.017524788
1440	0.048546894

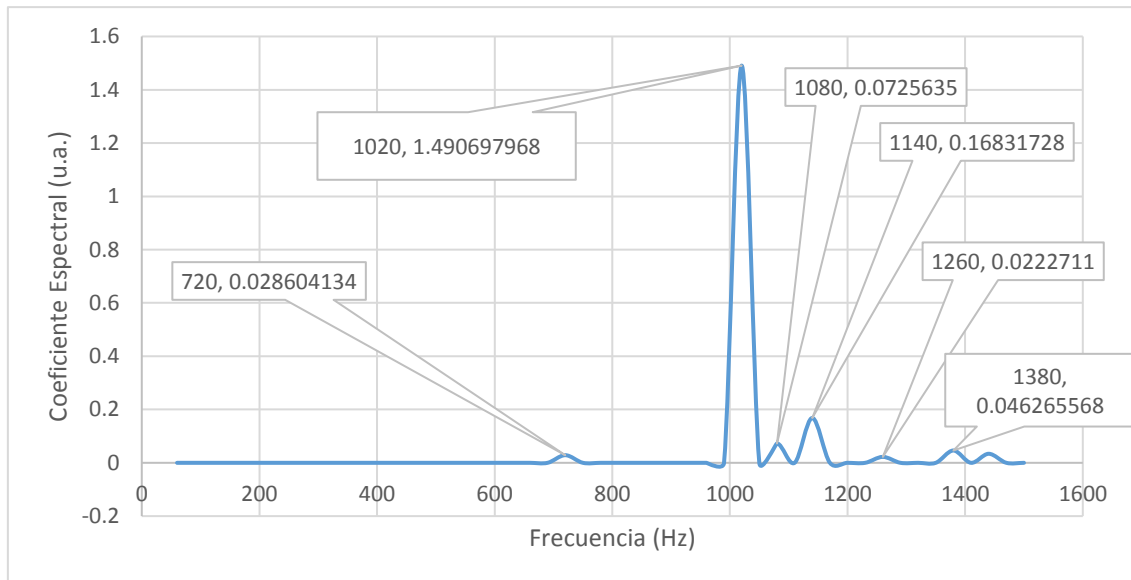


Figura E.7. Espectro de Frecuencia del motor sin avería, registro SANO8.

En la tabla E.7 se muestran los coeficientes espectrales de mayor magnitud, para el espectro de frecuencia del registro SANO8 y sus respectivas frecuencias.

En la figura E.8 se muestra el espectro de frecuencia del motor sin avería, registro SANO9.

Tabla E.7. Coeficientes espectrales de mayor magnitud en el espectro de frecuencia, registro SANO8.

Frecuencia (Hz)	Coefficiente Espectral (u.a.)
720	0.028604134
1020	1.490697968
1080	0.0725635
1140	0.16831728
1260	0.0222711
1380	0.046265568
1440	0.033916633

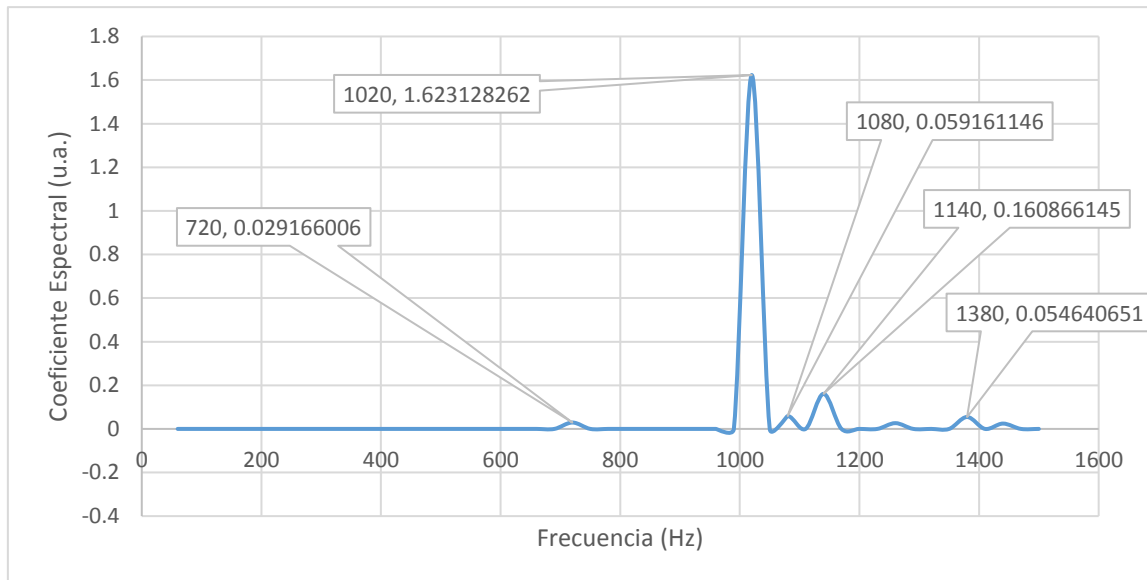


Figura E.8. Espectro de Frecuencia del motor sin falla, registro SANO9.

En la tabla E.9 se muestran los coeficientes espectrales de mayor magnitud, para el espectro de frecuencia del registro SANO9 y sus respectivas frecuencias.

En la figura E.9 se muestra el espectro de frecuencia del motor sin avería, registro SANO 10.

Tabla E.8. Coeficientes espectrales de mayor magnitud en el espectro de frecuencia, registro SANO9.

Frecuencia (Hz)	Coeficiente Espectral (u.a.)
720	0.029166006
1020	1.623128262
1080	0.059161146
1140	0.160866145
1260	0.026412227
1380	0.054640651
1440	0.024438665

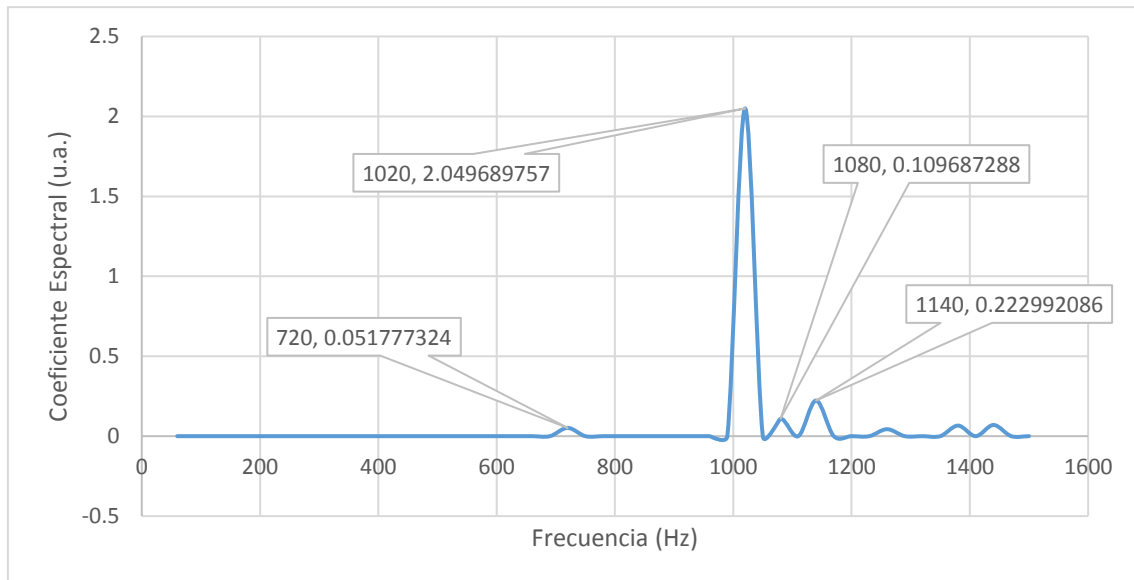


Figura E.9. Espectro de Frecuencia del motor sin avería, registro SANO10.

En la tabla E.9 se muestran los coeficientes espectrales de mayor magnitud, para el espectro de frecuencia del registro SANO10 y sus respectivas frecuencias.

Tabla E.9. Coeficientes espectrales de mayor magnitud en el espectro de frecuencia, registro SANO10.

Frecuencia (Hz)	Coeficiente Espectral (u.a.)
720	0.051777324
1020	2.049689757
1080	0.109687288
1140	0.222992086
1260	0.043592143
1380	0.066080276
1440	0.06996721

ANEXO F

ESPECTROS DEL MOTOR CON AVERÍA

En la figura F.1 se muestra el espectro de frecuencia para el registro FALLA2.

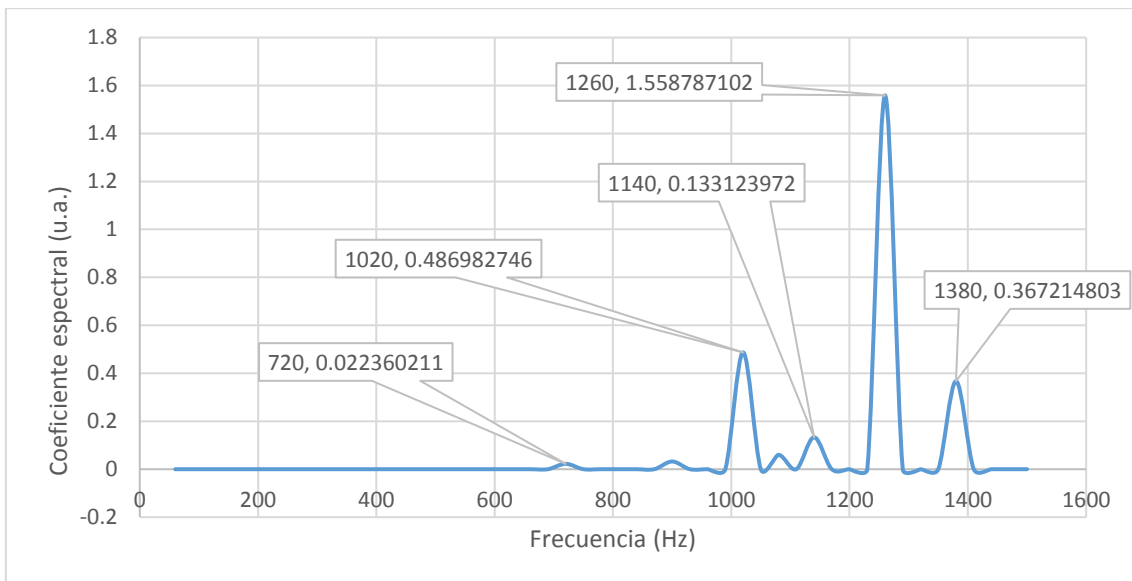


Figura F.1. Espectro de Frecuencia del motor averiado, registro FALLA2

En la tabla F.1 se muestran los coeficientes espectrales de mayor magnitud de los espectros de frecuencia para el ruido acústico del motor averiado, registro FALLA 2.

En la figura F.2 se muestra el espectro de frecuencia para el registro FALLA3.

Tabla F.1. Coeficientes espectrales de mayor magnitud en el espectro de frecuencia del motor con avería, registro FALLA2.

Frecuencia (Hz)	Coefficiente Espectral (u.a.)
720	0.0224
900	0.0322
1020	0.4870
1080	0.0598
1140	0.1331
1260	1.5588
1380	0.3672

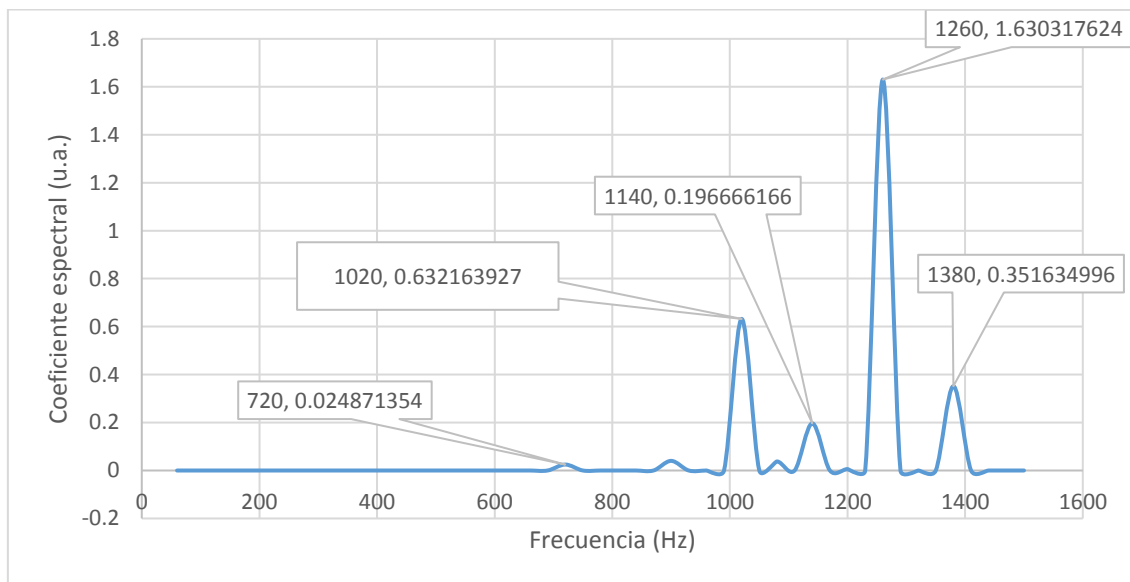


Figura F.2. Espectro de Frecuencia del motor averiado, registro FALLA3.

En la tabla F.2 se muestran los coeficientes espectrales de mayor magnitud de los espectros de frecuencia para el ruido acústico del motor averiado, registro FALLA 3.

En la figura F.3 se muestra el espectro de frecuencia para el registro FALLA4.

Tabla F.2. Coeficientes espectrales de mayor magnitud en el espectro de frecuencia del motor con avería, registro FALLA3.

Frecuencia (Hz)	Coefficiente Espectral (u.a.)
720	0.024871354
900	0.040250521
1020	0.632163927
1080	0.037799985
1140	0.196666166
1200	0.006064879
1260	1.630317624
1380	0.351634996

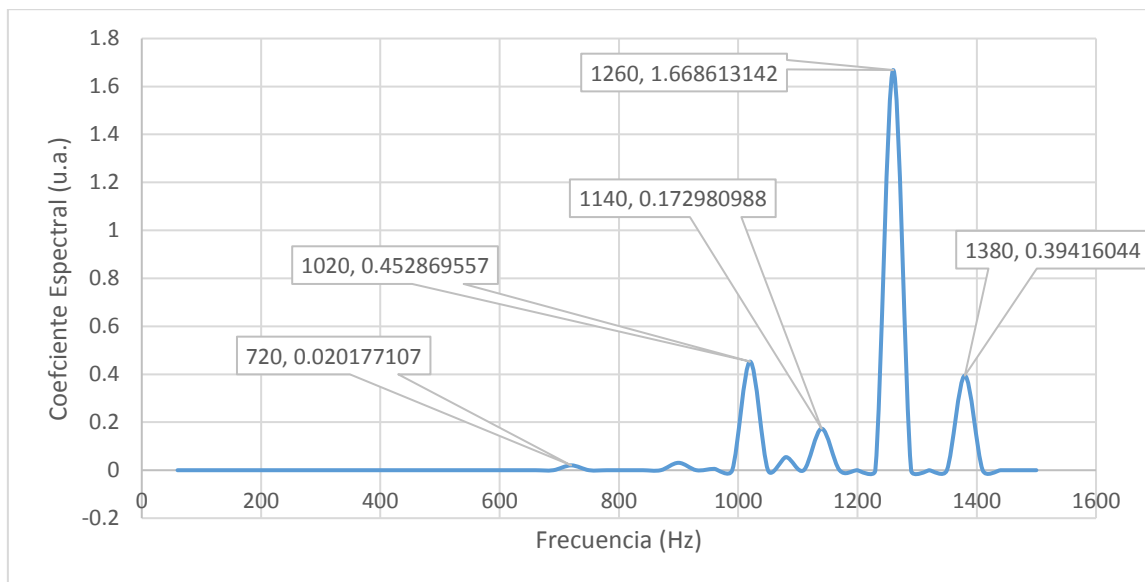


Figura F.3. Espectro de Frecuencia del motor averiado, registro FALLA4.

En la tabla F.3 se muestran los coeficientes espectrales de mayor magnitud de los espectros de frecuencia para el ruido acústico del motor averiado, registro FALLA 4.

En la figura F.4 se muestra el espectro de frecuencia del motor en estado de FALLA para el registro de sonido FALLA5.

Tabla F.3. Coeficientes espectrales de mayor magnitud en el espectro de frecuencia del motor con avería, registro FALLA4.

Frecuencia (Hz)	Coficiente Espectral (u.a.)
720	0.020177107
900	0.030830723
960	0.005713692
1020	0.452869557
1080	0.05471732
1140	0.172980988
1260	1.668613142
1380	0.39416044

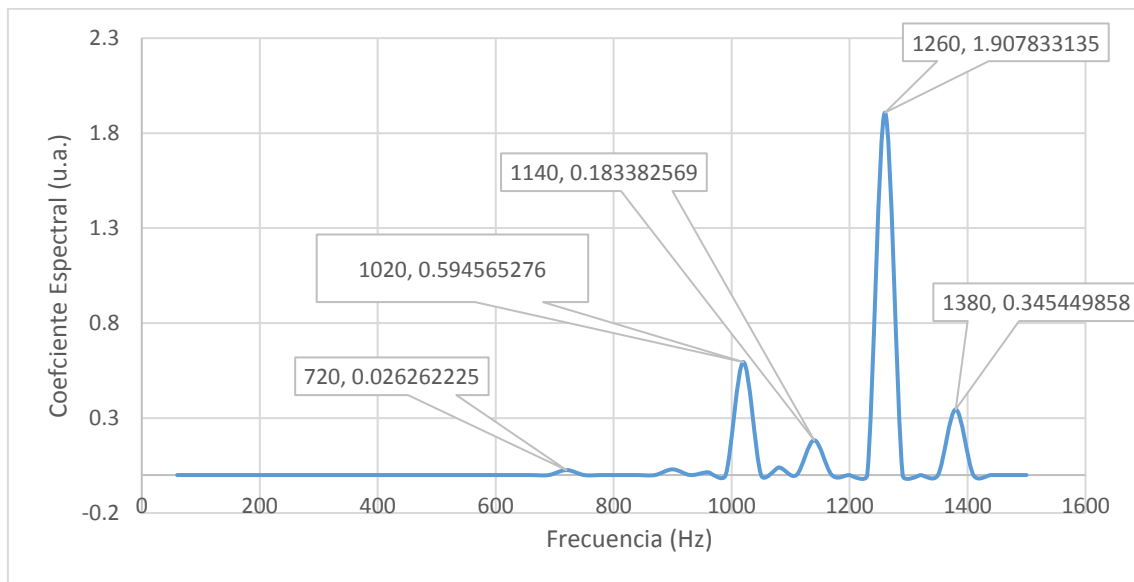


Figura F.4. Espectro de Frecuencia del motor averiado, registro FALLA5.

En la tabla F.4 se muestran los coeficientes espectrales de mayor magnitud de los espectros de frecuencia para el ruido acústico del motor averiado, registro FALLA 5.

En la figura F.5 se muestra el espectro de frecuencia para el registro FALLA6.

Tabla F.4. Coeficientes espectrales de mayor magnitud en el espectro de frecuencia del motor con avería, registro FALLA5.

Frecuencia (Hz)	Coeficiente Espectral (u.a.)
720	0.026262225
900	0.029992335
960	0.0146505
1020	0.594565276
1080	0.040038465
1140	0.183382569
1260	1.907833135
1380	0.345449858

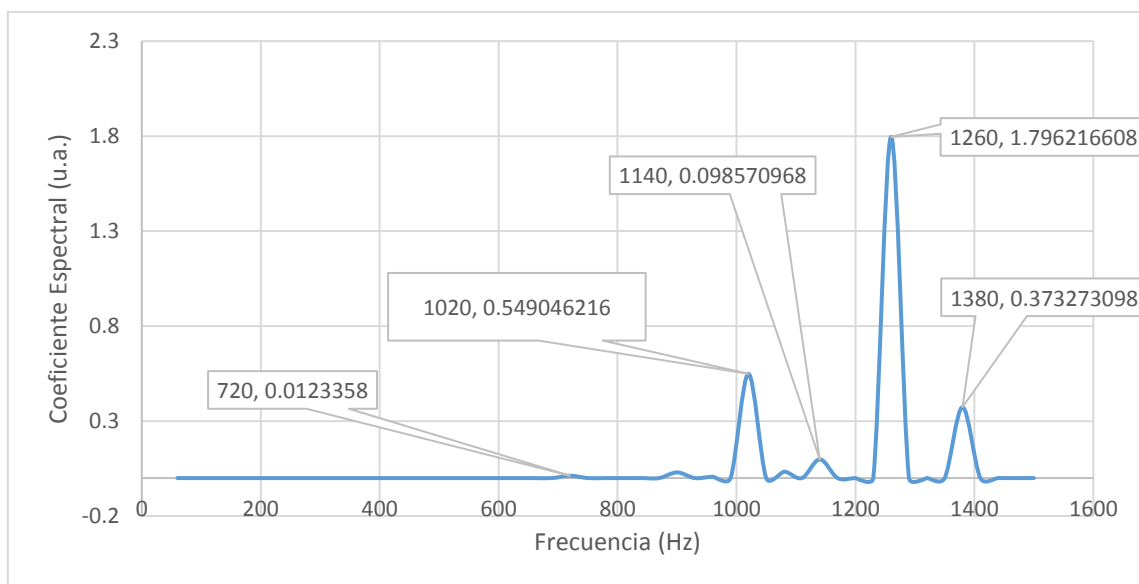


Figura F.5. Espectro de Frecuencia del motor averiado, registro FALLA6.

En la tabla F.5 se muestran los coeficientes espectrales de mayor magnitud de los espectros de frecuencia para el ruido acústico del motor averiado, registro FALLA6.

En la figura F.6 se muestra el espectro de frecuencia para el registro FALLA7.

Tabla F.5. Coeficientes espectrales de mayor magnitud en el espectro de frecuencia del motor con avería, registro FALLA6.

Frecuencia (Hz)	Coeficiente Espectral (u.a.)
720	0.0123358
900	0.029739715
960	0.006815188
1020	0.549046216
1080	0.033643491
1140	0.098570968
1260	1.796216608
1380	0.373273098

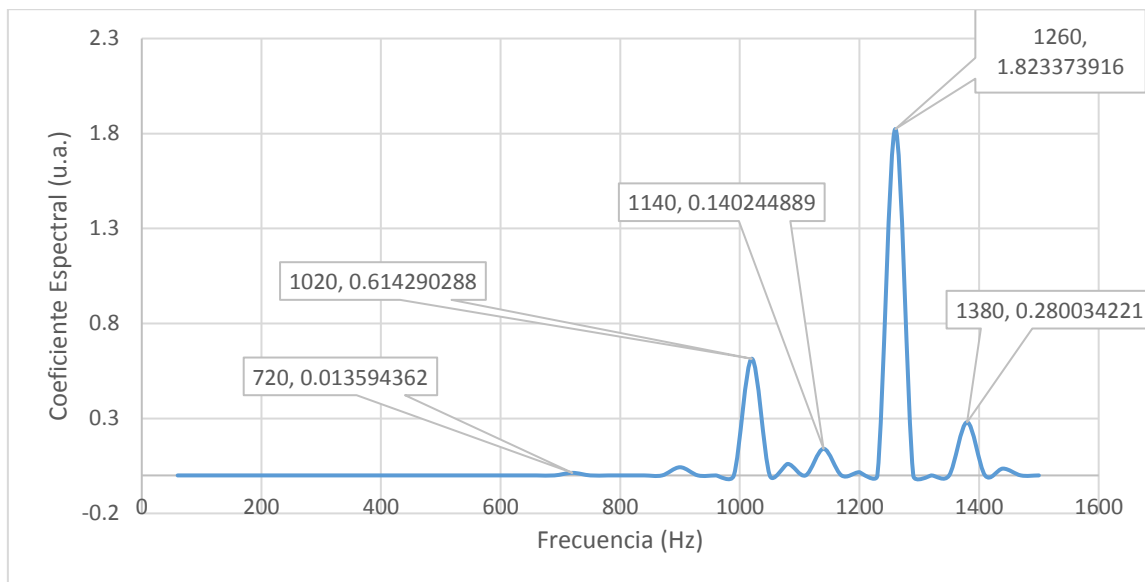


Figura F.6. Espectro de Frecuencia del motor averiado, registro FALLA7.

En la tabla F.6 se muestran los coeficientes espectrales de mayor magnitud de los espectros de frecuencia para el ruido acústico del motor averiado, registro FALLA7.

En la figura F.7 se muestra el espectro de frecuencia para el registro FALLA8.

Tabla F.6. Coeficientes espectrales de mayor magnitud en el espectro de frecuencia del motor con avería, registro FALLA7.

Frecuencia (Hz)	Coeficiente Espectral (u.a.)
720	0.013594362
900	0.043048668
1020	0.614290288
1080	0.060593403
1140	0.140244889
1200	0.016989733
1260	1.823373916
1380	0.280034221
1440	0.03601961

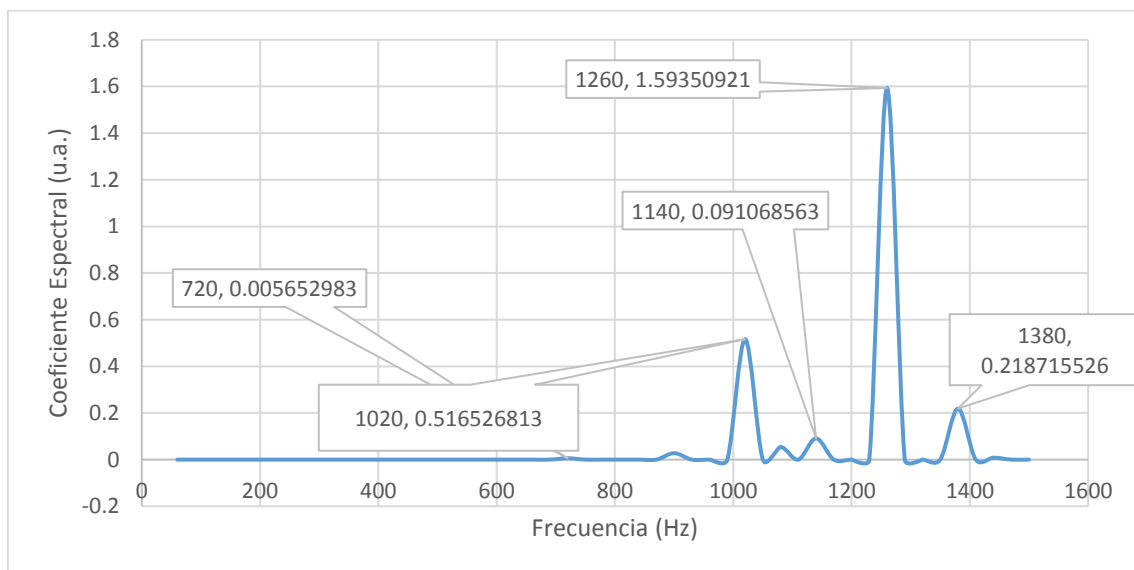


Figura F.7. Espectro de Frecuencia del motor averiado, registro FALLA8.

En la tabla F.7 se muestran los coeficientes espectrales de mayor magnitud de los espectros de frecuencia para el ruido acústico del motor averiado, registro FALLA8.

En la figura F.8 se muestra el espectro de frecuencia para el registro FALLA9.

Tabla F.7. Coeficientes espectrales de mayor magnitud en el espectro de frecuencia del motor con avería, registro FALLA8.

Frecuencia (Hz)	Coeficiente Espectral (u.a.)
720	0.005652983
900	0.027447744
1020	0.516526813
1080	0.054167683
1140	0.091068563
1260	1.59350921
1380	0.218715526
1440	0.008254892

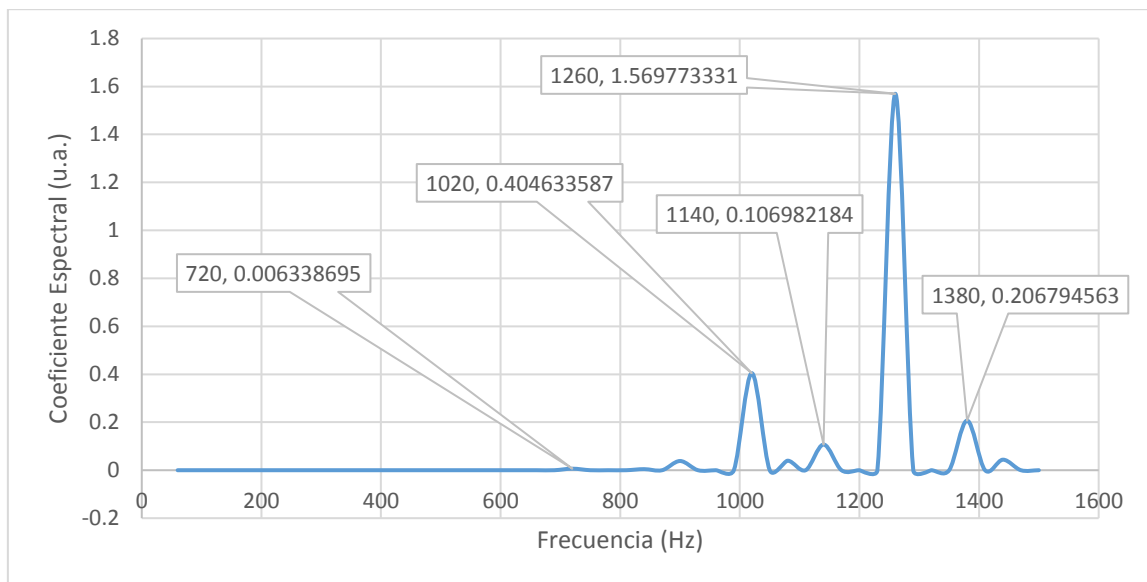


Figura F.8. Espectro de Frecuencia del motor averiado, registro FALLA9.

En la tabla F.8 se muestran los coeficientes espectrales de mayor magnitud de los espectros de frecuencia para el ruido acústico del motor averiado, registro FALLA9.

En la figura F.9 se muestra el espectro de frecuencia para el registro FALLA10.

Tabla F.8. Coeficientes espectrales de mayor magnitud en el espectro de frecuencia del motor averiado, registro FALLA9.

Frecuencia (Hz)	Coefficiente Espectral (u.a.)
720	0.006338695
840	0.004398699
900	0.038275767
1020	0.404633587
1080	0.0396736
1140	0.106982184
1260	1.569773331
1380	0.206794563
1440	0.043888772

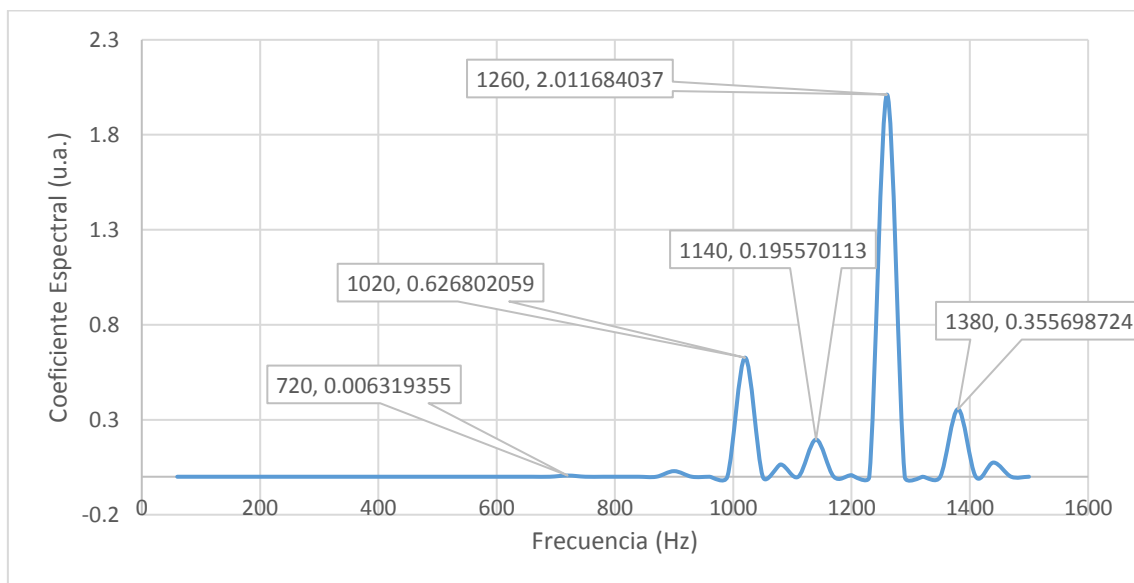


Figura F.9. Espectro de Frecuencia del motor averiado, registro FALLA10.

En la tabla F.9 se muestran los coeficientes espectrales de mayor magnitud de los espectros de frecuencia para el ruido acústico del motor averiado, registro FALLA10.

Tabla F.9. Coeficientes espectrales de mayor magnitud en el espectro de frecuencia del motor averiado, registro FALLA10.

Frecuencia (Hz)	Coficiente Espectral (u.a.)
720	0.006319355
900	0.029396101
1020	0.626802059
1080	0.064591319
1140	0.195570113
1200	0.008264896
1260	2.011684037
1380	0.355698724
1440	0.074726194