



Universidad de Valladolid



ESCUELA DE INGENIERÍAS  
INDUSTRIALES

UNIVERSIDAD DE VALLADOLID  
ESCUELA DE INGENIERIAS INDUSTRIALES

Grado en Ingeniería Eléctrica

**Aplicación de la técnica de estimación  
espectral MUSIC y de la Transformada de  
Park para la detección de fallos en  
motores de inducción**

Autor:

Fradejas Ordax, Álvaro

Tutor: Moríñigo Sotelo, Daniel

Cotutor: Fernández Cavero, Vanesa

Departamento Ingeniería Eléctrica

Valladolid, Julio 2016.



Universidad de Valladolid



ESCUELA DE INGENIERÍAS  
INDUSTRIALES



## AGRADECIMIENTOS

Es aquí donde quiero expresar mi más sincero agradecimiento a Daniel Moríñigo Sotelo, sin el cual no podría haber realizado el presente proyecto, por la paciencia, los innumerables correos y visitas al despacho que me ayudaban a seguir avanzando.

A mis padres, Begoña y José, que han hecho posible todo esto. Y en especial a mi hermano, José, que siempre ha estado ahí para aconsejarme durante estos años.

A mi novia, Raquel, por animarme a trabajar más todos los días y por esas horas a mi lado durante el proyecto.

A mi compañero y amigo Cristian, por todos esos años de carrera juntos y a mi gran amigo Rubén, que siempre está ahí.

Acordarme también de mis compañeros de trabajo y de carrera, en especial de Javi, Félix, Salinas, Nacho, Isra, Castri, Raúl y Javi.

No me olvido del resto de personas, que ya sabéis quiénes sois y me habéis acompañado en esta etapa. Sois muchos, no puedo citaros a todos, lo siento.

Han sido años de mucho esfuerzo pero con vuestra ayuda todo ha sido mucho más fácil.

Gracias a todos.





## RESUMEN

La detección de fallos en motores de inducción a través del análisis de la corriente del estator presenta muchas ventajas respecto a otros procedimientos, como la termografía, análisis del ruido o vibraciones, flujo magnético, etc. Entre dichas ventajas se pueden citar la utilización de un sensor no invasivo y su posible aplicación en métodos de detección y diagnóstico online. Sin embargo, sobre la señal es necesario aplicar una transformada matemática, en el dominio de la frecuencia, del tiempo o del tiempo-frecuencia, para poder extraer y posteriormente cuantificar los indicadores del fallo. En este proyecto se pretende aplicar conjuntamente dos transformadas, Park y MUSIC, para detectar fallos en motores de inducción alimentados de red y por convertidor. En este caso presenta claros retos puesto que hay que conseguir aislar la información útil del contenido armónico introducido por la fuente en la corriente de alimentación del motor.

## PALABRAS CLAVE

Motor de Inducción, Detección de Fallos, Análisis espectral, Transformada de Park, Transformada MUSIC.





# ÍNDICE:

---



Universidad de Valladolid



ESCUELA DE INGENIERÍAS  
INDUSTRIALES





## Tabla de contenido

ÍNDICE: .....	VII
ÍNDICE DE FIGURAS: .....	XIII
ÍNDICE DE TABLAS: .....	XXI
ÍNDICE DE ECUACIONES: .....	XXV
<b>CAPÍTULO 1: JUSTIFICACIÓN Y OBJETIVOS.....</b>	<b>1</b>
1.1. <i>Justificación</i> .....	3
1.2. <i>Objetivos</i> .....	5
1.3. <i>Estructura:</i> .....	5
<b>CAPÍTULO 2: MOTOR DE INDUCCIÓN .....</b>	<b>7</b>
2. <b>MOTOR DE INDUCCIÓN .....</b>	<b>9</b>
2.1. <i>Introducción</i> .....	9
2.2. <i>Características constructivas</i> .....	9
2.2.1. Estátor de un motor de inducción .....	10
2.2.2. Rotor de un motor de inducción .....	11
2.3. <i>Principio de funcionamiento</i> .....	13
2.3.1. Características de funcionamiento:.....	16
2.3.2. Ventajas e inconvenientes de los motores de inducción .....	18
<b>CAPÍTULO 3: FALLO EN MOTORES DE INDUCCIÓN .....</b>	<b>19</b>
3. <b>FALLO EN MOTORES DE INDUCCIÓN .....</b>	<b>21</b>
3.1. <i>Introducción</i> .....	21
3.2. <i>Fallos que afectan al estátor y al rotor del motor de inducción</i> .....	21
3.2.1. Esfuerzos que afectan al estátor .....	23
3.2.2. Esfuerzos que afectan al rotor.....	26
3.3. <i>Excentricidad en motores de inducción</i> .....	29
3.3.1. Excentricidad estática:.....	29
3.3.2. Excentricidad dinámica.....	30
3.3.3. Excentricidad mixta .....	31
3.3.4. Fallo debido a excentricidad rotórica .....	31
3.4. <i>Rotura de barra(s) en motores de inducción</i> .....	32
3.4.1. Fallo debido a la rotura de barras del rotor .....	33
3.5. <i>Rodamientos en motores de inducción</i> .....	35
3.5.1. Fallo de rodamientos.....	37
3.5.2. Técnicas de Diagnóstico de rodamientos .....	40
<b>CAPÍTULO 4: TÉCNICAS DE DETECCIÓN DE FALLOS .....</b>	<b>43</b>
4. <b>TÉCNICAS DE DETECCIÓN DE FALLOS .....</b>	<b>45</b>
4.1. <i>Introducción</i> .....	45
4.2. <i>Técnicas de detección de fallos en máquinas de inducción</i> .....	45
4.2.1. Técnicas tradicionales .....	45



4.2.2.	Técnicas modernas .....	46
<b>CAPÍTULO 5: ANÁLISIS DE SEÑALES EN EL DOMINIO DE LA FRECUENCIA.....</b>		<b>53</b>
5.	ANÁLISIS DE SEÑALES EN EL DOMINIO DE LA FRECUENCIA .....	55
5.1.	<i>Introducción</i> .....	55
5.2.	<i>Clasificación de señales</i> .....	55
5.3.	<i>Análisis de señales</i> .....	58
5.3.1.	Transformada de Fourier.....	58
5.3.2.	Transformada Discreta de Fourier (DFT) .....	59
5.3.3.	Transformada Rápida de Fourier.....	61
5.4.	<i>Muestreo de señales</i> .....	63
5.4.1.	Limitaciones del muestreo de señales.....	64
<b>CAPÍTULO 6: BANCO DE ENSAYOS .....</b>		<b>75</b>
6.	BANCO DE ENSAYOS .....	77
6.1.	<i>Introducción</i> .....	77
6.2.	<i>Banco de ensayos</i> .....	77
6.2.1.	Alimentación .....	78
6.2.2.	Motor .....	81
6.2.3.	Freno .....	82
6.2.4.	Sensores .....	82
6.2.5.	Transductores.....	84
6.2.6.	Tarjeta de adquisición de datos .....	85
6.3.	<i>Metodología para la realización de los ensayos</i> .....	87
6.3.1.	Etapas a seguir en cada ensayo .....	87
6.3.2.	Sistema y metodología de adquisición de datos .....	88
<b>CAPÍTULO 7: TRANSFORMADA DE PARK.....</b>		<b>91</b>
7.	TRANSFORMADA DE PARK .....	93
7.1.	<i>Introducción</i> .....	93
7.2.	<i>Análisis mediante la representación temporal D-Q en coordenadas polares</i> .	94
7.3.	<i>Análisis mediante la Frecuencia de la corriente ID e IQ</i> .....	96
7.4.	<i>Análisis mediante la frecuencia del módulo de Park</i> .....	97
7.5.	<i>Análisis mediante la frecuencia del ángulo de Park</i> .....	98
<b>CAPÍTULO 8: TÉCNICA DE ANÁLISIS ESPECTRAL MUSIC.....</b>		<b>101</b>
8.	TÉCNICA DE ANÁLISIS ESPECTRAL MUSIC (MULTIPLE SIGNAL CHARACTERIZACION).....	103
8.1.	<i>Introducción</i> .....	103
8.2.	<i>Estimación en frecuencia</i> .....	104
8.2.1.	Introducción .....	104
8.2.2.	Descomposición en valores singulares y autovectores de una matriz de correlación.....	104
8.2.3.	Formulación del algoritmo de estimación.....	106
8.3.	<i>Algoritmo MUSIC</i> .....	110



<b>CAPÍTULO 9: RESULTADOS .....</b>	<b>121</b>
9. RESULTADOS.....	123
9.1. <i>Procedimiento de análisis</i> .....	123
9.1.1. Datos iniciales.....	123
9.1.2. Obtención del estacionario de la señal .....	126
9.1.3. Remuestreo .....	128
9.1.4. Transformada de Park .....	131
9.1.5. Técnica de análisis espectral MUSIC.....	131
9.2. <i>Frecuencia teórica del armónico de fallo</i> .....	136
9.3. <i>Ensayos a motores alimentados desde red</i> .....	136
9.3.1. Motores sanos.....	136
9.3.2. Motores con barras rotas.....	138
9.4. <i>Ensayos a motores alimentados a través de inversor</i> .....	140
9.4.1. Motores sanos.....	140
9.4.2. Motores con barras rotas.....	141
<b>CAPÍTULO 10: ESTUDIO ECONÓMICO .....</b>	<b>145</b>
10. ESTUDIO ECONÓMICO .....	147
10.1. <i>Costes derivados del proyecto</i> .....	147
10.2. <i>Costes directos</i> .....	147
10.2.1. Calculo de coste temporal .....	148
10.2.2. Coste de mano de obra directa .....	149
10.2.3. Costes material .....	151
10.2.4. Gastos directos .....	152
10.3. <i>Costes indirectos</i> .....	152
10.4. <i>Costes Totales</i> .....	153
<b>CAPÍTULO 11: CONCLUSIONES .....</b>	<b>155</b>
11. CONCLUSIONES .....	157
11.1. <i>Resultados obtenidos</i> .....	157
11.2. <i>Conclusiones</i> .....	157
11.3. <i>Líneas de continuación</i> .....	158
<b>BIBLIOGRAFÍA.....</b>	<b>159</b>
<b>ANEXO .....</b>	<b>165</b>
12. ANEXO: CÓDIGO EN MATLAB.....	167
12.1. <i>Ejecutar</i> .....	167
12.2. <i>ObtenerEstacionario</i> .....	170
12.3. <i>FractionalResampling</i> .....	171
12.4. <i>Park</i> .....	171
12.5. <i>MUSIC_ID</i> .....	171
12.6. <i>MUSIC_IQ</i> .....	172





# ÍNDICE DE FIGURAS:

---





## Índice de figuras

Figura 2.1 - Estátor .....	10
Figura 2.2 - Rotor bobinado .....	12
Figura 2.3 - Rotor de jaula de ardilla .....	12
Figura 2.4 - Distribución senoidal del campo magnético rotatorio .....	14
Figura 2.5 - Conexión estrella y triángulo.....	15
Figura 2.6 - Cambio del sentido de giro .....	16
Figura 2.7 - Características de funcionamiento de un motor de inducción en función de la carga .....	16
Figura 3.1 - Tipos de roces entre rotor y estátor .....	25
Figura 3.2 - Excentricidad estática $Q=f(\theta)$ .....	29
Figura 3.3 - Excentricidad dinámica $Q=f(\theta,t)$ .....	30
Figura 3.4 - Excentricidad mixta .....	31
Figura 3.5 - Rotores de motores de inducción: en la parte superior rotor de cobre; en la parte inferior rotor de aluminio fundido .....	33
Figura 3.6 - Barras rotas en la proximidad del anillo de cortocircuito en un motor de inducción .....	34
Figura 3.7 - Componentes principales de los rodamientos .....	36
Figura 3.8 - Datos estadísticos de las causas que producen fallos en los rodamientos .....	37
Figura 3.9 - Análisis de la picadura por etapas .....	40
Figura 3.10 - Generación de impactos por la presencia de un defecto.....	41
Figura 5.1 - Clasificación de señales temporales.....	56
Figura 5.2 - Resultados de utilizar las herramientas de Fourier a una señal cuadrada .....	61
Figura 5.3 - Comparación del número de multiplicaciones requeridas por el cálculo directo y el algoritmo de la FFT .....	63
Figura 5.4 - Diagrama de bloques de un ADS.....	64



Figura 5.5 - Proceso de muestreo con aliasing .....	65
Figura 5.6 - Muestreo y formación del alias.....	66
Figura 5.7- Diagrama de bloques del ADS con filtro antialiasing.....	67
Figura 5.8 - Distorsión de la señal de entrada .....	67
Figura 5.9 - Efecto leakage .....	68
Figura 5.10 - Espectro sin ventana.....	68
Figura 5.11 - Función ventana Hanning.....	69
Figura 5.12 - Ejemplos del funcionamiento de la ventana Uniforme sobre diferentes señales .....	70
Figura 5.13 - Función ventana Flat top .....	71
Figura 5.14 - : Representación conjunta de las ventanas Rectangular, Hanning, Kaiser-Bessel y Flat Top .....	72
Figura 5.15 - Margen dinámico.....	73
Figura 6.1 - Banco de ensayos.....	77
Figura 6.2 - Fuente de alimentación a la izquierda y caja de conexiones a la derecha.....	78
Figura 6.3 - Banco de ensayos cuyo motor es alimentado directamente a través de la red .....	78
Figura 6.4 - Banco de ensayos cuyo motor es alimentado a través de un convertidor .....	78
Figura 6.5 - Convertidor AB PowerFlex 40 .....	79
Figura 6.6 - Convertidor MicroMaster 420 de Siemens a la izquierda, y el convertidor LG Modelo SV-iG5A de LS a la derecha.....	80
Figura 6.7 - Convertidor Altivar 66 Telemecánica .....	80
Figura 6.8 - Convertidor didáctico Lucas-Nülle.....	81
Figura 6.9 - Motor de inducción nº 8.....	81
Figura 6.10 - Controlador de freno a la izquierda y freno de polvo magnético a la derecha.....	82





Figura 6.11 - Tacómetro láser a la izquierda y tacómetro digital a la derecha .....83

Figura 6.12 - Sensor óptico del tacómetro digital .....83

Figura 6.13 - Pinza amperimétrica .....84

Figura 6.14 - Transductor de intensidad a la izquierda y detalle del transductor de intensidad a la derecha .....85

Figura 6.15 - Transductor de tensión a la izquierda y detalle del transductor de tensión la derecha .....85

Figura 6.16 - Tarjeta de adquisición de datos .....86

Figura 6.17- Esquema que muestra la disposición de las conexiones de los transductores .....88

Figura 7.1 - Sistema trifásico equilibrado .....93

Figura 7.2 - Vector Complejo de Park (Caso Ideal) .....93

Figura 7.3 - Vector Complejo de Park (Caso Ideal) .....95

Figura 7.4 - Vector Complejo de Park (Caso fallo) .....95

Figura 7.5 - Representación Temporal de las coordenadas D-Q en forma polar, motor sano y motor con fallo .....95

Figura 7.6 - Señal de la intensidad en el tiempo .....96

Figura 7.7 - Representación en frecuencia de la Corriente ID armónico principal, motor sano y motor con fallo .....96

Figura 7.8 - Representación en frecuencia de la Corriente ID quinto armónico, motor sano y motor con fallo .....97

Figura 7.9 - Representación en frecuencia del módulo de Park, motor y motor con fallo .....98

Figura 7.10 - Representación en frecuencia del ángulo de Park armónico principal, motor sano y motor con fallo .....99

Figura 7.11 - Representación en frecuencia del ángulo de Park quinto armónico, motor sano y motor con fallo .....99

Figura 8.1 - Representación temporal de una señal (Ejemplo) ..... 114



Figura 8.2 - Espectro de frecuencias de una señal (Ejemplo)..... 114

Figura 8.3 - Corriente en una fase del estator. Dominio temporal..... 116

Figura 8.4 - Detalle de la corriente de una fase del estator. Armónicos ..... 117

Figura 8.5 - Densidad Espectral de Potencia de la corriente en el estator .. 118

Figura 8.6 - Densidad Espectral de Potencia una vez aplicada la técnica  
MUSIC a la corriente del estator ..... 119

Figura 9.1 - Fichero 'Data' Matlab ..... 123

Figura 9.2 - Velocidad ..... 124

Figura 9.3 - Corrientes R, S y T..... 125

Figura 9.4 - Corrientes RST ..... 125

Figura 9.5 - Fichero 'Estacionario' Matlab ..... 126

Figura 9.6 - Estacionario de la velocidad ..... 127

Figura 9.7 - Estacionario de las corrientes R, S y T ..... 127

Figura 9.8 - Estacionario de las corrientes RST..... 128

Figura 9.9 - Velocidad remuestreada ..... 129

Figura 9.10 - Corrientes R, S y T remuestreadas..... 130

Figura 9.11 - Corrientes R, S y T remuestreadas..... 130

Figura 9.12 - Orden 1, corriente ID..... 132

Figura 9.13 - Orden 10, corriente ID ..... 133

Figura 9.14 - Fallo de barras, orden 17, corriente ID..... 134

Figura 9.15 - Frecuencias espurias, orden 95, corriente ID ..... 134

Figura 9.16 - Fallo de barras, orden 15, corriente IQ..... 135

Figura 9.17 - Espectros en frecuencias del motor  
M8\_RED1\_50\_NC2\_R1\_0003 ..... 137

Figura 9.18 - Espectros en frecuencias del motor  
M8\_RED1\_50\_NC2\_R1\_0015 ..... 137



Figura 9.19 - Espectros en frecuencias del motor M8_RED5_50_NC2_R5_0001 .....	138
Figura 9.20 - Espectros en frecuencias del motor M8_RED5_50_NC2_R5_0008 .....	139
Figura 9.21 - Espectros en frecuencias del motor M8_AB1_50_NC2_R1_0007 .....	140
Figura 9.22 - Espectros en frecuencias del motor M8_AB1_50_NC2_R1_0008 .....	141
Figura 9.23 - Espectros en frecuencias del motor M8_AB1_50_NC2_R5_0006 .....	142
Figura 9.24 - Espectros en frecuencias del motor M8_AB1_50_NC2_R5_0007 .....	142
Figura 10.1 - Total horas proyecto.....	149
Figura 10.2 - Porcentaje del tiempo total dedicado.....	149



Universidad de Valladolid



ESCUELA DE INGENIERÍAS  
INDUSTRIALES



# ÍNDICE DE TABLAS:

---



Universidad de Valladolid



ESCUELA DE INGENIERÍAS  
INDUSTRIALES



## Índice de tablas

Tabla 3.1 - Fallos principales que afectan al estátor y al rotor .....	22
Tabla 5.1 - Comparación de las ventanas Rectangular, Hanning, Kaiser-Bessel y Flat Top .....	72
Tabla 6.1 - Especificaciones técnicas del tacómetro láser.....	83
Tabla 6.2 - Características de la tarjeta de adquisición de datos.....	86
Tabla 8.1 - Reducción de operaciones entre DFT y FFT.....	113
Tabla 10.1 - Desglose en horas del trabajo realizado.....	148
Tabla 10.2 - Coste mano de obra .....	150
Tabla 10.3 - Días anuales trabajados .....	150
Tabla 10.4 - Coste de las fases del proyecto.....	151
Tabla 10.5 - Coste de las amortizaciones.....	152
Tabla 10.6 - Coste total del proyecto .....	153







# ÍNDICE DE ECUACIONES:

---





## Índice de Ecuaciones

Ecuación ( 2.1 ).....	14
Ecuación ( 2.2 ).....	14
Ecuación ( 2.3 ).....	15
Ecuación ( 5.1 ).....	58
Ecuación ( 5.2 ).....	58
Ecuación ( 5.3 ).....	59
Ecuación ( 5.4 ).....	59
Ecuación ( 5.5 ).....	60
Ecuación ( 5.6 ).....	60
Ecuación ( 5.7 ).....	60
Ecuación ( 5.8 ).....	60
Ecuación ( 5.9 ).....	62
Ecuación ( 5.10 ).....	62
Ecuación ( 5.11 ).....	62
Ecuación ( 5.12 ).....	62
Ecuación ( 7.1 ).....	93
Ecuación ( 7.2 ).....	93
Ecuación ( 7.3 ).....	94
Ecuación ( 7.4 ).....	94
Ecuación ( 7.5 ).....	94
Ecuación ( 7.6 ).....	94



Ecuación ( 7.7 ).....	94
Ecuación ( 7.8 ).....	94
Ecuación ( 7.9 ).....	95
Ecuación ( 7.10 ) .....	98
Ecuación ( 7.11 ) .....	98
Ecuación ( 8.1 ).....	103
Ecuación ( 8.2 ).....	104
Ecuación ( 8.3 ).....	105
Ecuación ( 8.4 ).....	105
Ecuación ( 8.5 ).....	105
Ecuación ( 8.6 ).....	105
Ecuación ( 8.7 ).....	105
Ecuación ( 8.8 ).....	106
Ecuación ( 8.9 ).....	106
Ecuación ( 8.10 ) .....	106
Ecuación ( 8.11 ) .....	107
Ecuación ( 8.12 ) .....	107
Ecuación ( 8.13 ) .....	107
Ecuación ( 8.14 ) .....	107
Ecuación ( 8.15 ) .....	108
Ecuación ( 8.16 ) .....	109
Ecuación ( 8.17 ) .....	109



Ecuación ( 8.18 ) .....	109
Ecuación ( 8.19 ) .....	110
Ecuación ( 8.20 ) .....	110
Ecuación ( 8.21 ) .....	111
Ecuación ( 8.22 ) .....	112
Ecuación ( 8.23 ) .....	112
Ecuación ( 9.1 ) .....	129
Ecuación ( 9.2 ) .....	131
Ecuación ( 9.3 ) .....	131
Ecuación ( 9.4 ) .....	136



Universidad de Valladolid



ESCUELA DE INGENIERÍAS  
INDUSTRIALES



# CAPÍTULO 1: JUSTIFICACIÓN Y OBJETIVOS

---







# 1. JUSTIFICACIÓN Y OBJETIVOS

## 1.1. Justificación

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.

Los motores de inducción de jaula de ardilla son los más usados en diferentes aplicaciones industriales, y tradicionalmente se les han considerado máquinas con un índice de averías muy bajo, ya que debido a sus características constructivas son los más robustos, y por tanto, los que menor mantenimiento precisan. Sin embargo, la tendencia actual a reducir los costes, hacia una producción de mayor calidad y a evitar las interrupciones en los procesos de producción, ha hecho que cada vez sea más necesario controlar el funcionamiento interno de las máquinas, y así poder detectar cualquier posible indicio de fallo incluso antes de que se produzca.

Todo esto, ha llevado a tratar de sustituir el mantenimiento preventivo, que se basa en la sustitución programada de piezas susceptibles de sufrir una avería, lo cual provoca un desaprovechamiento en el uso de estos elementos, hecho que va en contra de la reducción de costes que se busca. Así, el mantenimiento preventivo está evolucionado hacia la vigilancia y control de determinados parámetros o variables de funcionamiento, los cuales van a determinar el momento adecuado para intervenir y así corregir lo que en un futuro sería una probable avería. Esto es lo que se conoce como mantenimiento predictivo.

Existen diversas técnicas para detectar fallos en estos motores eléctricos tales como, el análisis de vibraciones, análisis de temperatura y la técnica de MCSA (Motor Current Signal Analysis). El MCSA, que trata de monitorizar la corriente consumida por el motor, presenta varias ventajas frente a los otros métodos. La principal es que es un método no invasivo, puesto que la corriente se puede medir con una pinza amperimétrica.

En la última década se ha producido un cambio en la industria con la generalización del uso de los convertidores de frecuencia para alimentar los motores de inducción. Los variadores de frecuencia, usados para regular la velocidad de trabajo de los motores, permiten ahorros energéticos y, por tanto, la reducción de costes de operación en aquellas máquinas accionadas



por motores eléctricos que no trabajan a plena carga la mayor parte del tiempo. El uso de esta tecnología aporta otros beneficios adicionales, como son la mejora de la calidad del producto y fiabilidad del sistema, o la prolongación de la vida útil de los equipos.

Los motores de inducción, aunque son máquinas robustas, también pueden sufrir averías, cuya importancia económica suele estar ligada a la criticidad del motor dentro de un proceso productivo, y no tanto al valor real del motor. Los diferentes tipos de fallos producen variaciones en el campo magnético del motor, que se traduce en la aparición de armónicos, los cuáles inducen fuerzas magnetomotrices, que finalmente dan lugar a la aparición de armónicos en la corriente de alimentación del motor. En el caso de asimetrías en el rotor (rotura de barras), el fallo se manifiesta en forma de bandas alrededor del armónico fundamental, e incluso alrededor de algunos armónicos enteros superiores.

En la técnica del MCSA para detectar fallos normalmente se emplea la transformada de Fourier para analizar el espectro de la corriente. Lo normal suele ser monitorizar sólo una de las tres fases del motor. Para detectar si existe fallo o no en la máquina, se procesa la señal o señales adquiridas, en este caso las corrientes. El procesamiento suele realizar en el dominio de la frecuencia, normalmente con la transformada de Fourier. Esta técnica presenta una serie de desventajas, como su sensibilidad al ruido, su baja resolución espectral.

Existen otras técnicas para analizar la señal y en este TFG se emplearán dos de ellas. La primera se denomina transformada de Park. Requiere la captura de las tres corrientes de motor. Estas tres corrientes se transforman en dos componentes en cuadratura, con la esperanza de que una de ellas sea más sensible a los fallos. Para realizar el análisis espectral que empleará la técnica MUSIC, que es de alta resolución espectral y que permite reducir el ruido presente en la señal.

## 1.2. Objetivos

En este TFG se proponen los siguientes objetivos:

- Conocer y adquirir unos conocimientos básicos de dos técnicas que se pueden emplear para analizar las corrientes de un motor de inducción:
  - La transformada de Park.
  - La transformada MUSIC.
- Describir que ventajas podrían aportar estas técnicas en el análisis de corrientes para detectar los fallos.
- Aplicar estas técnicas a señales reales obtenidas en laboratorio.
- Obtener conclusiones sobre el uso de las técnicas.

## 1.3. Estructura:

El documento está formado por diferentes capítulos y apartados que se detallan a continuación:

Capítulo 1: Justificación y objetivos. En este apartado se exponen brevemente el fundamento de este proyecto y los objetivos que se persiguen con su desarrollo.

Capítulo 2: El motor de inducción. Consideramos necesaria una extensa introducción explicando el motor de inducción así como su uso en la actualidad y la importancia de este tipo de motor.

Capítulo 3: Fallos en motores de inducción. Se detallan los diferentes fallos que suceden en los motores de inducción, así como los diferentes tipos de mantenimiento que hay en la actualidad para detectarlos y solucionarlos. Para ello, en la parte final de este apartado comentamos las diferentes magnitudes físicas que se pueden registrar con el fin de llevar a cabo dicho mantenimiento.

Capítulo 4: Técnicas de detección de fallos. Explicación de las distintas y nuevas técnicas de detección de fallos en motores que son de carácter no invasivo y permiten el estudio del motor en funcionamiento,



Capítulo 5: Análisis de señales en el dominio de la frecuencia. Explicación de esta herramienta, comúnmente empleada para el diagnóstico de fallos a través de la corriente.

Capítulo 6: Banco de ensayos. Se describe el banco de ensayos del laboratorio donde se han tomado los datos necesarios para la realización del proyecto.

Capítulo 7: Transformada de Park. Explicación teórica de la transformada y de su aplicación a este proyecto.

Capítulo 8: Técnica de análisis espectral MUSIC. En él se muestra el fundamento matemático de la técnica empleada en este proyecto y los resultados que ofrece la misma en diferentes casos.

Capítulo 9: Resultados. En este apartado analizaremos los resultados de las distintas simulaciones y compararemos los resultados obtenidos.

Capítulo 10: Estudio económico. Como todo proyecto de Ingeniería es necesario realizar un estudio económico que determine el importe que debería ser proporcionado por el director facultativo al contratante del proyecto.

Capítulo 11: Conclusiones: Se explican los resultados obtenidos, las conclusiones a las que podemos llegar a través de esos resultados y las líneas a continuar.

Bibliografía: Por último se muestra un listado de todos los libros, conferencias, artículos, direcciones de Internet, programas, etc., consultados para la elaboración de este proyecto.

Anexo: Código usado en las simulaciones.



# CAPÍTULO 2: MOTOR DE INDUCCIÓN

---





## 2. MOTOR DE INDUCCIÓN

### 2.1. Introducción

Se denominan máquinas de inducción, o máquinas asíncronas, aquellas en las que la corriente que circula por uno de los devanados, se debe a la f.e.m. o al voltaje inducido por la acción del flujo creado a su vez, por el otro devanado. También reciben el nombre de máquinas asíncronas debido a que la velocidad de giro del rotor es la velocidad de la frecuencia de alimentación del motor.

Este motor es empleado en el sector de transporte en el vehículo eléctrico, alta velocidad, aeronáutica...

La importancia de los motores asíncronos o de inducción, se debe a su construcción simple y robusta, sencillez de mantenimiento, facilidad de instalación y bajo coste.

### 2.2. Características constructivas

Los motores de inducción están basados en el accionamiento de una masa metálica por la acción de un campo giratorio. Están formados por dos devanados con campos giratorios coaxiales: una es fija, y la otra móvil. También se les llama, respectivamente, estator y rotor.

El devanado del rotor, que conduce la corriente alterna que se produce por inducción desde el devanado del estátor conectado directamente a la red eléctrica, consiste en un conjunto de conductores de cobre o aluminio insertados en el rotor de laminaciones de acero. Se instalan anillos terminales de cortocircuito en ambos extremos de la “jaula de ardilla” o bien en uno de los extremos en el caso del rotor devanado.

Los motores de inducción de rotor devanado son menos utilizados, debido a su mayor costo, ya que requieren de más mantenimiento que los de jaula de ardilla.

### 2.2.1. Estátor de un motor de inducción

El estátor, Figura 2.1, de un motor de inducción (parte fija) es el inductor, es decir el encargado de crear el campo magnético.

Está formado por:

- Circuito magnético: tambor con forma cilíndrica y ranurado, formado de chapas de Fe aleado al Si, aisladas entre sí con Carlite, para reducir las pérdidas por corrientes parásitas. La misión de las ranuras es alojar a los conductores de los devanados.
- Circuito eléctrico: formado por tres devanados monofásicos que al conexaslos en estrella o triángulo, forman un devanado trifásico.

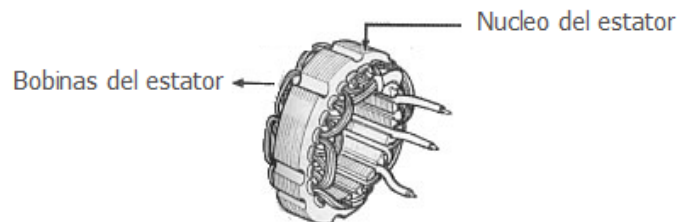


Figura 2.1 - Estátor

En su concepción más elemental, estos devanados son tres bobinas desfasadas  $120^\circ$ . Cada bobina está formada por 2 conductores diametralmente opuestos (bobina de paso diametral) y el estátor precisa entonces de 6 ranuras para alojarlos. De esta forma se desaprovecha la capacidad del estátor puesto que solamente son necesarias 6 ranuras para 3 bobinas. En los devanados reales la disposición es muy distinta:

- El número de ranuras es normalmente 24, 36, 48, etc.
- Las bobinas no son de paso diametral.
- Cada devanado monofásico está formado de varias de estas bobinas conectadas en serie.



En el interior del estátor va colocado el rotor, es la parte giratoria de la máquina. El espacio de aire que separa el estátor del rotor, necesario para que pueda girar la máquina se denomina entrehierro, siendo el campo magnético existente en el mismo, el que constituye el medio de acoplamiento entre los sistemas eléctrico y mecánico.

### **2.2.2. Rotor de un motor de inducción**

El rotor (parte giratoria) es el inducido en los motores de inducción, es decir sobre el cual se induce el campo magnético creado en el estátor.

Está formado por:

- Circuito magnético: formado de chapas de Fe aleado al Si, asiladas entre sí con Carlite, para reducir las pérdidas por corrientes parásitas.
- Circuito eléctrico: formado por un devanado trifásico. En función de la forma constructiva de este devanado, distinguimos entre rotor de jaula de ardilla y rotor bobinado.

Existen dos tipos básicos de rotores que dan lugar a los dos tipos fundamentales de motores de inducción:

- Rotor bobinado o de anillos rozantes (Dolivo-Dobrovolsky, 1890):

Este tipo de rotor como el que se observa en la Figura 2.2, lleva un devanado trifásico semejante al del estátor, distribuido uniformemente en las ranuras. Los terminales van conectados a tres anillos rozantes que giran con el rotor. Los anillos rozantes y sus escobillas permiten conectar resistencias exteriores principalmente para el arranque y, una vez en marcha normal, se cortocircuitan entre sí las escobillas.

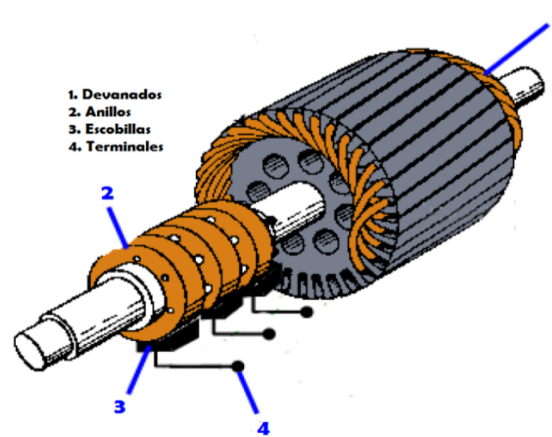


Figura 2.2 - Rotor bobinado

○ Rotor de jaula de ardilla ( Dolivo-Dobrovolsky, 1889) :

El devanado del rotor mostrado en la Figura 2.3 está formado por un número determinado de barras soldadas por sus extremos a sendos anillos (anillos de cortocircuito). Hoy en día, y especialmente en los motores pequeños o medianos, el rotor es de aluminio fundido moldeado formando un conjunto homogéneo con los anillos de cortocircuito. Los recientes avances en las técnicas de moldeo permiten fabricar el rotor de cobre, con las consiguientes rebajas en las pérdidas. Estos motores, de rotor de cobre, tienen un rendimiento mayor que los de aluminio.

Con esta configuración, la máquina no requiere ni anillos rozantes ni escobillas para conectar la corriente al rotor ya que ésta se consigue por efecto de inducción del estátor sobre el rotor.

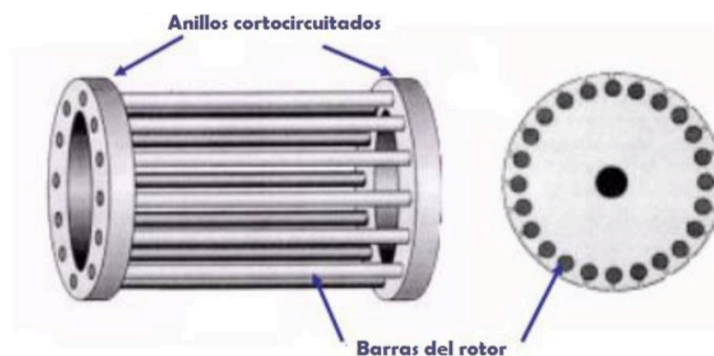


Figura 2.3 - Rotor de jaula de ardilla

## 2.3. Principio de funcionamiento

El motor asincrónico funciona según el principio de inducción de Faraday. Al aplicar corriente alterna trifásica a las bobinas inductoras, se produce un campo magnético giratorio cuya frecuencia será igual a la de la corriente alterna con la que se alimenta al motor. Este campo al girar alrededor del rotor en estado de reposo, inducirá corrientes en el mismo, que producirán a su vez un campo magnético que seguirá el movimiento del campo estático, produciendo una cupla o par motor que hace que el rotor gire (principio de inducción mutua). No obstante, como la inducción en el rotor sólo se produce si hay una diferencia en las velocidades relativas del campo estático y el rotórico, la velocidad del rotor nunca alcanza a la del campo rotante. De lo contrario, si ambas velocidades fuesen iguales, no habría inducción y el rotor no produciría par. A esta diferencia de velocidad se la denomina "deslizamiento" y se mide en términos porcentuales, por lo que ésta es la razón por la cual a los motores de inducción se los denomina asincrónicos, ya que la velocidad rotórica difiere levemente de la del campo rotante. El deslizamiento difiere con la carga mecánica aplicada al rotor, siendo máximo con la máxima carga aplicada al mismo. Sin embargo, a pesar de esto, el motor varía poco su velocidad, pero el par motor o cupla aumenta (y con ello la intensidad de corriente consumida) por lo que se puede deducir que son motores de velocidad constante.

Eléctricamente hablando, se puede definir al motor asincrónico como un Transformador eléctrico cuyos bobinados del estátor representan el primario, y los devanados del rotor equivalen al secundario de un transformador en cortocircuito.

Para explicar el funcionamiento del motor de inducción necesitamos conocer cómo se produce el campo magnético en el estátor y cómo se desarrolla el par inducido en el rotor.

Debido a que el sistema eléctrico industrial utiliza fuentes trifásicas de energía, la máquina de inducción se construye normalmente con tres devanados, distribuidos y desfasados espacialmente  $120^\circ$ . En cada una de las tres bobinas desfasadas espacialmente, se inyectan corrientes alternas senoidales desfasadas en el tiempo  $120^\circ$  unas de otras, como se muestra a continuación en la Figura 2.4.

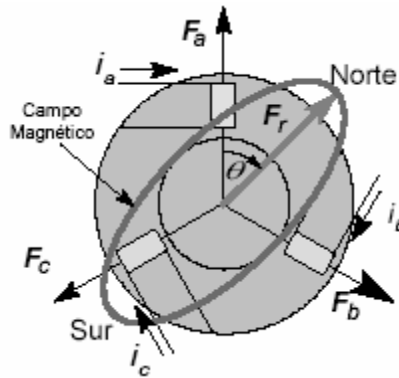


Figura 2.4 - Distribución senoidal del campo magnético rotatorio

Cada bobina produce un campo magnético estático en el espacio y pulsante en el tiempo. La amplitud de este campo se encuentra en la dirección del eje magnético de la bobina y varía senoidalmente en el tiempo. La combinación de los campos pulsantes producidos por las tres corrientes desfasadas temporalmente, circulando por las tres bobinas desfasadas espacialmente, se traduce en un campo magnético distribuido senoidalmente en el espacio, que rota a la velocidad de variación de las corrientes en el tiempo.

Puesto que el periodo o intervalo de tiempo de la variación senoidal de la corriente es el mismo en los conductores, la velocidad del campo magnético rotatorio (S), varía directamente con la frecuencia (f), pero inversamente con el número de polos (P), esto queda reflejado a continuación en la Ecuación 2.1:

$$n_1 = 120 \frac{f}{P} = 120 \frac{f}{2p} = 60 \frac{f}{p} \quad (2.1)$$

Ya que el número de polos sólo depende de p, o sea el devanado que se emplee, la velocidad es en realidad una función de la frecuencia.

Cuando se aplican al estátor un conjunto trifásico de voltajes, se generan un conjunto de corrientes trifásicas que producen un campo magnético rotatorio Bs. Éste induce voltaje en las barras del rotor, y este voltaje está dado por la Ecuación 2.2:

$$\varepsilon_{ind} = (\vec{v} \times \vec{B})l \quad (2.2)$$

En donde:

- $v$ : es la velocidad de la barra, relativa al campo magnético.
- $B$ : es el vector de densidad de flujo magnético.
- $l$ : es la longitud del conductor en el campo magnético.

El movimiento relativo del rotor con respecto al campo magnético del estátor ( $B_s$ ) induce voltaje en una barra del rotor. El flujo magnético del rotor produce un campo magnético del rotor  $B_R$ .

El par en la máquina,  $T_{ind}$ , está dado por la Ecuación 2.3:

$$\tau_{ind} = k B_R \cdot B_S \quad (2.3)$$

La dirección es en el mismo sentido de giro que el campo magnético giratorio  $B_s$ , por lo tanto el rotor se acelera en esa dirección. En operación normal, los campos magnéticos del estátor y del rotor giran a la velocidad sincrónica, mientras que el rotor gira a una velocidad menor.

Por último, comentar que la conexión entre devanados, puede realizarse de dos formas distintas, bien conexión denominada en triángulo, bien en estrella, Figura 2.5. La colocación de unas pletinas de cobre en el bornero de la máquina, determina si la conexión es en estrella o en triángulo. Esto permite conectar la máquina a dos tensiones diferentes, por ejemplo de 380, y de 220 voltios; se asocia la tensión alta a la conexión en estrella y la tensión baja a la conexión en triángulo. El motor está construido para soportar la tensión necesaria, para la conexión que se tenga y tendremos un nivel de aislamiento correspondiente.

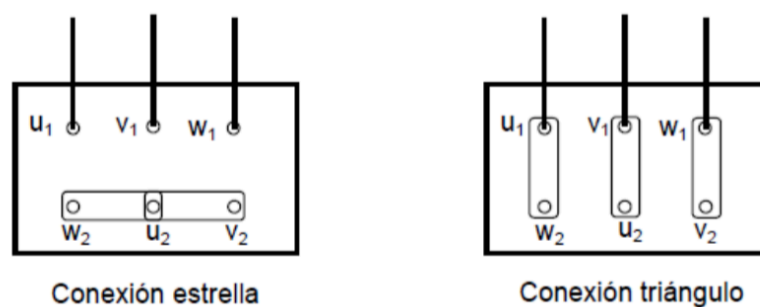


Figura 2.5 - Conexión estrella y triángulo

El sentido de giro se puede modificar simplemente intercambiando dos conductores de alimentación como se muestra en la Figura 2.6.

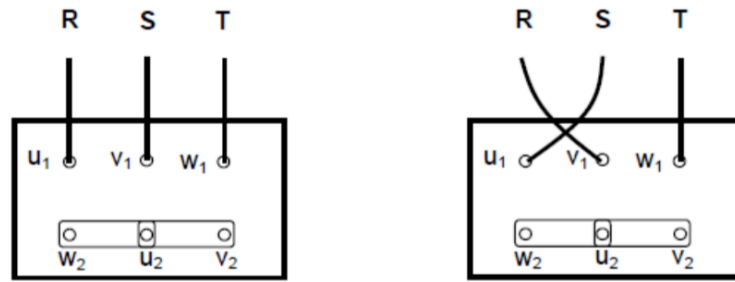


Figura 2.6 - Cambio del sentido de giro

### 2.3.1. Características de funcionamiento:

Las características de funcionamiento son una presentación gráfica del comportamiento de:

- La velocidad.
- La corriente.
- El factor de potencia.
- La potencia.
- El rendimiento.
- El deslizamiento en función de la carga.

La Figura 2.7 muestra las características de funcionamiento de un motor de inducción típico:

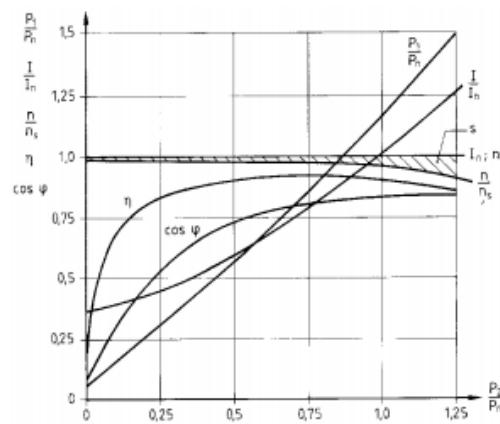


Figura 2.7 - Características de funcionamiento de un motor de inducción en función de la carga

Donde:

- |                               |                                   |
|-------------------------------|-----------------------------------|
| - $n$ = velocidad             | - $n_s$ = velocidad sincrónica    |
| - $P_1$ = potencia de entrada | - $P_2$ = potencia de salida      |
| - $\eta$ = rendimiento        | - $\cos\phi$ = factor de potencia |
| - $I$ = corriente de entrada  | - $I_n$ = intensidad nominal      |
| - $s$ = deslizamiento         | - $P_n$ = potencia nominal        |

Explicación de la gráfica:

- $n$ : La velocidad  $n$  sólo disminuye ligeramente conforme aumenta la carga. Por consiguiente, los motores de jaula de ardilla estándar tienen unas características de velocidad "rígidas".
- $s$ : El deslizamiento  $s$  aumenta más o menos proporcionalmente con el incremento de la carga.
- $\cos\phi$ : El factor de potencia  $\cos\phi$  depende en gran medida de la carga y normalmente alcanza su máximo durante la sobrecarga. En el régimen de carga parcial, es relativamente desfavorable, ya que, incluso con cargas parciales, la magnetización es prácticamente constante.
- $\eta$ : El rendimiento  $\eta$  muestra una característica relativamente plana y es prácticamente constante por encima de la media-carga. Suele alcanzar su máximo cuando está por debajo de la potencia de régimen  $P_n$ .
- $I$ : La intensidad  $I$  aumenta proporcionalmente comenzando más o menos a media-carga. Por debajo de la media-carga, la corriente disminuye sólo ligeramente hasta convertirse en la corriente de carga nula  $I_0$  (magnetización constante).
- $P$ : La potencia  $P_1$  aumenta más o menos en proporción con el inicio de carga comenzando en la potencia de carga nula. En el régimen de sobrecarga, la potencia aumenta algo más deprisa, ya que las pérdidas también se incrementan con más rapidez.

Dado que el rendimiento  $\eta$  y el factor de potencia  $\cos\phi$  pueden tener un efecto importante sobre la eficacia económica de un motor, es muy importante saber cuáles son los valores de la carga parcial. Ambos valores determinan el rendimiento económico del funcionamiento. En el régimen de carga parcial, los dos valores disminuyen. Además, el factor de potencia  $\cos\phi$  de los motores de velocidad baja es inferior al de los motores de velocidad elevada. Por consiguiente, los motores de velocidad alta y dimensionamiento preciso no sólo resultan más baratos al comprarlos, sino también al utilizarlos.

### 2.3.2. Ventajas e inconvenientes de los motores de inducción

Ventajas de los motores de inducción:

- Construcción simple y robusta, sin problemas de estabilidad ante variaciones bruscas de la carga (el motor recupera la velocidad ante variaciones de carga). Concretamente, el rotor de jaula de ardilla es muy robusto.
- Principio de reversibilidad: Debido a este principio podemos hablar tanto de motores como de generadores asíncronos. En nuestro caso el punto de vista a tener en cuenta será el del motor, aunque no por ello se puede descartar su uso como generador.
- No es necesario el uso de escobillas o de elementos rozantes: Gracias a que no existe corriente conducida al rotor. Tienen par de arranque, y sólo una alimentación eléctrica, que se recibe a través de una línea trifásica. Excepto en el caso del rotor devanado (o bobinado).

Inconvenientes de los motores de inducción:

- Regulación complicada de la velocidad: Esto es debido a que es difícil que el motor mueva la carga a una velocidad fuera de la velocidad para la que estaba preparado, sin embargo mediante convertidores electrónicos de frecuencia se ha superado completamente este inconveniente.
- El motor absorbe una elevada intensidad en el arranque: Durante el arranque se absorbe una intensidad entre tres y seis veces mayor que la intensidad nominal, cuando el arranque es directo a la tensión nominal.





# CAPÍTULO 3: FALLO EN MOTORES DE INDUCCIÓN

---





## 3. FALLO EN MOTORES DE INDUCCIÓN

### 3.1. Introducción

El motor de jaula de ardilla presenta grandes ventajas como la de ser un motor de construcción simple, robusta, de bajo coste y que requiere un mantenimiento mucho menor que cualquier otra máquina rotativa al carecer de escobillas, colector de delgas o colector de anillos.

El motor de inducción no está exento de averías a lo largo de su vida útil; las causas más comunes de las mismas son la aparición en la máquina de esfuerzos que superen los valores máximos para los cuales ha sido diseñada. El motor está diseñado para soportar la aplicación de esfuerzos en los devanados del estátor, núcleos magnéticos, jaula, rodamientos y eje. Si estos esfuerzos se encuentran dentro las características de diseño impuestas por el fabricante, y su uso y mantenimiento del mismo se realiza según lo establecido en su manual de uso, no debe producirse un fallo prematuro del motor. No obstante debemos ser conscientes de que si uno de estos esfuerzos o la combinación de varios excede el rango de valores de diseño, la vida útil del motor se reducirá de forma drástica o podría provocar una avería catastrófica. Por esto es muy importante el diagnóstico preventivo en este tipo de motores.

En este capítulo estudiaremos qué tipo de esfuerzos van a afectar de manera más grave al rotor o al estátor del motor de inducción, así como los fallos y/o defectos que tanto individualmente como en conjunto causan los esfuerzos que sufre el motor.

### 3.2. Fallos que afectan al estátor y al rotor del motor de inducción

En este apartado veremos los principales esfuerzos que afectan al estátor y al rotor del motor de inducción. A continuación en la Tabla 3.1 podemos observar una clasificación detallada de los mismos.

La mayoría de los fallos en motores eléctricos pueden ser clasificadas en dos grupos: fallos de aislamiento y fallos mecánicos. Los fallos de aislamiento son caracterizados por dañar las espiras del estátor, y los fallos mecánicos, en su mayoría están asociados a daños en el rotor o componentes relacionados al mismo. Dentro de los principales fallos mecánicos se pueden destacar las siguientes: daños en rodamientos, rotura de barras y anillos del rotor, irregularidades en el entrehierro (excentricidades estáticas y dinámicas) y desequilibrios.

Tabla 3.1 - Fallos principales que afectan al estátor y al rotor

ESFUERZOS QUE AFECTAN AL ESTÁTOR		ESFUERZOS QUE AFECTAN AL ROTOR	
<b>Esfuerzos Eléctricos</b>	Descargas Parciales	<b>Esfuerzos Térmicos</b>	Sobrecarga térmica
	Efecto Corona		Desbalance térmico
	Efecto Tracking		
	Transitorios		
<b>Esfuerzos Térmicos</b>	Sobrecargas	<b>Esfuerzos Magnéticos</b>	Efect. electromagnético
	Envejecimiento del aislamiento		Atracción electromagnética desbalanceada
<b>Esfuerzos Mecánicos</b>	Movimientos de las bobinas	<b>Esfuerzos Dinámicos</b>	Fuerzas Centrífugas
	Roces entre estátor y rotor		Esfuerzos Cíclicos
	Introducción de objetos extraños		
<b>Esfuerzos Ambientales</b>	Contaminación	<b>Esfuerzos Ambientales</b>	Contaminación
	Condensación		

### 3.2.1. Esfuerzos que afectan al estátor

En el sistema aislante del estátor es donde se producen la mayor parte de los fallos y generalmente son debidos a la combinación de distintos esfuerzos. A continuación se muestra una clasificación de estos esfuerzos y diferentes formas en que los mismos pueden presentarse.

- Esfuerzos Eléctricos:
  - Descargas Parciales: Durante el proceso de fabricación del aislamiento de los devanados del estátor, es imposible que la resina de impregnación de las cintas aislantes penetre y llene perfectamente todo el volumen del aislamiento por lo que siempre quedará una cantidad de huecos pequeños dentro del mismo. Cuando el aislamiento eléctrico del devanado es sometido a la tensión de operación del generador, en aquellos huecos donde se alcance a través de ellos un nivel de tensión de aproximadamente 3 kV/mm, se romperá dieléctricamente el aire contenido en ellos y se producirán descargas parciales.
  - Efecto corona: Es una forma de descarga eléctrica causada por la ionización del aire circundante al conductor debido a la colisión de electrones libres que se escapan del sistema, o por adición de electrones al pasar por una órbita de algún átomo capaz de contener esa energía. Se manifiesta cuando la tensión entre conductores excede la rigidez dieléctrica del gas que los separa. Cuando esto ocurre, una capa visible y, a veces, audible del gas ionizado envuelve a los conductores. La intensidad de la corona aumenta a medida que lo hace la tensión entre conductores, entre un conductor y tierra, y si no los separa un aislante sólido puede ocasionar un arco eléctrico y la destrucción de los aislamientos.
  - Efecto Tracking: Cuando el material ha sido deteriorado por el efecto Corona se da un fenómeno conocido como Tracking, que es el camino eléctrico superficial por donde aparecen arborescencias eléctricas bidimensionales, es decir, un camino que permite la circulación de corriente libremente hacia masa cuando la superficie de aislantes está sometida a un gran estrés eléctrico, o contaminación por polvo, sales minerales o humedad. Se da principalmente en las cabezas de las bobinas. La circulación de estas corrientes origina puntos calientes sobre el sistema aislante que contribuyen a su destrucción.

- Transitorios: Los transitorios de tensión pueden afectar a todos los elementos del sistema eléctrico, tanto redes como receptores. Su consecuencia más directa es la aparición, en la mayoría de los casos, de una sobretensión cuyos efectos negativos dependerán de la magnitud de la misma.

Los transitorios de tensión reducen la vida del bobinado del motor drásticamente. Estos transitorios de tensión pueden ser causados por alguna de las siguientes condiciones:

- Cortocircuitos.
- Reencendidos repetidos.
- Interrupción de la corriente.
- Apertura y cierre del interruptor del circuito.
- Desconexión de condensadores.
- Descargas eléctricas.

○ Esfuerzos Térmicos:

- Sobrecargas Térmicas y envejecimiento del aislamiento: El envejecimiento del aislamiento reduce su vida útil a la mitad por cada aumento de  $10^{\circ}\text{C}$  de temperatura. Para evitar el envejecimiento debido al calor producido por los devanados se suele incrementar la clase de material aislante y monitorear constantemente la temperatura de operación. También se pueden originar sobrecargas térmicas debido a variaciones de las tensiones de alimentación, par de carga cíclico, obstrucciones en el sistema de ventilación, temperatura del medioambiente muy alta, etc.

○ Esfuerzos Mecánicos:

- Movimiento de las bobinas: En los arranques, conmutaciones o cortocircuitos exteriores de las máquinas eléctricas, las elevadas intensidades que se producen originan grandes fuerzas electromagnéticas sobre las bobinas. Estas fuerzas provocan en las bobinas una oscilación con movimientos en la dirección radial y tangencial. Estos esfuerzos dan lugar a que el aislamiento pueda sufrir desde pequeñas fracturas a rupturas mecánicas importantes y son más acusados en motores de elevada velocidad y en aquellos con bobinas de una gran longitud.

- Roces entre estátor y rotor: Los roces corresponden a contactos intermitentes o permanentes entre rotor y alguna pieza del estátor de la máquina. El contacto puede ser sólo durante una fracción del giro (roce parcial o intermitente) o durante todo el ciclo (roce completo o permanente), aunque es más habitual el parcial. En función de la dirección de la fuerza normal que se produce, el roce puede ser radial, axial o combinado como veremos en la Figura 3.1.

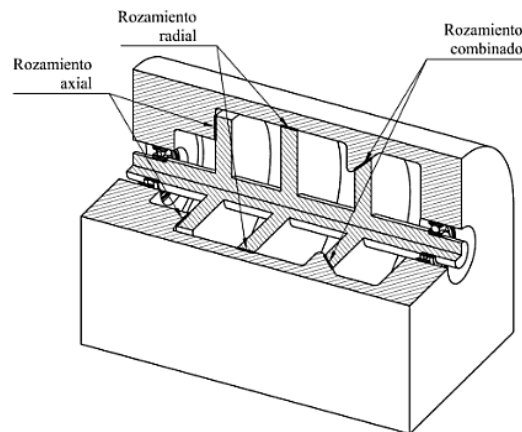


Figura 3.1 - Tipos de roces entre rotor y estátor

El fenómeno del roce se debe habitualmente a la existencia de algún otro tipo de problema como desalineación, desequilibrio, resonancia, dilataciones diferenciales...etc., que provocan un cambio en la trayectoria del rotor, provocando el contacto del mismo con alguna parte del estátor no prevista en el diseño. En muchos casos tiene lugar entre superficies no lubricadas por lo que puede provocar calentamientos elevados y daños importantes como doblado de ejes, desgaste elevado o fundición local.

- Introducción de objetos extraños: La introducción de forma accidental de objetos extraños en el entrehierro, afecta tanto al estátor como al rotor. Debido al roce con estos cuerpos extraños, el aislamiento puede resultar fuertemente dañado produciéndose averías que afectan además de al propio aislamiento, al cobre de las bobinas, barras, o anillos de cortocircuito y chapas del núcleo magnético.

- Esfuerzos Ambientales:
  - Contaminación: El polvo, el agua y el aceite se depositan sobre la superficie de los aislamientos, arrastrados generalmente a través de los conductos de ventilación; lo que da lugar a la formación de una capa de suciedad que puede reducir la capacidad de disipación de calor con incrementos de temperatura, puede producir la ruptura del aislante originando derivaciones a masa y también la degradación de la grasa en los rodamientos.
  - Condensación: La condensación provoca derivaciones a masa o pérdidas notable de las cualidades del aislamiento. Es conveniente realizar un secado del interior de la máquina después de un periodo grande de parada o de almacenamiento de la máquina, antes de volverla a poner en funcionamiento.

### 3.2.2. Esfuerzos que afectan al rotor

Los principales problemas que surgen en los rotores suelen estar relacionados con las grandes temperaturas alcanzadas en el rotor y las grandes cargas centrífugas que se producen en el final de las barras, en su conexión con el anillo de cortocircuito, particularmente durante los arranques y cambios de régimen de funcionamiento del motor. Tienen su origen en la deficiente manufactura durante los procesos de fundición de la matriz de los rotores, en la elección incorrecta de los materiales que conforman la jaula, o por malas uniones entre las barras de la jaula y el anillo de cortocircuito.

A continuación se muestra una clasificación de estos esfuerzos y diferentes formas en que los mismos pueden presentarse.

- Esfuerzos Térmicos:
  - Sobrecargas térmicas: Puede ocurrir durante el arranque, régimen permanente o en condiciones de rotor bloqueado, siendo esta última la condición responsable por lo mayores daños en el rotor. Las causas más comunes de falla por sobrecarga térmica son enumeradas a continuación:
    - Gran número de arranques consecutivos ocasionando altas temperaturas en las barras y los anillos del rotor.
    - Rotor bloqueado debido a grandes cargas impuestas en el eje del motor.



- Fricción entre estátor y rotor debido a fallas en el sistema de rodamientos o condiciones de altas vibraciones.
- Rotura de barras del rotor debido a la fatiga.
- Ventilación insuficiente.
- Sobrecalentamiento: Es un problema bastante común en motores de inducción, con la ventaja de que puede ser fácilmente detectado y corregido. Medidas simples de mantenimiento pueden contribuir de forma significativa a solucionar este problema.
- Desbalance o desequilibrio térmico: El desbalance térmico puede tener su origen en el proceso de fabricación del rotor o puede ser debido a condiciones de operación que traspasen los límites de trabajo del mismo. Las causas más comunes de fallas por desbalance térmico son las siguientes:
  - Arranques frecuentes del motor, pudiendo esto ocasionar diferentes temperaturas en las barras del rotor.
  - Transferencia de calor desigual entre el centro y las barras del rotor.
  - Gradientes de temperatura debido a la circulación de corriente desigual generada por rotura de barras.
  - La identificación de problemas de desbalances térmicos es sencilla, pero no así la identificación de la causa del problema.
- Esfuerzos Magnéticos:
  - Efecto electromagnético: Las fuerzas electromagnéticas son proporcionales al cuadrado de la corriente, siendo unidireccionales y tienden a dislocar las barras produciendo una deflexión en las mismas. El mayor esfuerzo sobre las barras ocurre durante el arranque del motor, debido a las altas corrientes generadas.
  - Atracción electromagnética desbalanceada: Idealmente el rotor se encuentra centrado y las fuerzas electromagnéticas balanceadas en direcciones opuestas, sin causar deflexión en el rotor. En la práctica, el rotor no se encuentra perfectamente centrado, ya que factores como el peso propio del rotor, desgaste en los rodamientos y alineación del motor influyen en el centrado del mismo. El desbalance electromagnético es un problema que puede llevar a la flexión del rotor, pudiendo provocar que entren en

contacto el rotor con el núcleo del motor o incluso con los mismos bobinados.

○ Esfuerzos dinámicos:

- **Fuerzas centrífugas:** La mayoría de las sollicitaciones dinámicas ocurren por procedimientos de operación del motor que obligan al mismo a sobrepasar sus límites operativos de diseño, como por ejemplo pares excesivos en el eje o sobrevelocidades. El rotor está diseñado para no sobrepasar velocidades por encima de su velocidad máxima; siendo común, el que estén protegidos en prevención de estas circunstancias. La limitación de velocidad es la necesidad de evitar desplazamientos del paquete de chapas y del eje o de la jaula respecto al núcleo del rotor. Además, debemos tener en cuenta las fuerzas centrífugas debidas al exceso de velocidad, las cuales deben limitarse ante la posibilidad de problemas asociados con esfuerzos en los anillos de cortocircuito, en la sujeción de las chapas en el paquete, en las palas del ventilador o en los pesos de equilibrado.
- **Esfuerzos cíclicos:** Si el rotor está sometido a esfuerzos cíclicos, pueden producirse fallos del mismo por fatiga. Son muchas las causas que originan esfuerzos de esta naturaleza, entre ellos el desalineamiento con el eje accionado, ejes doblados, fluctuaciones de carga, correas de transmisión sobretensadas, inversiones continuas de giro, holguras de rodamientos, etc.

○ Esfuerzos Ambientales:

- **Contaminación:** Esfuerzos relacionados con el medio externo: De la misma forma que para el estátor, materiales que penetren dentro del motor pueden provocar abrasión, corrosión o impedir el correcto funcionamiento del sistema de ventilación provocando de esta forma sobrecalentamientos.

### 3.3. Excentricidad en motores de inducción

La excentricidad en el entrehierro es una condición de operación en la cual la distancia entre el estátor y el rotor no es uniforme. Es producto de una atracción magnética o fuerzas radiales desequilibradas, las cuales pueden causar daños en el motor por la fricción entre el estátor y el rotor. Además, la fuerza magnética radial puede ejercer vibraciones potencialmente dañinas sobre el núcleo y devanados del estátor. Por esta razón es muy conveniente poder detectar alguna excentricidad antes de que la máquina se deteriore. Existen tres tipos de excentricidades:

- Excentricidad Estática.
- Excentricidad Dinámica.
- Excentricidad mixta o también llamada combinada estática-dinámica.

#### 3.3.1. Excentricidad estática:

La excentricidad estática se presenta cuando un espacio mínimo queda fijo en el espacio del entrehierro, lo que ocasiona una atracción magnética desequilibrada estable en una dirección. Esto puede ocasionar que se doble el eje del rotor, desgaste los rodamientos y finalmente conducir a la excentricidad dinámica.

Como se muestra en la Figura 3.2, el centro de rotación coincide con el centro geométrico del rotor, pero se encuentra desplazado respecto del centro geométrico del perímetro interno del estátor. El espesor del entrehierro ( $Q$ ) es función únicamente del ángulo y por lo tanto, la posición de mínimo entrehierro se encuentra fija en el espacio.

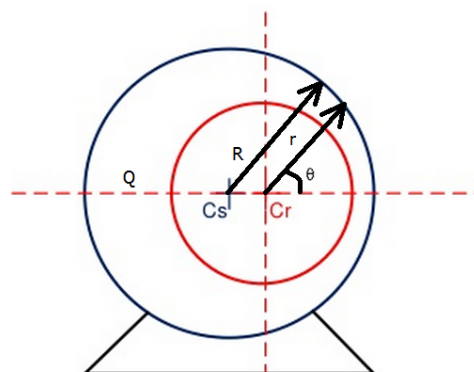


Figura 3.2 - Excentricidad estática  $Q=f(\theta)$

Causas de la excentricidad estática:

- Un núcleo del estátor con forma ovalada producto de defectos en la fabricación.
- Desalineación de los rodamientos durante el montaje.
- Desgaste de los rodamientos.
- Acoples mecánicos desalineados.

### 3.3.2. Excentricidad dinámica

La excentricidad dinámica ocurre cuando el rotor gira alrededor del centro del estátor pero sobre su propio centro, lo que causa que un entrehierro mínimo el cual siempre se mueve a través del entrehierro.

Como se observa en la Figura 3.3, el centro geométrico del rotor se encuentra desplazado respecto del centro de rotación. En este caso el espesor del entrehierro va a ser función tanto del ángulo como del tiempo. Es decir, las posiciones de mínimo entrehierro giran con el rotor.

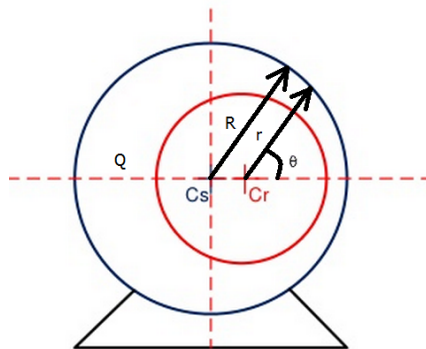


Figura 3.3 - Excentricidad dinámica  $Q=f(\theta,t)$

Causas de la excentricidad dinámica:

- La velocidad de giro del centro del rotor no es igual a la velocidad de giro de la máquina.
- Como la excentricidad estática puede derivar en una excentricidad dinámica las causas anteriormente mencionadas para la estática son válidas.
- Resonancia mecánica a una velocidad crítica.

### 3.3.3. Excentricidad mixta

Las excentricidades estática y dinámica tienden a coexistir en las máquinas. El rotor no gira alrededor de su centro ni alrededor del centro del estátor, pero lo hace alrededor de un punto entre los centros del rotor y estátor, como muestra en la Figura 3.4.

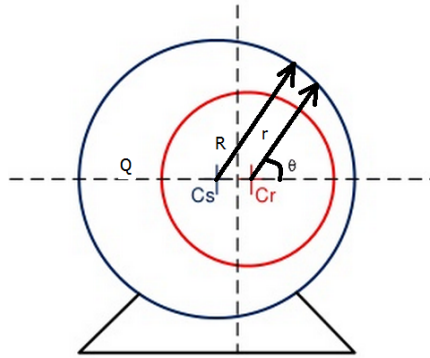


Figura 3.4 - Excentricidad mixta

### 3.3.4. Fallo debido a excentricidad rotórica

La excentricidad en el rotor se caracteriza por la existencia de variaciones en la longitud del entrehierro y como resultado se produce una distribución asimétrica del flujo magnético, que origina a su vez un conjunto de efectos adversos en el motor, entre los cuales pueden destacarse:

- Desequilibrio del campo magnético en el entrehierro (También llamado Excentricidad).
- Vibraciones.
- Ruido. Existe una relación entre la excentricidad del entrehierro y el ruido generado por la máquina. Algunas experiencias señalan que excentricidades severas, del orden del 25%, contribuyen entre 2 y 3 dB al nivel de ruido total generado por la máquina.
- Circulación de corriente eléctrica a través de los rodamientos.

La excentricidad rotórica es debida principalmente a causas de diseño, fabricación, montaje del motor y del propio funcionamiento. A continuación se muestran alguna de las causas más comunes:

- Posicionamiento incorrecto del rotor respecto al estátor.
- Desalineamiento.
- Deformaciones del eje.
- Desequilibrio de las fuerzas radiales en el entrehierro (campo magnético desequilibrado).
- Tolerancias dimensionales de los distintos componentes.
- Averías en los rodamientos. (Montaje defectuoso, holguras, desgaste excesivo, etc.).
- Desequilibrio dinámico del rotor.
- Deformación del rotor consecuencia de sobrecalentamientos o de la existencia de gradientes térmicos.
- Resonancia mecánica a la velocidad crítica.

### 3.4. Rotura de barra(s) en motores de inducción

Uno de los principales fallos de los motores de inducción, es el agrietamiento, y la rotura de barras de rotor, especialmente en motores que arrancan con frecuencia bajo carga.

El arranque produce una corriente elevada que pasa por las barras debido a que la velocidad del rotor es mucho más baja que la velocidad síncrona. Las altas corrientes causan un calentamiento y una expansión de las barras con relación al rotor y debido a las diferencias en la resistencia eléctrica de las barras individuales. Este calentamiento y la expansión que tienen lugar en las barras serán desiguales y por lo tanto esto llevará a un agrietamiento de las juntas, en las cuales las barras se unen al anillo de cortocircuito. Cuando aparece una grieta, la resistencia de la barra se incrementa, lo que incrementa el calentamiento y empeora la grieta. Al mismo tiempo, las barras del rotor vecinas recibirán corrientes incrementadas debido a la corriente reducida en la barra con grietas, con lo que se producirá una rotura en cadena de las barras. A continuación explicaremos más detalladamente como se produce este fallo.

### 3.4.1. Fallo debido a la rotura de barras del rotor

Los rotores de los motores de inducción están constituidos por un conjunto de barras unidas en ambos extremos por dos anillos, denominados anillos de cortocircuito. El conjunto formado por las barras y los anillos de cortocircuito se denomina jaula. El núcleo magnético del rotor está constituido por una serie de chapas magnéticas, aisladas y apiladas, que ocupan el espacio comprendido entre las barras. Las jaulas de este tipo de motor pueden estar construidas con diferentes tecnologías como las descritas en la Figura 3.5; las barras pueden estar encastradas fuertemente en las ranuras del núcleo magnético y soldadas en los extremos a los anillos de cortocircuito. En este caso, barras y anillos suelen estar fabricados en cobre. Otra opción diferente de la anterior consiste en construir la jaula en aluminio, de tal forma que tanto barras como anillos se funden dentro del paquete magnético rotórico. La primera forma constructiva es propia de motores de tamaño considerable, mientras que la segunda corresponde a motores de dimensiones más reducidas.

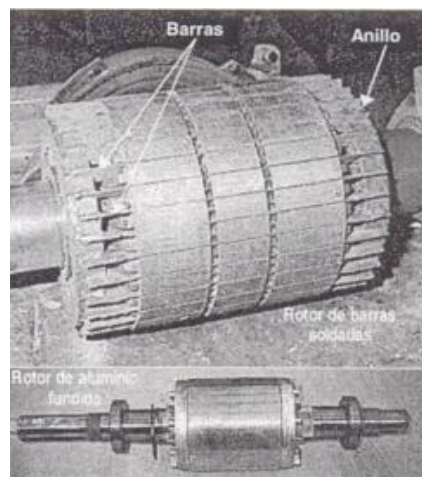
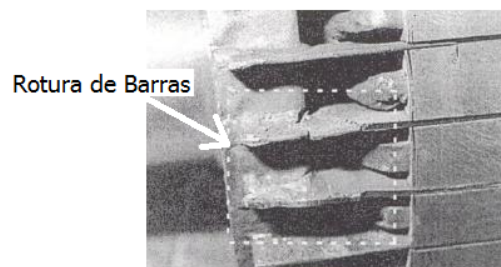


Figura 3.5 - Rotores de motores de inducción: en la parte superior rotor de cobre; en la parte inferior rotor de aluminio fundido

Las asimetrías en la jaula rotórica de un motor de inducción suelen estar relacionadas con las altas temperaturas alcanzadas en el rotor y con las elevadas fuerzas centrífugas que soportan tanto barras como anillos, especialmente durante los regímenes de funcionamiento transitorio. Los problemas pueden iniciarse durante la construcción de la máquina debido a una fundición defectuosa en los rotores de aluminio, o a uniones defectuosas en el caso de anillos de cortocircuito soldados o ensamblados. De esta forma aparecen juntas de alta resistencia eléctrica o porosidades en la fundición que producen puntos de elevada temperatura dentro de la jaula.

La fractura suele iniciarse en los puntos de la barra que no están soportados por el cuerpo del rotor, es decir en las proximidades de la unión con el anillo de cortocircuito o en éste mismo ya que, además, en dicha zona es donde suelen acumularse las mayores tensiones mecánicas de la estructura. En el proceso de evolución de la avería hay que tener en cuenta que las barras rotóricas soportan las fuerzas de frenado y aceleración del motor; por tanto, si la máquina sufre fluctuaciones bruscas en su velocidad de giro, originadas por su ciclo de trabajo, o por el tipo de máquina accionada, el fallo puede desarrollarse rápidamente como consecuencia de la fatiga de los materiales.

Además, debido a los regímenes transitorios térmicos del motor la jaula puede sufrir movimientos diferenciales dentro del paquete magnético rotórico, lo que conduce habitualmente a la torsión y agrietamiento de los anillos. Una vez que una barra o anillo se ha agrietado, el proceso es degenerativo: la barra defectuosa se calienta en torno a la fisura hasta llegar a romperse. La rotura origina la aparición de arcos eléctricos entre las dos partes separadas, que habitualmente dañan al circuito magnético. Las barras adyacentes soportan entonces corrientes mayores y, por tanto, mayores sollicitaciones térmicas y mecánicas, con lo cual se inicia el proceso de aparición de nuevas grietas, como vemos en la Figura 3.6.



*Figura 3.6 - Barras rotas en la proximidad del anillo de cortocircuito en un motor de inducción*

En los párrafos anteriores se ha admitido implícitamente que la única posibilidad de circulación de corrientes en el rotor es a través de la propia barra, la cual, por tanto, se encuentra perfectamente aislada de las chapas del circuito magnético. La práctica seguida actualmente en la fabricación de grandes motores de inducción es encajar fuertemente las barras dentro de las ranuras del paquete magnético, sin utilizar ningún material aislante entre las barras y los bordes de las chapas.



El reducido tamaño de las holguras residuales produce una unión muy eficiente entre barras y chapas dando lugar a resistencias de contacto muy bajas. Por este motivo es posible la circulación de corrientes entre las barras rotóricas y las chapas del núcleo en dirección perpendicular a las primeras. Este nuevo flujo de corriente estará distribuido a lo largo del rotor, circulando transversalmente a través de las chapas de material magnético entre las diferentes barras de la jaula.

Estas corrientes,- denominadas “inter-bar currents” o también denominadas corrientes interlaminares, serán de especial importancia para poder analizar el mecanismo de fallo y sus consecuencias: está bastante claro que si por una máquina sana pueden circular corrientes interlaminares, la distribución, de corriente resultado de una asimetría rotórica no será la misma ya que existe un nuevo camino para su recirculación: el propio núcleo magnético. De este modo, los efectos que se puedan detectar desde el exterior cuando se inicie la avería no serán los mismos que si la jaula estuviera perfectamente aislada, y, por lo tanto, el protocolo de diagnóstico empleado deberá tenerlo en cuenta.

### **3.5. Rodamientos en motores de inducción**

Los rodamientos son el elemento mecánico que reduce la fricción entre un eje y las piezas conectadas a éste por medio de rodadura, que le sirve de apoyo y facilita su desplazamiento.

Los rodamientos son una pieza clave en los motores eléctricos pero como todo elemento sufre esfuerzos que le pueden hacer fallar.

Debido relativamente al bajo costo y alta confiabilidad de los rodamientos, estos elementos son comúnmente utilizados en la industria. Sin embargo, debido a las tolerancias de fabricación tan cerradas medidas en micras y al acabado superficial pulido espejo de los elementos rodantes del rodamiento donde ocurre la falla, la reparación de estos fallos convencionalmente se realiza con el cambio del rodamiento.

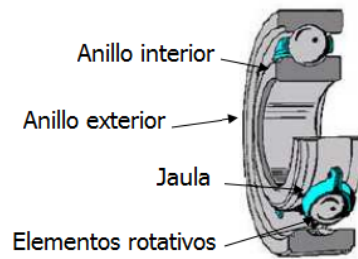


Figura 3.7 - Componentes principales de los rodamientos

Descripción de los componentes principales de los rodamientos que se pueden observar en la Figura 3.7:

- El anillo interior, tiene normalmente un ajuste muy justo en la flecha o eje. También es difícil prevenir el desgaste prematuro. El anillo interior normalmente gira con la flecha.
- El anillo exterior, normalmente se encuentra dentro del alojamiento de la máquina y es fijo, las tolerancias de montaje son muy cerradas, normalmente en micras  $\mu\text{m}$ .
- La jaula mantiene los elementos rotativos en su lugar.
- Los elementos de rotativos son rodillos, bolas o algún otro dispositivo rodante, que permite la acción rodante entre los anillos interior y exterior. Los elementos rodantes reducen la fricción al deslizarse directamente en las pistas de rodadura y permiten movimiento relativo se los dos anillos.

La lubricación de los rodamientos es muy importante para reducir la fricción y la generación de calor entre los componentes. Los fabricantes de rodamientos cuentan con diferentes tipos de sellos laterales para evitar la contaminación hacia el interior los elementos y del lubricante.

### 3.5.1. Fallo de rodamientos

Los principales fabricantes de rodamientos cuentan con estadísticas donde indican que cerca del 16% de los fallos que se dan en los rodamientos son el resultado del mal manejo de estos. Esto es causado por el almacenamiento, transporte e instalación inadecuada del rodamiento.

El 84% restante son instalados libres de defectos. En este momento no hay indicadores de fallos en rodamientos. Si un indicador está presente durante la operación inicial del rodamiento, por lo general se trata de un ajuste en el rodamiento o problema de ensamblado. Este porcentaje se subdividirá como se muestra a continuación en la Figura 3.8 de la siguiente manera:

- El 36% de los fallos en rodamientos son el resultado de una lubricación deficiente, es decir, sobre lubricación o sub lubricación, en términos coloquiales lubricación inadecuada, mezcla de lubricantes o generación de una película límite de lubricante delgada, a menudo generado por una excesiva vibración en el eje.
- El 34% son el resultado de la operación inadecuada de los rodamientos como pudiera ser el desbalance, excentricidad entre eje, des alineamiento de poleas o remplazo indicado por los programas de mantenimiento preventivo.
- El 14% falla debido a la contaminación.

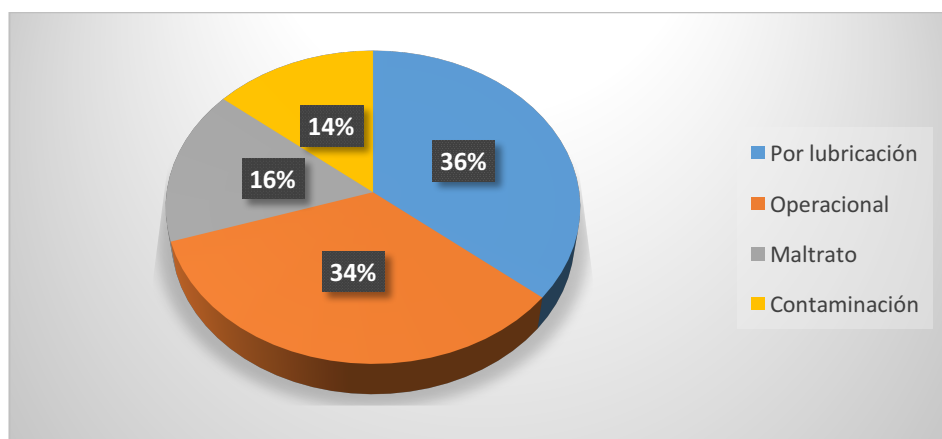


Figura 3.8 - Datos estadísticos de las causas que producen fallos en los rodamientos

Una vez explicadas las causas que pueden producir los fallos en los rodamientos del motor, los fallos producidos en los mismos se pueden clasificar como distribuidos y localizados.

- Defectos distribuidos: Estos fallos son las rugosidades superficiales, ondulaciones sobre las pistas, desalineamiento de las pistas, lubricación inadecuada y elementos rodantes desiguales. Pueden ser causados por errores en la manufactura, inadecuada instalación o debidos al desgaste. Las vibraciones debidas a defectos de manufactura han resultado ser más bajas en la mayoría de los casos, que las debidas a defectos producidos por desgaste o fatiga.
- Defectos localizados: Son los producidos por grietas, hendiduras, rebordes, resaltes, picaduras. El más común de todos es la picadura de las pistas o de los elementos rodantes, causado cuando una grieta por fatiga originada subsuperficialmente se propaga hacia la superficie hasta que una pieza de metal se desprende superficialmente produciendo un pequeño defecto. El fallo por fatiga superficial es acelerado cuando el rodamiento está sobrecargado o sometido a cargas de choque o impacto durante su funcionamiento o instalación y también con el incremento de velocidad.

La variación de las fuerzas de contacto entre los elementos rodantes y las pistas causa un incremento en el nivel de vibración. Puesto que resulta difícil discernir cuando la vibración es causada por defectos localizados o distribuidos, es recomendable analizar tanto la frecuencia como la amplitud de las componentes espectrales relacionadas con la vibración.

○ Análisis del fallo por picadura por etapas:

En la primera etapa, el primer síntoma que se presenta cuando aparece este fallo, es una vibración con componentes de alta frecuencia (generalmente mayores a 5 KHz), producto de la generación de ondas de esfuerzo y de otros tipos, las que a la vez excitan frecuencias naturales del soporte y pistas del rodamiento y/o del sensor con el cual se realiza la medición. En esta etapa la temperatura no se incrementa y las grietas no son visibles y con frecuencia ocurren debajo de la superficie de las pistas. En esta etapa aún no es necesario el cambio del rodamiento.

En una segunda etapa, las grietas empiezan a ser visibles al ojo humano y el rodamiento produce sonido audible y la temperatura en algunos casos se incrementa. En esta etapa aparecen componentes frecuenciales relacionadas con las frecuencias de fallo de los rodamientos en la zona de frecuencia baja e intermedia y hay un incremento del ruido audible. Las frecuencias de fallo de los rodamientos son comúnmente designadas por BPFO (Ball pass frequency of the outer race: es la frecuencia de paso de los elementos rodantes por un defecto en la pista externa), BPFI (Ball pass frequency of the inner race: es la frecuencia de paso de los elementos rodantes por un defecto en la pista interna), BSF (Ball spin frequency: es la frecuencia de giro de los elementos rodantes) y FTF (Fundamental train frequency: es la frecuencia de rotación del canastillo o jaula que contiene los elementos rodantes). Estas frecuencias son determinadas en base a la geometría y velocidad de rotación del rodamiento o directamente de diferentes software comerciales. A medida que el fallo avanza, pueden aparecer gran cantidad de bandas laterales alrededor de las frecuencias de fallo, relacionadas con la velocidad de rotación o la FTF y modulaciones entre las diferentes frecuencias de fallo cuando la picadura se ha extendido a pistas y elementos rodantes. En esta etapa se hace necesario comenzar a programar el cambio del rodamiento.

En una tercera etapa como observamos en la Figura 3.9, se acerca a un fallo catastrófica, el ruido incrementa significativamente y se puede producir sobrecalentamiento. El rápido desgaste incrementa las holguras dentro del rodamiento lo que permite movimiento del eje relativo al rodamiento, pudiendo llegar a ser muy peligroso por roces con otros componentes de la máquina. En esta etapa, la vibración en la región de alta frecuencia disminuye, crece la componente a la velocidad de rotación y las vibraciones tienden a ser aleatorias. En este momento, será necesario el cambio inmediato del rodamiento. Aunque ésta es la forma más general que se presenta cuando un rodamiento desarrolla un fallo, se debe tener presente que cada rodamiento puede tener modos de fallo diferentes y con una ratio de progresión distinto que depende en gran medida de las condiciones de carga, velocidad, temperatura, humedad y lubricación a que esté sometido.

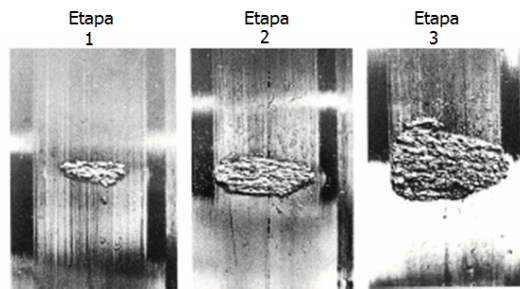


Figura 3.9 - Análisis de la picadura por etapas

### 3.5.2. Técnicas de Diagnóstico de rodamientos

Diferentes métodos han sido utilizados para la detección y diagnóstico de los defectos de rodamientos, estos métodos son principalmente:

- Análisis de vibración, ruido y ondas.
- Análisis de temperatura.
- Análisis de partículas en el aceite.

El método de análisis de vibraciones, ruido y ondas ha sido el más ampliamente utilizado haciendo uso de diferentes técnicas como son: el análisis de vibración en tiempo y frecuencia, análisis de ondas de choque, análisis del ruido, análisis de emisión acústica, etc.

Todas las máquinas tienen un nivel de vibración que puede ser considerado normal o inherente a su funcionamiento. Cuando este nivel aumenta y empieza a ser excesivo, es normalmente el síntoma de la presencia de una falla.

Debido a la presencia de defectos localizados, se producen cambios abruptos en los esfuerzos de contacto en las interfaces, lo cual resulta en la generación de pulsos de muy corta duración, que pueden excitar las frecuencias naturales de las pistas y soporte del rodamiento como se observa en la Figura 3.10.

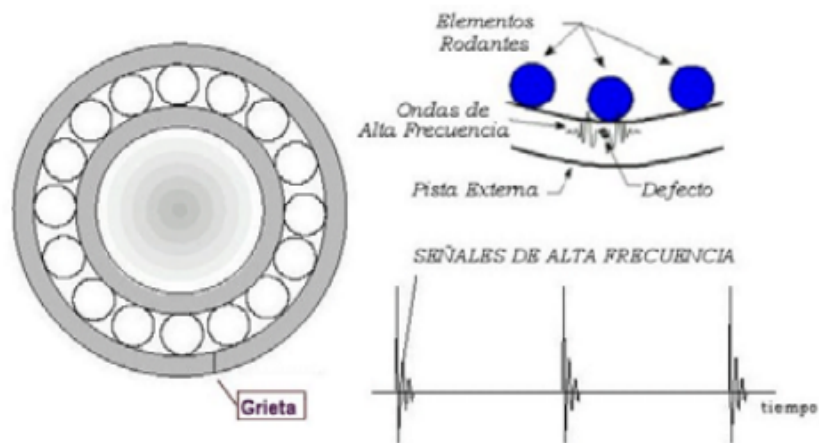


Figura 3.10 - Generación de impactos por la presencia de un defecto

La presencia de componentes de alta frecuencia, es el síntoma que permite detectar incipientemente la falla. Cuando la falla progresa, la excitación de tipo impulsiva aumenta por un tiempo hasta cuando los filos, esquinas o rebordes de los defectos se alisan producto del desgaste y los niveles de impacto disminuyen e incluso pueden llegar a desaparecer.

Para realizar el análisis y diagnóstico de fallos utilizando la medición de la vibración, se han desarrollado diferentes técnicas e instrumentos, dependiendo del rango de frecuencias dentro del cual se desea hacer el análisis. Unas están enfocadas a la zona de las altas frecuencias y otras a la zona de frecuencias bajas e intermedias.







# CAPÍTULO 4: TÉCNICAS DE DETECCIÓN DE FALLOS

---



## 4. TÉCNICAS DE DETECCIÓN DE FALLOS

### 4.1. Introducción

En los últimos años se han propuesto e implementado una gran variedad de alternativas para la detección y diagnóstico de fallos en máquinas de inducción. Estas nuevas técnicas son atractivas debido a que se caracterizan por su carácter no invasivo, su capacidad para detectar fallos mientras una máquina trabaja en condiciones normales y a que no necesitan sensores que deban montarse sobre el motor.

Estas técnicas se diferencian fundamentalmente de las tradicionales en que no requieren que la máquina analizada se encuentre fuera de servicio para poder efectuar el diagnóstico. En este capítulo introduciremos las técnicas tradicionales y modernas que se emplean en el análisis de motores de inducción para lo que efectuaremos una comparación de las prestaciones de cada una de ellas en función de la información que requieren para el diagnóstico, el número e importancia de los fallos que pueden detectar, la rapidez con la que son capaces de anticiparlos y el grado de certeza en el diagnóstico final.

### 4.2. Técnicas de detección de fallos en máquinas de inducción

En los siguientes apartados presentaremos las principales técnicas de detección de fallos en las máquinas de inducción, para lo que dividiremos las mismas en tradicionales y modernas.

#### 4.2.1. Técnicas tradicionales

Tradicionalmente se han empleado técnicas tales como la medición de la tangente del ángulo delta, la medición del índice de polarización o la medición de la resistencia de aislamiento por medio del mega-óhmetro para determinar las propiedades dieléctricas de los aislantes de los devanados de máquinas eléctricas.

Posteriormente se introdujo el empleo de la prueba de impulsos que consiste en la aplicación de pulsos de alta tensión a los devanados de una máquina y el análisis de su respuesta transitoria. De este modo, un fallo en

un devanado del estátor puede ser descubierto cuando se observan diferencias entre las respuestas de cada bobina o fase de la máquina.

Todas estas técnicas son sumamente efectivas y capaces de determinar el estado de un aislante y de estimar su vida útil restante. Sin embargo, presentan como contrapartida la necesidad de realizar el diagnóstico con la máquina fuera de servicio, así como las limitaciones en el número de fallos que son capaces de detectar, por lo que su aplicación se ve limitada.

Por otra parte, los fallos en rodamientos se detectan generalmente por medio del estudio de vibraciones. De esta forma, mediante el empleo de un acelerómetro es posible monitorizar la intensidad y frecuencia de las vibraciones del motor y a partir de ellas determinar posibles anomalías.

#### **4.2.2. Técnicas modernas**

Como se ha mencionado con anterioridad, una de las principales diferencias entre las técnicas tradicionales de detección de fallos y las que hemos denominado como modernas es el carácter no invasivo de estas últimas. Esta característica junto con la posibilidad de discriminar entre diferentes tipos y severidades de fallos justifican que hayan logrado un gran auge e interés, convirtiéndose en las técnicas más empleadas en la actualidad al dedicarles los mayores esfuerzos de comprensión y desarrollo.

El primer paso para el diagnóstico de fallos en máquinas eléctricas pasa por la definición de la clase de efecto físico de la máquina que se desea utilizar como dato de entrada, esto es, definir qué dispositivo de adquisición de datos se empleará. Las técnicas de diagnóstico modernas de máquinas eléctricas pueden clasificarse en función del efecto físico que mide el dispositivo de adquisición de datos, en las siguientes categorías:

- Emisiones acústicas.
- Par en el entrehierro.
- Corriente en el estátor.
- Monitorización del campo electromagnético.
- Tensión inducida.
- Velocidad angular instantánea.
- Potencia instantánea.
- Análisis circuital del motor.
- Ensayos de sobretensión.

- Vibraciones.
- Tensión.
- Temperatura.
- Análisis de gases.

Como se puede comprobar existen una gran cantidad de efectos físicos que se pueden emplear para realizar los diagnósticos en los motores de inducción. En la práctica, los efectos más utilizados son el análisis de vibraciones y de la corriente eléctrica en el estátor.

Los métodos más modernos para la detección y el diagnóstico de fallos emplean la corriente eléctrica consumida por el motor en el estátor. La justificación para el empleo de este efecto es su facilidad de obtención puesto que requiere de pinzas amperimétricas y una tarjeta de adquisición de datos, elementos no intrusivos que permiten obtener la información de manera simple y son aptos para una gran cantidad de situaciones diferentes de trabajo.

Entre la gran cantidad de métodos modernos para detección de fallos, destacaremos los siguientes:

- Obtención del espectro de frecuencias de la corriente del estátor.
- Vector complejo de Park.
- Flujo axial.
- Par y potencia.
- Impedancia de secuencia inversa.
- Redes neuronales.
- Sistemas expertos.
- Técnica MUSIC.

○ Obtención del espectro de frecuencias de la corriente del estátor

La obtención del espectro de frecuencias se basa en un análisis en frecuencia realizado mediante la transformación de la corriente estatórica, para lo que se emplea la transformada de Fourier o más comúnmente la transformada rápida de Fourier. Esta última tiene como ventaja la disminución del esfuerzo computacional dado el menor número de operaciones requeridas.

El análisis espectral permite identificar una serie de bandas a diferentes frecuencias en torno a la fundamental de la red y realizar un estudio para identificar las severidades y tipos de fallos.

- Vector complejo de Park

La conocida transformación de Park permite referir las variables de una máquina trifásica a un sistema de dos ejes en cuadratura. El seguimiento continuo del fasor espacial que surge de la aplicación de dicha transformación, se puede emplear con fines de diagnóstico. Las componentes de la corriente del estátor en los ejes directo y en cuadratura (D y Q).

En condiciones ideales, cuando un motor sin fallos se alimenta a través de un sistema trifásico de corrientes sinusoidales, equilibrado y de secuencia positiva, las componentes del vector de Park determinan una circunferencia centrada en el origen del plano D-Q con radio aproximadamente constante.

En caso de un cortocircuito en los devanados del estátor, el motor se comporta como una carga desequilibrada y las corrientes del estátor dejan de constituir un sistema balanceado. Tales desequilibrios provocan una oscilación en el radio del vector de Park y derivan en formas elípticas.

- Flujo axial

En cualquier máquina de inducción, aún en condiciones de funcionamiento habituales, existen pequeños desequilibrios en las corrientes. Estos desequilibrios surgen tanto de las imperfecciones de fabricación como de la propia red de alimentación, esto deriva en la presencia de corrientes de secuencia negativa en el motor y además, el desequilibrio en las corrientes en las cabezas de las bobinas origina un flujo en el sentido axial del motor. Este flujo, dado que es el producto de las corrientes del estátor, contiene los mismos armónicos y en consecuencia, permite identificar fallos. Una bobina colocada sobre el extremo de un motor en forma concéntrica a su eje, permite medir el flujo axial y a partir de él diagnosticar fallos. De este modo, mediante el análisis del espectro de frecuencias del flujo axial del motor pueden detectarse cortocircuitos en devanados de estátor, excentricidades y barras rotas en el rotor.

- Par y potencia

El análisis armónico de la potencia total consumida por el motor de algunas de las potencias parciales o bien del par eléctrico, permite la detección de algunos de los fallos que se producen con mayor frecuencia en las máquinas de inducción.

Las potencias parciales presentan, ante un fallo en el rotor, componentes a la frecuencia  $2 \cdot s \cdot f$  y bandas laterales alrededor del doble de la frecuencia de red. Tales componentes, ausentes en condiciones normales, permiten detectar y ponderar la gravedad de un fallo. La potencia total, por su parte, se verá afectada por medio de una componente a la frecuencia  $2 \cdot s \cdot f$ . El par eléctrico proporcionado por el motor puede estimarse a partir de los enlaces de flujo y corrientes de estátor.

Asumiendo que la velocidad del motor es prácticamente constante, puede asegurarse que el par eléctrico del motor presenta las mismas componentes que la potencia y por lo tanto, puede emplearse para detectar fallos.

Los cortocircuitos en el estátor por su parte, pueden detectarse tanto en la potencia como en el par, a partir de componentes al doble de la frecuencia de la red.

- Impedancia de secuencia inversa

De acuerdo con la teoría de las componentes simétricas, todo sistema trifásico desequilibrado puede descomponerse en dos sistemas trifásicos equilibrados de distinta secuencia más un conjunto de fasores con igual fase. Los primeros constituyen los denominados sistemas de secuencia directa e inversa y los últimos el sistema de secuencia cero u homopolar. De este modo, a partir de los valores complejos de los voltajes y corrientes de un sistema trifásico pueden hallarse las componentes de los sistemas de secuencia.

Tomando por separado cada uno de estos sistemas pueden definirse las impedancias de secuencia directa, inversa y cero. En el caso de los motores de inducción, teniendo en cuenta que generalmente se conectan en triángulo, o bien, en estrella con su neutro desconectado, la componente de secuencia cero se anula y, por consiguiente puede

ignorarse. De esta manera, el motor asíncrono quedará identificado por las impedancias de secuencia directa e inversa.

Mientras la impedancia de secuencia directa resulta muy dependiente del estado de carga del motor, la de secuencia inversa es prácticamente independiente y además es muy susceptible a cortocircuitos en devanados de estátor, motivo por el que resulta la más adecuada para fines de diagnóstico.

- Redes neuronales

Las redes de neuronas artificiales o más comúnmente ANN son un paradigma de aprendizaje y procesamiento automático inspirado en la forma en que funciona el sistema nervioso de los animales. Se trata de un sistema de interconexión de neuronas que colaboran entre sí para producir un estímulo de salida. En inteligencia artificial es frecuente referirse a ellas como redes de neuronas o redes neuronales.

Gracias a los grandes avances en el ámbito de la computación se ha producido un gran auge en el uso de estos sistemas, permitiendo que una gran cantidad de diversas aplicaciones se beneficien de ellos. En el caso de análisis de fallos en motores de inducción, estos sistemas suponen una forma rápida y eficaz de detección y clasificación de fallos.

Para su correcto funcionamiento, las ANN requieren en primer lugar de un periodo de entrenamiento que sirve para adaptar la red al estudio que se desee llevar a cabo. Para ello se requiere de una serie de ensayos sobre motores en diversas condiciones con simulaciones y pruebas por parte de las redes.

Aunque pudiera parecer a primera vista un sistema con grandes desventajas, las bajas probabilidades de fallo compensan las necesidades computacionales y las fases de entrenamiento.

- Sistemas expertos

Los sistemas expertos son llamados así porque emulan el razonamiento de un experto en un dominio concreto y en ocasiones son usados por éstos. Con los sistemas expertos se busca una mejor calidad y rapidez en las respuestas, dando lugar a una mejora de la productividad del propio experto al usar este tipo de sistemas.



Consiste en una aplicación informática capaz de solucionar un conjunto de problemas que exigen un gran conocimiento sobre un determinado tema. Un sistema experto es un conjunto de programas que, sobre una base de conocimientos, posee información de uno o más expertos en un área específica. Se puede entender como una rama de la inteligencia artificial, donde el poder de resolución de un problema en un programa de computadora viene del conocimiento de un dominio específico. Estos sistemas imitan las actividades de un humano para resolver problemas de distinta índole.

Para que un sistema experto sea herramienta efectiva, los usuarios deben interactuar de una forma fácil, reuniendo dos capacidades para poder cumplirlo:

- Explicar sus razonamientos o base del conocimiento: los sistemas expertos se deben realizar siguiendo ciertas reglas o pasos comprensibles de manera que se pueda generar la explicación para cada una de estas reglas, que a la vez se basan en hechos.
- Adquisición de nuevos conocimientos o integrador del sistema: son mecanismos de razonamiento que sirven para modificar los conocimientos previos. Sobre la base de lo anterior se puede decir que los sistemas expertos son el producto de investigaciones en el campo de la inteligencia artificial ya que ésta no intenta sustituir a los expertos humanos sino que se desea ayudarlos a realizar con más rapidez y eficacia todas las tareas que realiza.

○ Técnica MUSIC

Con la técnica MUSIC se persigue la eliminación en lo posible de las componentes del espectro carentes de información para que la detección de los armónicos de rotura de barras sea más sencilla. Se trata de una técnica muy compleja y en ocasiones no funciona bien. Además se requiere conocer previamente el tipo de señal a analizar para que la técnica proporcione un buen resultado.





# CAPÍTULO 5: ANÁLISIS DE SEÑALES EN EL DOMINIO DE LA FRECUENCIA

---



## 5. ANÁLISIS DE SEÑALES EN EL DOMINIO DE LA FRECUENCIA

### 5.1. Introducción

El análisis de señales en el dominio de la frecuencia es una herramienta clásica en la teoría de control.

El análisis frecuencial (o espectral), es la técnica más común empleada para el diagnóstico de fallos por medio del análisis de vibraciones y de la corriente estática. Mediante esta técnica se pueden identificar fallos típicos como desequilibrios de rotor, desalineamiento, rotura de barras y defectos en rodamientos.

La técnica del análisis espectral de cualquier magnitud continua, ya sea de la corriente, de la vibración o del flujo, está basada en el registro de estas señales en el tiempo y su transformación al dominio de la frecuencia.

Actualmente este análisis se realiza con analizadores dinámicos de señales (ADS); los cuales implementan interiormente el algoritmo de la Transformada Rápida de Fourier (FFT) junto con otras utilidades, presentando el espectro en frecuencia de la señal continua analizada.

En este capítulo se tratará de ofrecer una buena comprensión de la forma en que trabajan estos analizadores y de las características de las transformaciones que en ellos tienen lugar; lo cual será importante de cara a una mejor interpretación de los resultados obtenidos.

### 5.2. Clasificación de señales

En este apartado se introduce una serie de nociones básicas sobre la tipología de las señales para la comprensión del procesamiento de las mismas.

En la Figura 5.1 se muestra un esquema de la clasificación de las señales que se usan para la identificación de los sistemas. Esta clasificación está basada en el punto de vista fenomenológico, en el cual se posibilita la predicción evolutiva de la señal, es decir, la predicción del comportamiento predefinido o aleatorio de la misma a través del tiempo.

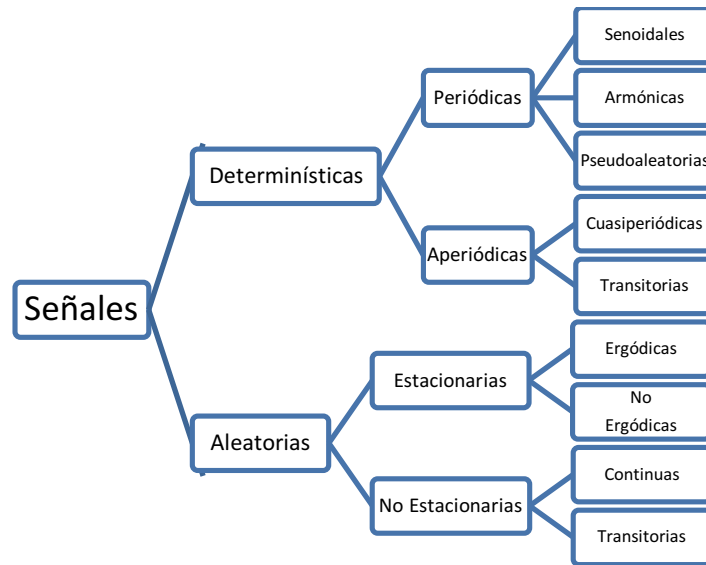


Figura 5.1 - Clasificación de señales temporales

- Señales Deterministas: Son aquellas en las que sus valores son conocidos de antemano o pueden ser predichos exactamente, es decir, su evolución es perfectamente predecible por un modelo matemático o dicho de otra manera los próximos valores de una señal pueden ser determinados si son conocidos todas las condiciones anteriores de la señal y por lo tanto esta puede ser representada completamente por las ecuaciones que la definen. Estas señales pueden subdividirse en:
  - Señales Periódicas: Se dice que una señal es periódica si cumple con la siguiente condición:  $x(n) = x(n + N)$ , para toda "n" en donde "N" es el periodo de una señal discreta y su valor más pequeño será el período fundamental. Así mismo su frecuencia "f" deberá ser un número racional. Estas a su vez se dividen en:
    - Senoidales: Son aquellas señales definidas por la función  $x(n) = \text{sen } \omega n$ .
    - Armónicas: Son aquellas señales periódicas no senoidales en las que pueden ser descompuestas en una serie de componentes de diferentes amplitudes y frecuencias con la particularidad de que sus frecuencias son múltiplos enteros de la frecuencia original, para lo cual a la primera frecuencia se le

denomina primer armónico o fundamental, mientras que a los siguientes se les denomina 2º, 3º, etc. armónicos.

- Pseudoaleatorias: consiste en una señal aleatoria que se repite periódicamente.
- Señales Aperiódicas: Cualquier señal determinística que no sea periódica será aperiódica. Estas a su vez se dividen en:
  - Cuasiperiódicas: Son señales no periódicas completamente.
  - Transitorias: Son señales que empiezan y terminan al nivel cero y duran una cantidad de tiempo finito, pueden ser breves o bastantes largos.
- Señales Aleatorias: Son aquellas señales en las que existe incertidumbre acerca de los valores que puede tomar en los siguientes instantes y pueden solamente ser descritas desde un punto de vista estadístico. Una realización de un proceso aleatorio difiere de los otros en su descripción temporal, pero sin embargo poseen las mismas propiedades estadísticas. Las señales aleatorias se caracterizan por sus propiedades estadísticas y espectrales. Estas señales pueden subdividirse en:
  - Señales Estacionarias: Son aquellas señales que son constantes en sus parámetros estadísticos sobre el tiempo. Estas a su vez se dividen en:
    - Ergódicas: Son aquellas señales para las cuales es posible intercambiar medias temporales con medias estadísticas.
    - No Ergódicas: Son aquellas señales para las cuales no es posible intercambiar medias temporales con medias estadísticas.
  - Señales No Estacionarias: Las señales no estacionarias son no constantes en sus parámetros estadísticos sobre el tiempo. Estas a su vez se dividen en:
    - Continuas: Una señal continua es aquella cuyo valor varía a lo largo de todo el período de observación.

- Transitorias: Las señales transitorias comienzan y terminan con un valor cero, dentro del mismo período de observación.

### 5.3. Análisis de señales

La finalidad del procesamiento de una señal es extraer la máxima información posible de la misma, ya que generalmente resulta valioso y útil su estudio en varios dominios. La señal que se mide es una función definida en el dominio del tiempo, por lo tanto para examinar su contenido en frecuencia, se realiza una transformación al dominio de la frecuencia.

En determinadas condiciones, la transformada de Fourier resulta una herramienta muy útil que permite realizar esta transformación al dominio de frecuencia.

#### 5.3.1. Transformada de Fourier

En la mayoría de los casos la transformada de Fourier es la herramienta en la que se apoya el análisis de frecuencia de señales.

La transformada de Fourier de tiempo continuo se define mediante las Ecuaciones 5.1 y 5.2:

$$y(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} y(\omega) e^{j\omega t} d\omega \quad (5.1)$$

$$y(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} y(t) e^{-j\omega t} dt \quad (5.2)$$

Donde:

- $y(t)$ : representación en el tiempo de la señal  $y$ .
- $y(\omega)$ : representación en la frecuencia de la señal  $y$ .
- $j = \sqrt{-1}$

La Ecuación 5.2 se conoce como la transformada de Fourier o la integral de Fourier y la Ecuación 5.1 como la transformada inversa de Fourier, para tiempo continuo.



El uso de instrumentos de cálculo digitales, como es el caso del Analizador Dinámico de Señales (ADS), ha dado lugar a la existencia y uso de la transformada de Fourier para tiempo discreto.

La transformada de Fourier de tiempo discreto se define por las Ecuaciones 5.3 y 5.4 descritas a continuación:

$$y(n) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} y(\Omega) e^{j\Omega n} d\Omega \quad (5.3)$$

$$y(\omega) = \sum_{-\infty}^{\infty} y(n) e^{-j\omega n} \quad (5.4)$$

La primera ecuación se conoce como la transformada de Fourier de tiempo discreto y en ambas ecuaciones como el par de transformada de Fourier.

### 5.3.2. Transformada Discreta de Fourier (DFT)

El desarrollo de herramientas muy eficientes para realizar el análisis de Fourier de secuencias de tiempo discreto, fue debido al incremento de métodos de tiempo discreto para el análisis y síntesis de señales. Estas herramientas dieron lugar a la existencia de una técnica adecuada para la utilización en computadoras digitales o para su implantación en hardware digital. Esta técnica es la transformada discreta de Fourier (DFT) para señales de duración finita, la cual se desarrolla de la siguiente forma:

- Sea  $y(n)$  una señal de duración finita, esto es, hay un entero  $N_1$ , tal que:

$$y(n) = 0 \text{ fuera del intervalo } 0 \leq n \leq N_1 - 1$$

Se puede construir una señal periódica  $\tilde{y}(n)$  que sea igual a  $y(n)$  en un periodo.

- Sea  $N \geq N_1$  un entero dado, y sea  $\tilde{y}(n)$  periódica con periodo  $N$  tal que:

$$\tilde{y}(n) = x(n), 0 \leq n \leq N_1 - 1$$

Los coeficientes de la serie de Fourier para  $\tilde{y}(n)$  están dados por la Ecuación 5.5:

$$a_k = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} \tilde{y}(n) e^{-jk\left(\frac{2\pi}{N}\right)n} \quad (5.5)$$

Seleccionado el intervalo de la sumatoria en el que  $\tilde{y}(n) = y(n)$ , se obtiene la Ecuación 5.6:

$$a_k = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} y(n) e^{-jk\left(\frac{2\pi}{N}\right)n} \quad (5.6)$$

- El conjunto de coeficientes definido por la ecuación anterior comprende la DFT de  $y(n)$ . La DFT de  $y(n)$  usualmente se denota por  $\tilde{y}(k)$  y se define mediante la Ecuación 5.7 que se muestra a continuación:

$$\tilde{y}(k) = a_k = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} y(n) e^{-jk\left(\frac{2\pi}{N}\right)n}, \quad k=0,1,\dots,N-1 \quad (5.7)$$

Una característica de gran importancia de la DFT es que podemos observar que la señal original de duración finita puede recuperarse a partir de su DFT. En particular, la Ecuación 5.5 para la representación en series de Fourier de  $\tilde{y}(n)$  nos permite calcular  $\tilde{y}(n)$  a partir de  $a_k$ . Entonces, usando las Ecuaciones 5.6 y 5.7 se tiene:

$$y(n) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} \tilde{y}(k) e^{jk\left(\frac{2\pi}{N}\right)n}, \quad n=0,1,\dots,N-1 \quad (5.8)$$

Por lo tanto, de la Ecuación 5.8, puede considerarse que la señal de duración finita está especificada por un conjunto finito de valores diferentes de cero, o bien por el conjunto finito de valores  $\tilde{y}(k)$  en su DFT.

Otra característica importante a tener en cuenta de la DFT, es que para su cálculo existe un algoritmo más rápido que se conoce como la transformada rápida de Fourier (FFT).

Por último, se debe tener en cuenta que la selección de  $N$  en la Ecuación 5.8 no es fija, siempre que  $N$  sea más grande que la duración de  $\tilde{y}(n)$ . Por ello  $\tilde{y}(k)$  en la Ecuación 5.7 se refiere con frecuencia como la DFT de  $N$  puntos para hacer explícita la longitud de la sumatoria en la Ecuación 5.7,

lográndose una mayor eficiencia computacional a partir de la selección como una potencia de 2.

Para ilustrar lo anteriormente citado, se puede apreciar en la Figura 5.2 que para una señal discreta en el tiempo, el espectro es continuo en la frecuencia. A continuación en la Figura 5.2 se muestra de forma gráfica las herramientas de Fourier analizadas anteriormente:

- La Figura 5.2 (a) muestra a la señal en el dominio del tiempo, que consta de una onda cuadrada.
- La Figura 5.2 (b) muestra los componentes armónicos de la señal por medio de series de Fourier.
- La Figura 5.2 (c) muestra el espectro de la señal en el dominio de la frecuencia por la transformada de Fourier.
- La Figura 5.2 (d) muestra a la señal en el dominio de la frecuencia por la DFT.

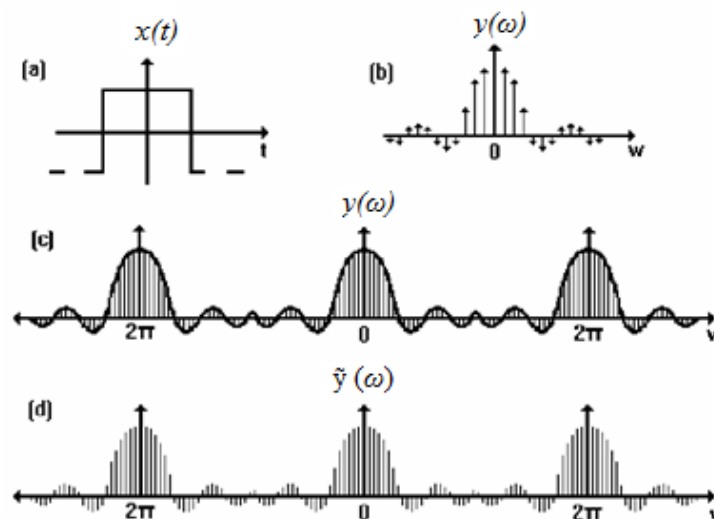


Figura 5.2 - Resultados de utilizar las herramientas de Fourier a una señal cuadrada

### 5.3.3. Transformada Rápida de Fourier

La transformada rápida de Fourier (FFT, Fast Fourier Transform) es un algoritmo de computación para el cálculo de la transformada discreta de Fourier (DFT), de hecho se conoce como FFT, cualquier algoritmo que realice menos operaciones de multiplicación y de suma que aplicando la DFT directamente.

- Se toma la expresión de las series discretas de Fourier, para el cálculo de una serie temporal periódica de tiempo finito dada por la Ecuación 5.9:

$$y(k) = \sum_{n=0}^{N-1} y(n) e^{-jk\left(\frac{2\pi}{N}\right)n}, \quad k=0,1,\dots,N-1 \quad (5.9)$$

- Se simplifica la anterior expresión teniendo en cuenta que sí  $y(k) = y(N + k)$ , para cualquier entero “k” y que para facilitar la notación al término exponencial complejo sustituimos  $W_N = e^{-j\left(\frac{2\pi}{N}\right)}$ , entonces se obtiene la Ecuación 5.10 que se muestra a continuación:

$$y(k) = \sum_{n=0}^{N-1} y(n) W_N^{kn}, \quad k=0,1,\dots,N-1 \quad (5.10)$$

- Teniendo en cuenta que la serie temporal tiene que ser compleja, entonces para calcular los diferentes valores, será necesario realizar operaciones con números complejos, que implicarán multiplicaciones, sustracciones y adiciones. Para ello se descompone en parte real (real) e imaginaria (im) la expresión anterior, obteniendo la Ecuación 5.11:

$$y(k) = \sum_{n=0}^{N-1} [(real\ y(n), im\ y(n)) (real\ W_N^{kn}, im\ W_N^{kn})], \quad k=0,1,\dots,N-1 \quad (5.11)$$

- Desarrollando de modo genérico el producto de números complejos que se muestra, se puede observar que su cálculo vendría dado por la Ecuación 5.12 descrita a continuación:

$$\begin{aligned} & [(real\ y(n) * real\ W_N^{kn}) - (im\ y(n) * im\ W_N^{kn})] + \\ & + [(real\ y(n) * im\ W_N^{kn}) - (im\ y(n) * real\ W_N^{kn})] \end{aligned} \quad (5.12)$$

Un cálculo inicial aproximado, permite decir que serían necesarias  $4N^2$  multiplicaciones de números reales y de  $N(4N - 2)$  sumas de números reales. La cantidad de cálculos, y por ende del tiempo de cálculo, es aproximadamente proporcional al cuadrado de N, lo que representa un obstáculo serio. Está documentado, que ya en 1805, C.F. Gauss se había ocupado en buscar la manera de reducir el número de cálculos a realizar, aprovechando diferentes propiedades de la secuencia  $W_N^{kn}$ . C. Runge (1905) y posteriormente Danielson y Lanczos (1942) describieron algoritmos que

lograban que el tiempo de cálculo fuese proporcional a  $T \log T$  (Oppenheim A.V. y Shafer R.W., 1989).

A partir de los trabajos de J.W. Cooley y J.W. Tukey (1965), se hizo posible el desarrollo de algoritmos cada vez más eficientes para estos cálculos y que desde entonces han sido denominados como “algoritmos de la transformada rápida de Fourier” (FFT). Consiguieron calcular el resultado de la Transformada de Fourier con mayor rapidez y eficiencia a partir de escoger un número de muestras  $N$  que sea potencia de dos, por ejemplo: 1024 ( $2^{10}$ ), 2048 ( $2^{11}$ )...etc., para lo cual aprovecha ciertas propiedades de simetría.

Por lo tanto el cálculo digital de la Transformada de Fourier, se trata de un proceso largo debido al elevado número de operaciones matemáticas a realizar. No obstante, como se aprecia en la Figura 5.3 sigue siendo el método menos tedioso de calcular.

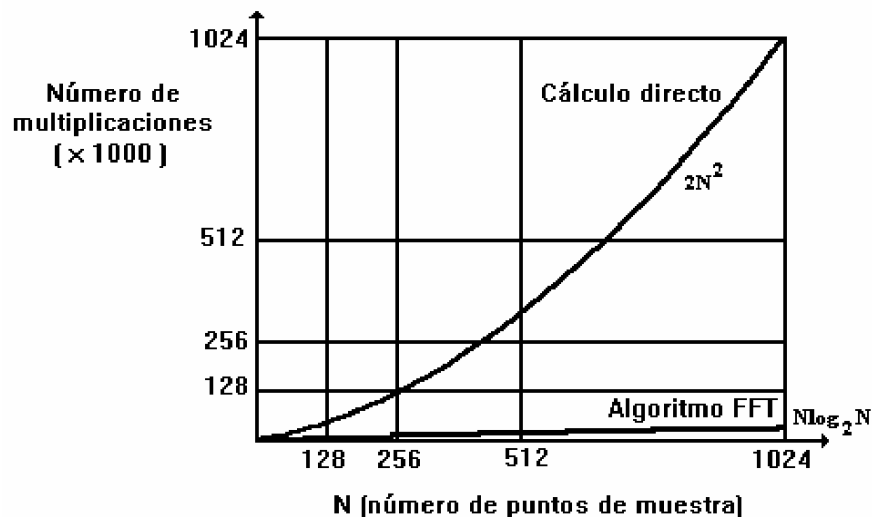


Figura 5.3 - Comparación del número de multiplicaciones requeridas por el cálculo directo y el algoritmo de la FFT

## 5.4. Muestreo de señales

El muestreo de señales, también denominado “Discretización de señal”, es el primer paso en el proceso de conversión de una señal analógica (tiempo y amplitud continuos) en una señal digital (tiempo y amplitud discretos).

La conversión de la señal analógica en digital (Conversión A/D) se realiza, entre otras razones porque las señales digitales presentan grandes ventajas a

la hora de ser transmitidas y/o procesadas: mayor inmunidad al ruido, mayor facilidad de procesamiento, etc.

Para proceder al muestreo de las señales y puesto que la señal que proviene del transductor es una señal de tensión continua proporcional a la corriente, aceleración, potencia, fuerza, etc., es necesario añadir un muestreador y un analizador de espectros como se muestra en la Figura 5.4.

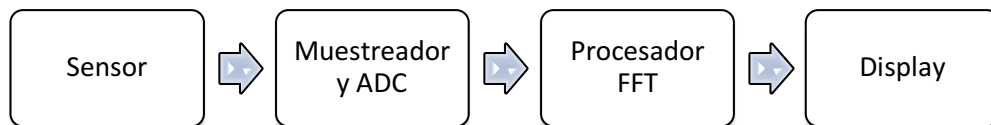


Figura 5.4 - Diagrama de bloques de un ADS

Como se ha explicado en apartados anteriores actualmente el análisis de señales se realiza en analizadores dinámicos de señales (ADS). Para que el analizador tenga la precisión requerida, es necesario que el muestreador y el ADC (Convertor analógico-digital) posean unas características mínimas de resolución y linealidad. Otro factor importante en los ADS es la frecuencia de muestreo, cuyo valor máximo del tiempo de muestreo queda establecido y por encima del cual se produce los fenómenos de “aliasing” y otras limitaciones del muestreo de las señales.

#### 5.4.1. Limitaciones del muestreo de señales

Durante el proceso de análisis de la señal pueden aparecer varios tipos de errores comunes como son las sobrecargas, ruido digital, errores de cuantificación, limitación del rango dinámico, etc.

Este subapartado se centra en errores más específicos y que pueden entorpecer gravemente el análisis.

- Aliasing

La diferencia entre la frecuencia de la entrada y la de muestreo es lo que se conoce como imagen fantasma o alias, la cual se crea durante el proceso de muestreo de una señal. Esta imagen de baja frecuencia de las componentes muestreadas de la alta frecuencia, cuando la frecuencia utilizada para el muestreo es insuficiente se denomina “aliasing”.

El aliasing causa que señales continuas distintas se tornen indistinguibles cuando se las muestrea digitalmente. Cuando esto sucede, como se aprecia en la Figura 5.5, la señal original no puede ser reconstruida de forma unívoca a partir de la señal digital.

En la Figura 5.5 también se observa que en la parte izquierda se presentan las funciones en el dominio espacial y en la parte derecha se muestra la magnitud de la transformada de Fourier de cada función, en el dominio de la frecuencia.

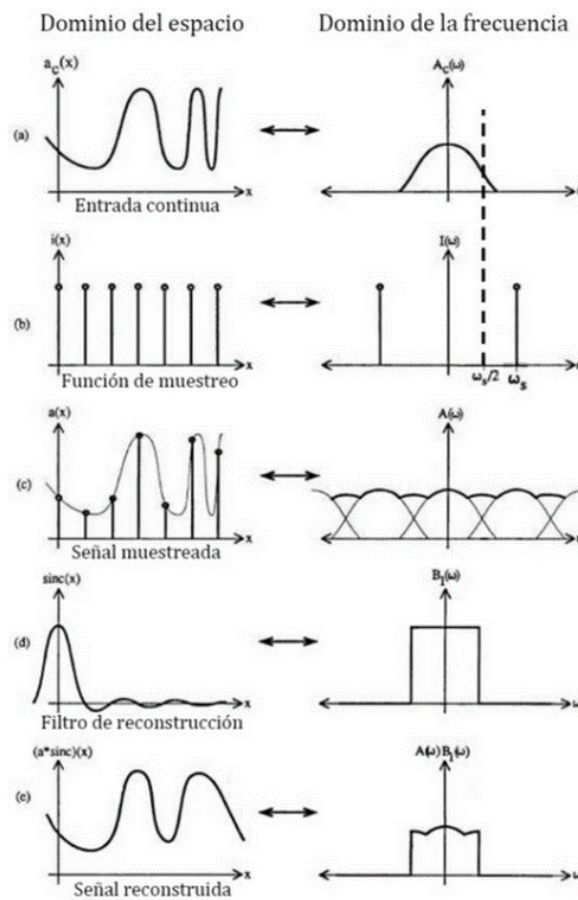


Figura 5.5 - Proceso de muestreo con aliasing

Al muestrear la señal, la transformada de Fourier  $A_c(\omega)$  de la función original tiene componentes que se extienden más allá de  $\omega_s/2$ , como se muestra en la Figura 5.5(a) y 5.5(b). Esto ocasiona que las réplicas espectrales de la función muestreada se traslapen, como se observa en la Figura 5.5(c). Por lo tanto, al reconstruir se obtiene una señal que es un alias de la señal original, como se muestra en la Figura 5.5(e).

El teorema de Nyquist-Shannon nos dice que si la frecuencia de muestreo ( $f_s$ ) es mayor que el doble de la frecuencia de entrada ( $2f_{\max}$ ), es decir ( $f_{\max} \leq f_s/2$ ), el alias producido no caerá nunca dentro del rango de la frecuencia de entrada, tal y como se muestra en la Figura 5.6.

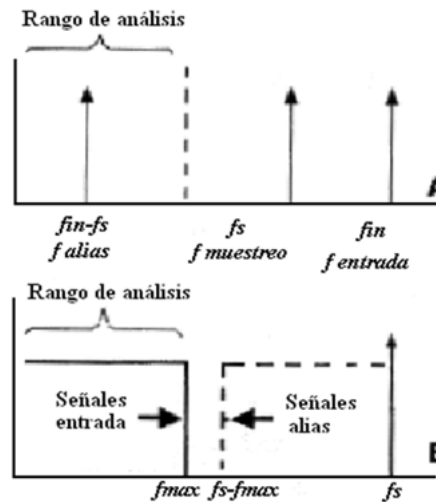


Figura 5.6 - Muestreo y formación del alias

El aliasing es un fenómeno propio de la conversión A/D, en el cual la frecuencia de la señal reconstruida es menor que el de la señal original, lo cual ocurre cuando la frecuencia de muestreo es demasiado baja; estos efectos pueden reducirse utilizando filtros.

Para evitar el aliasing se utiliza un filtro pasabajos antes del muestreador, denominado filtro antialiasing. Debido a la dificultad de conseguir un filtro ideal, sin una zona de atenuación en las amplitudes, el límite de frecuencias se escoge inferior a la mitad de la frecuencia de muestreo. En los analizadores modernos, suele elegirse de forma que la frecuencia de muestreo sea 2,56 veces la frecuencia límite del filtro. De esta forma el número de líneas del espectro en frecuencia será  $N/2,56$ . El filtro deberá, además, tener una característica de límite ("roll off") de muy elevada pendiente, lo que quiere decir que originará un desplazamiento de fase, y que puede afectar a los datos si se requiere información acerca del rango superior de frecuencias del analizador.

Para evitar esto, como se muestra en la Figura 5.7, habrá que seleccionar el rango de frecuencias de manera que la frecuencia de interés quede en la mitad inferior del rango de frecuencias, particularmente en registros que requieren la fase.



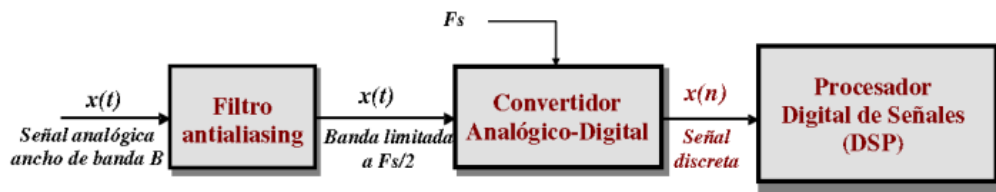


Figura 5.7- Diagrama de bloques del ADS con filtro antialiasing

o Leakage y Efecto Ventana

El algoritmo de la FFT se basa en que el registro del tiempo se repite fuera del tiempo registro. Si el registro de tiempo contiene un número entero de ciclos de la señal de entrada la señal es periódica en el tiempo de registro. En caso contrario la señal no cumple la condición anterior y se estará suponiendo una representación que nada tiene que ver con la señal medida.

En la Figura 5.8 se ilustra la dificultad que presenta el reconstruir la señal de entrada basándose en el supuesto de que esta sea periódica en el tiempo de registro.



Figura 5.8 - Distorsión de la señal de entrada

En la parte izquierda, se observa una señal senoidal que es periódica en el tiempo de registro, ya que en él se han recogido tres ciclos completos. Su reconstrucción, basada en el criterio de que el registro de tiempos se repite, es correcta; por tanto, su espectro estaría muy próximo al ideal formado por una sola línea. Sin embargo, a la derecha se puede apreciar la misma señal pero con un registro de tiempo diferente en el que no se incluyen un número entero de ciclos. En este caso su reconstrucción será muy imprecisa si se presupone que la porción de señal contenida en el registro se repite indefinidamente.

Por lo tanto, al haberse truncando la forma de la señal de entrada, se provocará una discontinuidad en la señal de la que se tomó la muestra. Esta discontinuidad va a provocar en el proceso FFT que el resultado del espectro se expanda desde una sola línea hasta las líneas vecinas tal y como se muestra en la Figura 5.9. En consecuencia, su espectro estará muy alejado del ideal formado por una única línea. Este fenómeno se conoce con el nombre de leakage, fuga espectral o dispersión.

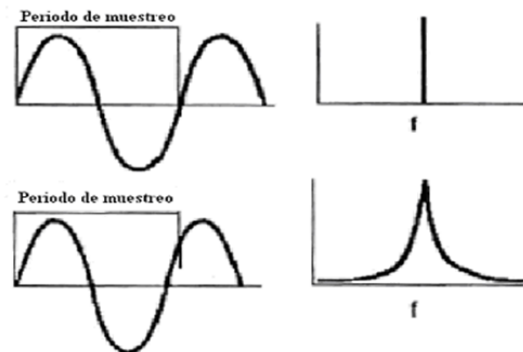


Figura 5.9 - Efecto leakage

El leakage es un problema tan importante que puede llegar a enmascarar picos cercanos más pequeños y que altera el resultado de la FFT. La solución es el empleo de las funciones ventana. En la Figura 5.10 se ilustra el espectro de una señal con efecto leakage, es decir sin el uso de funciones ventana.

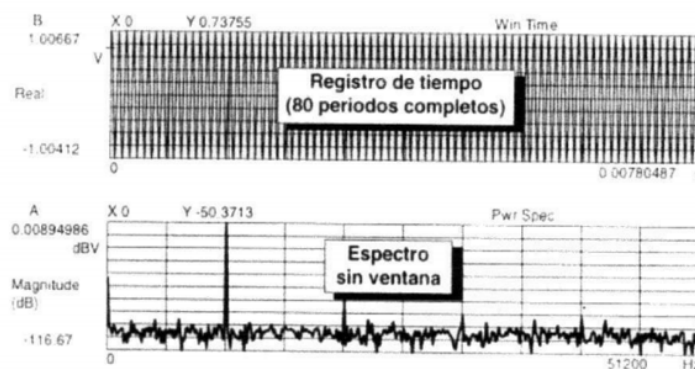


Figura 5.10 - Espectro sin ventana

Hay distintos tipos de ventanas según la aplicación que se vaya a desarrollar. Así, se puede encontrar la ventana Rectangular, la Hanning, la Transitoria, etc. Son funciones que se aplican a la señal

muestreada para poder analizarla. Cada una de las ventanas enfatizará diferentes partes de la señal, obteniéndose así diferentes espectros como resultado.

Las ventanas se emplean para que las señales muestreadas cumplan mejor los requisitos de periodicidad de la Transformada de Fourier, además de minimizar la potencial distorsión que pueden producir los efectos del leakage.

En general las ventanas producen una reducción de la precisión de la amplitud del pico medido de la función, y aparecerá como si hubiera un amortiguamiento mayor del que realmente hay en la estructura.

A continuación se describen varios tipos de ventanas. En todas ellas se utiliza,  $T$  como duración del registro y  $t$  como variable temporal:

- **Ventana Hanning:** Una de las funciones más utilizadas es la ventana Hanning que se ilustra a continuación en la Figura 5.11. Su expresión matemática es la de un coseno al cuadrado, y se aplica habitualmente cuando se pretenden analizar señales periódicas que no se repiten en el tiempo de registro. A efectos prácticos se pueden considerar todas las señales con una duración superior al tiempo de registro. En este caso los resultados obtenidos en la medición de la frecuencia son buenos, aunque introduce un cierto grado de atenuación en la medida de amplitudes.

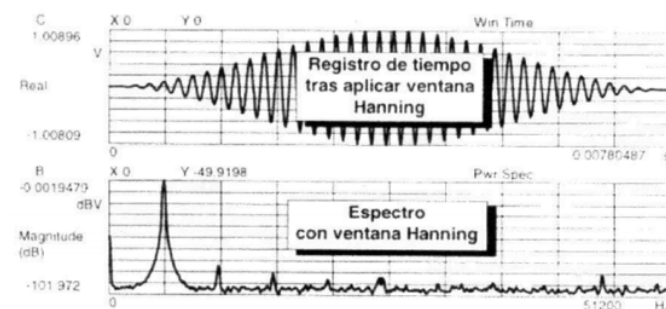


Figura 5.11 - Función ventana Hanning

- **Ventana Uniforme o Rectangular:** La entrada en el caso del estudio de transitorios no será periódica y se ha de contar con todos los datos contenidos en el registro de tiempo uniformemente, por lo que se utilizara una ventana que del

mismo peso a todos los puntos del registro. Esta ventana es la que se denomina ventana uniforme que puede generalizarse para cualquier señal que tenga valor 0 al principio y al final del registro de tiempo. Es importante recordar que la función ventana se introduce para forzar a que la señal tome valores nulos en ambos extremos del registro, por lo que si la propia función cumple este requisito, no existe necesidad alguna de introducir la ventana como corrección. Cualquier función que cumpla las condiciones anteriores recibe el nombre de “selfwindowing function”, estas funciones no generan dispersión, analizándose sin introducir ventana o lo que es lo mismo con la ventana uniforme.

Existe un gran número de funciones como se ilustra en la Figura 5.12, pertenecientes al grupo anterior en las que se puede aplicar este tipo de ventanas y entre las que cabe destacar: impulsos, impactos, respuestas a un choque, ruido aleatorio, etc. En cambio, no se debe emplear para el análisis de señales deterministas por dos razones:

- Tiene una selectividad baja.
- Tiene un rizado relativamente elevado.

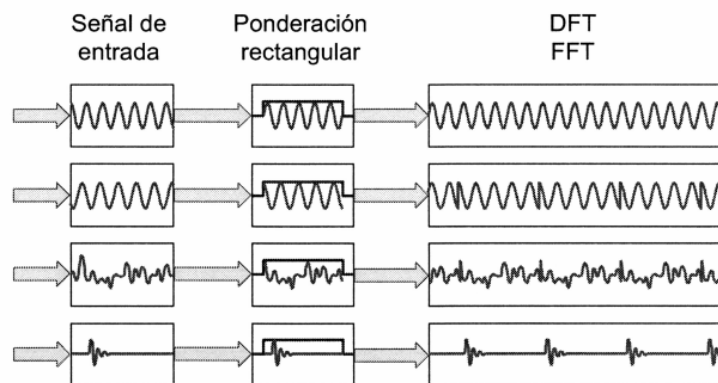


Figura 5.12 - Ejemplos del funcionamiento de la ventana Uniforme sobre diferentes señales

- **Ventana Flat top:** Este tipo de ventana que se muestra en la Figura 5.13, se ha diseñado para propósitos de calibración principalmente, aunque para la mayoría de las aplicaciones es preferible usar la ventana Hanning. Es excelente para

determinar amplitudes pero muy mala para obtener cierta resolución en frecuencia con señales periódicas.

Sí es efectiva en la medida de amplitudes cuando las componentes en frecuencia de la señal están separadas varias líneas (al menos cinco o seis). No se recomienda su uso para señales aleatorias ni transitorias.

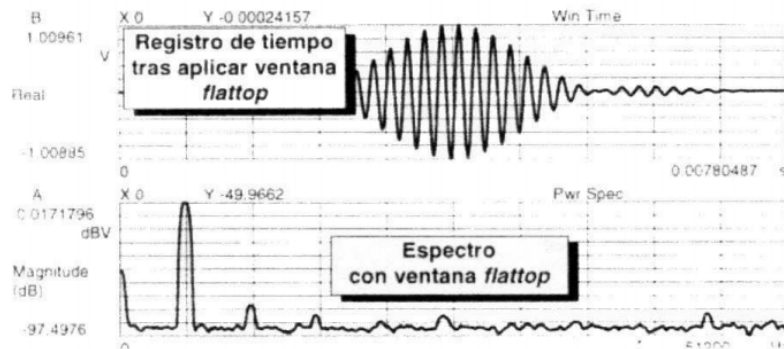


Figura 5.13 - Función ventana Flat top

- **Ventana Kaiser-Bessel:** Su principal uso consiste en la separación de componentes en frecuencia que se encuentran muy próximas y que tienen niveles diferentes. Se debe emplear para señales periódicas que requieren una selectividad en frecuencia buena. No debe usarse para señales transitorias. Proporciona una buena resolución en frecuencia para señales aleatorias pero no se debe emplear con carácter general, ya que su velocidad es mucho menor que la de ventana Hanning. Para el análisis de señales periódicas esta ventana probablemente sea la mejor elección. Los inconvenientes respecto a la ventana Hanning son que es más lenta, es decir, se tarda más tiempo en realizar el análisis, y que si se emplea con una excitación aleatoria puede producir un leakage mucho mayor en las resonancias y anti-resonancias de la señal.

Comparación entre ventanas:

En la Tabla 5.1 y en la Figura 5.14 se realiza una comparativa de valores de amplitudes máxima y mínima, así como la duración efectiva para las ventanas Rectangular, Hanning, Flat Top y Kaiser-Bessel.

Tabla 5.1 - Comparación de las ventanas Rectangular, Hanning, Kaiser-Bessel y Flat Top

TIPO DE VENTANA	AMPLITUD MÁXIMA	AMPLITUD MÍNIMA	DURACIÓN EFECTIVA
Rectangular	1	2	1·T
Hanning	2	0	0.375·T
Kaiser-Bessel	2.48	0	0.291·T
Flat top	4.64	-0.33	0.175·T

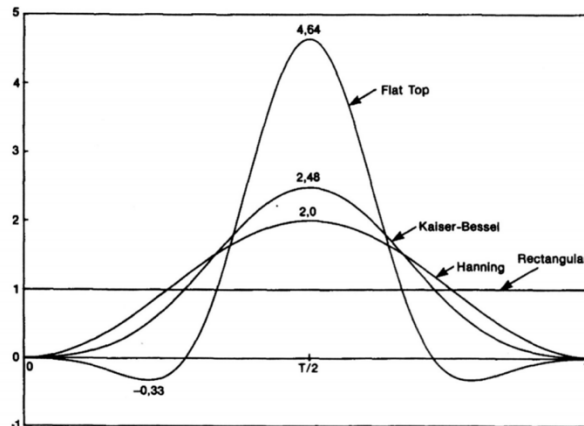


Figura 5.14 - : Representación conjunta de las ventanas Rectangular, Hanning, Kaiser-Bessel y Flat Top

○ Efecto Picket Fence

Es ocasionado por el muestreo en frecuencia y se produce por la repetición periódica. Se soluciona mediante el empleo de la ventana apropiada y aumentando la resolución en frecuencia.

Siempre que se hace un análisis con filtros para ciertas frecuencias discretas, el espectro se mide para aquellas frecuencias centrales de los filtros con una resolución dada por el ancho de banda de los filtros. El efecto de medir sólo el espectro para frecuencias discretas se conoce como Efecto Picket Fence. Se obtienen errores tanto en la amplitud como en las frecuencias del espectro a las que se producen.

- Efecto Empalizada

El fenómeno llamado error de “bias” en la resolución o efecto empalizada debido a la similitud que tiene la observación del espectro con mirar una cordillera a través de una empalizada, es resultado de la existencia de picos en el espectro real de la señal que se encuentran entre las líneas del análisis FFT, en general, los picos en el espectro FFT se miden con bajo nivel y los valles se miden con altos. Las frecuencias reales en las que se encuentran los picos y los valles no serán las indicadas en el espectro. Evidentemente, cuanto menor sea el espaciado entre líneas, mayor es la probabilidad de estar registrando los valores de cresta y valle del espectro de la señal analizada.

- Margen Dinámico

El margen dinámico es una medida de la capacidad para analizar pequeñas señales en presencia de otras mayores. Es la relación entre la mayor y la menor señal que puede analizarse al mismo tiempo tal y como se muestra a continuación en la Figura 5.15.

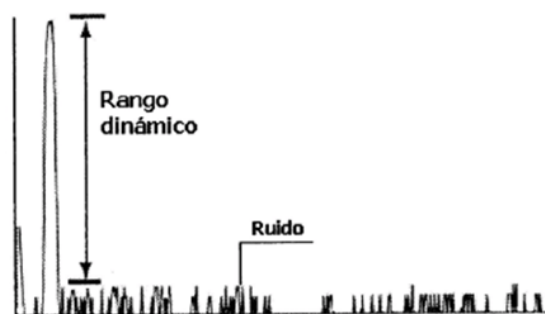


Figura 5.15 - Margen dinámico

En presencia de grandes componentes un margen dinámico amplio es importante al igual que cuando la componente que se analiza es pequeña comparada con el nivel de potencia total de la señal. Es decir, es lo mismo tener un gran número de señales pequeñas que dan lugar a una potencia total alta que limita la sensibilidad que una única señal grande. Este es un caso habitual en el análisis de vibraciones en baja frecuencia utilizando acelerómetros como sensores.



- Promediado digital

La realización de promedios de espectros en el tiempo es una de las funciones importantes del analizador FFT.

La señal de vibración o de la corriente en una maquina eléctrica no es completamente determinista, sino que tiene ruidos aleatorios superpuestos. El ruido es un proceso aleatorio, por lo que su transformada de Fourier no existe. Por otro lado, una FFT de los N puntos de datos dados siempre puede computarse, de forma que la no existencia de la transformada de Fourier significa en la práctica que la FFT de dos muestras diferentes de un mismo sistema con ruido pueden ser significativamente diferentes. Con esta función se realiza un promedio de una serie de espectros, el ruido gradualmente tomará una forma suave (no se reducirá) y los picos espectrales resaltarán, siendo sus niveles representados con mayor precisión.





# CAPÍTULO 6: BANCO DE ENSAYOS

---



## 6. BANCO DE ENSAYOS

### 6.1. Introducción

En este capítulo se realizará una breve descripción del banco de ensayos empleado en la realización de los ensayos en los que se apoya este proyecto. Los ensayos contemplados en el proyecto han sido obtenidos de anteriores proyectos, no obstante se han vuelto a realizar alguno de los mismos para conocer en profundidad el funcionamiento tanto del banco de ensayos, como de la metodología de ensayo y análisis.

A continuación se procederá a realizar la descripción del banco de ensayos utilizado en este proyecto, así como de la metodología de ensayo y de análisis que se aplicará posteriormente a los datos obtenidos en los ensayos.

### 6.2. Banco de ensayos

Para la descripción del banco de ensayos se realizará con una descripción detallada de cada uno de sus componentes del mismo y sus conexiones. El banco de ensayos se encuentra en el Departamento de Ingeniería Eléctrica de la EII de la Universidad de Valladolid.

En la Figura 6.1 se ilustra una visión general del banco de ensayos utilizado para la adquisición de la información necesaria de cada uno de los ensayos realizados para este proyecto.

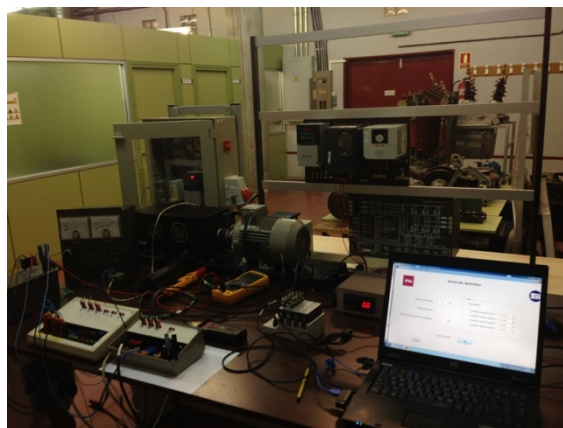


Figura 6.1 - Banco de ensayos

### 6.2.1. Alimentación

Como se aprecia en las fotografías de la Figura 6.2, el laboratorio dispone de una fuente de alimentación, la cual va hasta la caja de conexiones, donde hay disponibles tres tipos de tomas, dos de ellas son tomas monofásicas de 220V y la tercera es una toma trifásica a 380V.



Figura 6.2 - Fuente de alimentación a la izquierda y caja de conexiones a la derecha

El motor del banco de ensayo puede ser alimentado de dos formas:

- Alimentación del motor directamente de la red a 50Hz, cuyo esquema se muestra a continuación en la Figura 6.3.

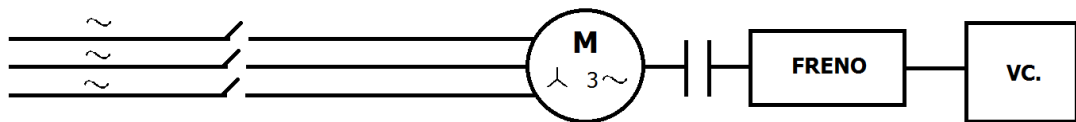


Figura 6.3 - Banco de ensayos cuyo motor es alimentado directamente a través de la red

- Alimentación del motor a través de un convertidor electrónico de potencia, cuyo esquema se muestra en la Figura 6.4.

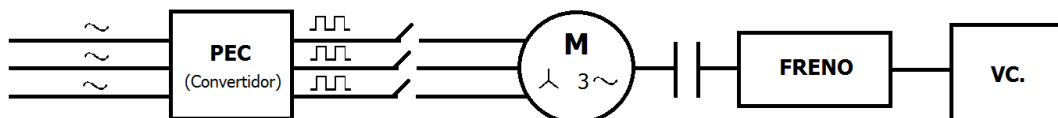


Figura 6.4 - Banco de ensayos cuyo motor es alimentado a través de un convertidor

En el laboratorio se dispone de los siguientes tipos de convertidores:

- PowerFlex 40 de Allen Bradley que será el utilizado para la realización de los ensayos.

En la Figura 6.5 podemos observar una fotografía de este tipo de convertidor o variador de frecuencia. Cabe destacar que este variador se caracteriza por disponer de una función específica para la elección de la frecuencia de conmutación en un rango entre 3 y 8 kHz con una precisión de 0,1 kHz.



Figura 6.5 - Convertidor AB PowerFlex 40

- MicroMaster 420 de Siemens

Este tipo de convertidor de frecuencia es controlado por microprocesador, por lo tanto puede ser utilizado tanto para control vectorial como para control PWM. En el caso de control PWM, la frecuencia del pulso es seleccionable, pudiendo ser muy elevada y disminuyendo de este modo los armónicos.

- LG Modelo SV-iG5A de LS

Este tipo de convertidor al igual que el modelo de Siemens puede ser utilizado para control por ancho de pulso, es decir PWM.

En la Figura 6.6 que se muestra a continuación, se muestra una fotografía del laboratorio donde se encuentran estos dos tipos de convertidores.



Figura 6.6 - Convertidor MicroMaster 420 de Siemens a la izquierda, y el convertidor LG Modelo SV-iG5A de LS a la derecha

- Altivar 66 de Telemecánica.

Este convertidor que se muestra en la Figura 6.7 se diferencia de otros anteriormente citados, en que dispone una etapa de filtrado entre sus diodos rectificadores de onda completa y su inversor de tiristores IGBT's. Esta etapa de filtrado es importante no solo para no introducir una gran cantidad de armónicos no deseados, sino que también elimina o atenúa los armónicos que han de ser detectados para la detección de fallos, lo cual que afecta al resultado del análisis espectral de la corriente del estator.



Figura 6.7 - Convertidor Altivar 66 Telemecánica

- Convertidor didáctico del Lucas-Nülle.

En la Figura 6.8 se aprecia este tipo de convertidor de frecuencia, es más sencillo que los anteriores y cuyas partes principales son un rectificador, un interruptor o también denominado breaking Chopper y un inversor. Su principal característica radica en que al realizar un ensayo con este convertidor, se observa que los armónicos principales son mayores pero el ruido en las frecuencias de fallo es bajo, por lo cual se

facilita la detección de fallos. Otra característica que lo diferencia de los anteriores es que el control es de tipo escalón en vez de por ancho de pulso.

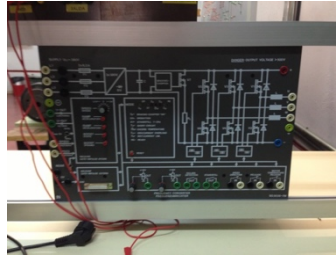


Figura 6.8 - Convertidor didáctico Lucas-Nülle

### 6.2.2. Motor

En el laboratorio se dispone de varios motores asíncronos o de inducción sobre los que se provocan el tipo de fallo a estudiar, para realizar en ellos los ensayos deseados. En el caso del presente proyecto se realizará sobre el fallo por rotura de barras. Con el fin de simular este tipo de fallo se introducen en el mismo barras agujereadas.

En la Figura 6.9 se muestra el motor nº 8 empleado para la realización de los ensayos requeridos para la elaboración de este proyecto.

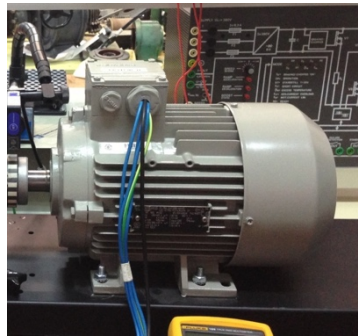


Figura 6.9 - Motor de inducción nº 8

Las características del motor nº 8 empleado para los ensayos:

- Motor Asíncrono Siemens modelo: 1LA7 090 4AA 10.
- Motor estándar, Eficiencia aumentada.
- Grado de protección IP55.
- Versión aluminio.

- 4 polos.
- Potencia: 1,1 kW. 1,5CV.
- Factor de Potencia: 0,81.
- Tensión de Alimentación: 230/400V.
- Velocidad Nominal (50Hz): 1500 r.p.m.

### 6.2.3. Freno

En la Figura 6.10 se observan las fotografías tanto del controlador de freno como del freno de polvo magnético disponibles en el laboratorio y empleados en la realización de los ensayos. El objetivo del uso de este freno de polvo magnético es generar un par de carga y tener la posibilidad de poder variarlo mediante el controlador.



Figura 6.10 - Controlador de freno a la izquierda y freno de polvo magnético a la derecha

### 6.2.4. Sensores

Se han empleado los siguientes sensores:

- Tacómetros o sensores de velocidad: miden la velocidad de giro del motor. En el laboratorio se dispone de dos tipos de tacómetros como los que se observa en la Figura 6.11. El tacómetro empleado es de la marca Compact y modelo CT6/LSR.





Figura 6.11 - Tacómetro láser a la izquierda y tacómetro digital a la derecha

El tacómetro digital requiere de un sensor óptico para la adquisición de los datos como el de la Figura 6.12.

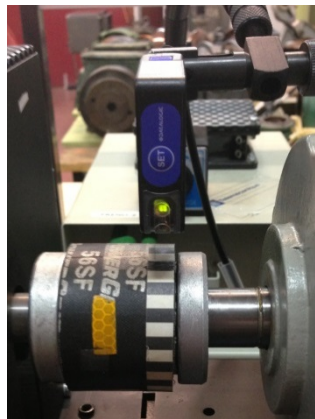


Figura 6.12 - Sensor óptico del tacómetro digital

En la Tabla 6.1 se muestran las especificaciones técnicas del tacómetro láser que se encuentra en el laboratorio.

Tabla 6.1 - Especificaciones técnicas del tacómetro láser

CARACTERÍSTICAS TÉCNICAS	
Módulo láser	Escalas de velocidad
Escala óptica → 25-2000mm	Precisión → ± 1 dígito
Ángulo óptico → ± 80°	Resolución → 0.001
Longitud de onda → 670nm	

- Sensor de corriente: mide la intensidad de corriente.

Una sonda de corriente de Efecto Hall es un sensor que transforma una señal de corriente eléctrica en otra proporcional de tensión. Para realizar la medida, la sonda abraza una de las fases del motor. En el laboratorio se dispone de múltiples sondas de corriente, no obstante las podemos clasificar en dos tipos:

- Sonda de corriente que se conecta a la tarjeta de adquisición de datos a través de un bornero.
- Sonda de corriente que se conecta directamente a la tarjeta de adquisición de datos.

Para la realización de los ensayos, se ha contado con sensores de corriente o transductores que veremos más detalladamente en siguientes subapartados. También se han realizado medidas con una pinza amperimétrica como la mostrada a continuación en la Figura 6.13. Este tipo de dispositivos son menos precisos que los sensores de efecto Hall, ya que en general trabajan con una frecuencia de muestreo menor. Sin embargo son muy utilizadas.



Figura 6.13 - Pinza amperimétrica

### 6.2.5. Transductores

Un transductor es un aparato o dispositivo que es capaz de transformar un determinado tipo de energía o señal de entrada en otra diferente a la salida. En la Figura 6.14 y en la Figura 6.15 se muestran fotografías de los transductores que están en el laboratorio y que forman parte del banco de ensayos.

Para la adquisición de datos de los ensayos, el banco de ensayos cuenta con dos tipos de transductores:

- Los transductores de intensidad: convierten la corriente alterna (I/t) en tensión alterna proporcional a la intensidad.
- Los transductores de tensión: transforman una tensión de 380V en otra mucho más pequeña de aproximadamente  $\pm 5V$  o  $\pm 10V$ .

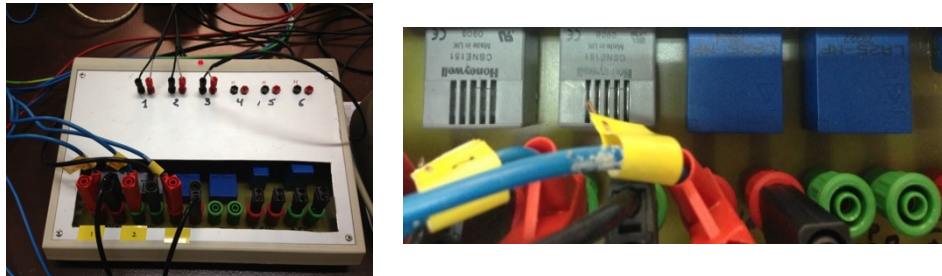


Figura 6.14 - Transductor de intensidad a la izquierda y detalle del transductor de intensidad a la derecha

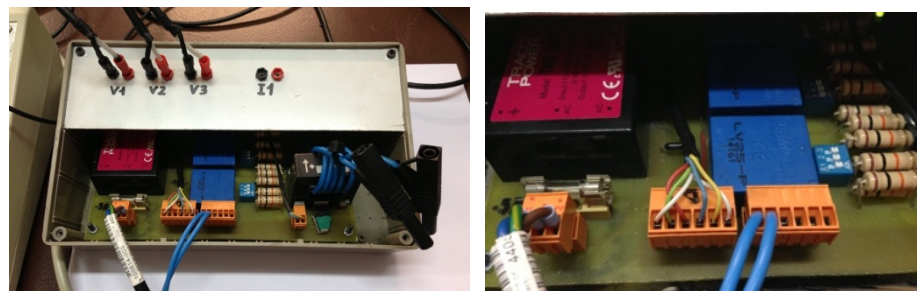


Figura 6.15 - Transductor de tensión a la izquierda y detalle del transductor de tensión a la derecha

### 6.2.6. Tarjeta de adquisición de datos

La tarjeta de adquisición de datos se encarga de transformar una entrada analógica (la señal de corriente del estator captada por los transductores a través del sensor de corriente) en digital y enviarla al puerto USB (2.0) del ordenador para posteriormente obtener, mediante el software de adquisición de datos, el espectro de corriente.

En el banco de ensayos consta de varias tarjetas de adquisición de datos. Para la realización de los ensayos sólo se empleará dos de ellas. La tarjeta empleada cuya fotografía se muestra en la Figura 6.16, es de la marca National Instruments y el modelo es PCI-6250.



Figura 6.16 - Tarjeta de adquisición de datos

En la Tabla 6.2 se muestran algunas especificaciones técnicas de la tarjeta de adquisición de datos anteriormente descrita.

Tabla 6.2 - Características de la tarjeta de adquisición de datos

ENTRADA ANALÓGICA		E/S DIGITAL	
Número de Canales	16 SE/8 DI	Número de Canales	24 DIO
Velocidad de Muestreo	1.25 MS/s	Niveles Lógicos	TTL
Resolución	16 bits	Máximo Rango de Entrada	0..5 V
Rango de Voltaje (Max)	-10..10 V	Máximo Rango de Salida	0..5 V
Precisión del Rango	1920 $\mu$ V	Entrada de Flujo de Corriente	Sinking, Sourcing
Sensibilidad del Rango	112 $\mu$ V	Salida de Flujo de Corriente	Sinking, Sourcing
Rango de Voltaje (Mín)	-100..100 mV	Capacidad de Corriente	24 mA/448 mA

## 6.3. Metodología para la realización de los ensayos

En apartados anteriores se ha mostrado de que elementos se compone el banco de ensayos y como están conectados. Este apartado se centra en la metodología a seguir para realizar cada ensayo.

### 6.3.1. Etapas a seguir en cada ensayo

A continuación se realiza una detallada descripción de las etapas llevadas a cabo para la realización de los ensayos:

- I. Conexión del ordenador a través de la toma de seguridad e inicio del programa empleado para la adquisición de datos: Matlab.
- II. Conexión de todos los instrumentos de medida y equipos comprobando que la misma sea adecuada. Este proceso se realiza sin la conexión a la red.
- III. Arranque del motor con el freno al mínimo y ajuste de la frecuencia del variador. Anotación del valor de tensión y temperaturas del motor y del freno a través de los instrumentos de medida (amperímetro, voltímetro..etc).
- IV. Con el motor en vacío, es decir, con el freno en la posición de mínimo en la que no ejerce ningún par resistente. Se realizan una serie de ensayos anotando para cada ensayo los valores obtenidos mediante los instrumentos de medida: revoluciones por minuto, corriente consumida por el motor, temperatura del freno y temperatura del motor.
- V. Dejar enfriar el motor y a continuación seguir con el resto de ensayos.
- VI. Concluidos los ensayos de vacío y enfriados el motor y el freno, se realizan los ensayos a plena carga.
- VII. Con el motor a plena carga, es decir elevando el par de carga impuesto por el freno hasta que la corriente que circula por una de las fases del motor alcance la intensidad de referencia. Se realizan una serie de ensayos anotando para cada ensayo los valores obtenidos mediante los instrumentos de medida: revoluciones por minuto, corriente

consumida por el motor, temperatura del freno y temperatura del motor.

- VIII. Terminados los ensayos, reducir al mínimo el freno y apagar el motor, registrando las temperaturas correspondientes. Hasta que las temperaturas no son lo suficientemente bajas, no se debe continuar con la realización de ensayos.
- IX. Adquisición y tratamiento de datos mediante el programa Matlab para su posterior estudio.
- X. Recopilación de los datos obtenidos en una hoja de Excel.

### 6.3.2. Sistema y metodología de adquisición de datos

Este subapartado trata de describir el sistema y metodología empleados para la realización del proceso de adquisición de datos.

Para realizar el ensayo se miden las tres intensidades (intensidades de línea) y también se miden las tres tensiones (tensiones de línea). Para medir las intensidades y las tensiones emplearemos una serie de sensores de efecto Hall o transductores (uno por fase) como se ilustra en el esquema de la Figura 6.17.

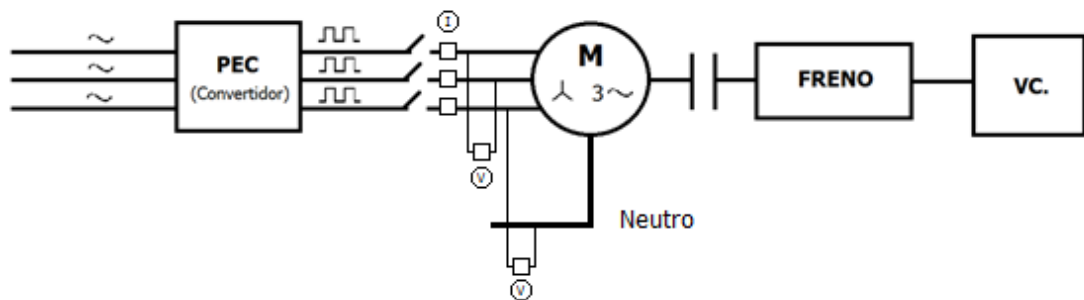


Figura 6.17- Esquema que muestra la disposición de las conexiones de los transductores

Los transductores de intensidad convierten la corriente alterna ( $I/t$ ) en tensión alterna proporcional a la intensidad. Los transductores tienen una masa en común y se toman medidas respecto a esa masa. Se conectan en serie en cada fase (dos iguales y uno diferente pero equivalente). Tienen un patillaje por donde hacemos circular una  $I$  (del orden amperios [A]) en la



entrada de manera que por la salida donde tenemos una resistencia obtendremos una intensidad más pequeña (aproximadamente 25mA) (Rango de la tarjeta de adquisición de datos); lo que se traduce en una caída de tensión en una resistencia externa.

Los transductores de tensión transforman una tensión de 380V en otra mucho más pequeña de aproximadamente  $\pm 5V$  o  $\pm 10V$  (Rango de la tarjeta de adquisición de datos).

Una vez conseguido mediante los transductores transformar la señal de entrada en una señal de salida adecuada al rango de nuestra tarjeta de adquisición de datos, se registra en una tarjeta de National Instruments que es de tipo modular y la cual admite entradas BNC.

La tarjeta recibe las señales (continuas en el tiempo) y las muestrea a la frecuencia que le indiquemos y durante el tiempo requerido; es decir mide las señales de entrada que recibe y las transmite al ordenador mediante un cable USB.

La tarjeta también recibe una señal de velocidad a través de un sensor óptico de contraste B/N cuya salida es de tipo BNC. Del sensor se obtiene otra salida que va a un tacómetro que nos proporciona la velocidad en rpm. En caso de fallo de este tacómetro, también se dispone de otro portátil que realiza la medida mediante laser.

Una vez adquiridos los datos, se ejecuta un programa desarrollado en el entorno Matlab. Dicho programa realiza una serie de llamadas a subrutinas de Labview para el registro de datos, y a continuación aplica la DFT para obtener el espectro de frecuencia de la señal de corriente del estator del motor.

Para el manejo de las señales recibidas en el ordenador emplearemos:

- La frecuencia de muestreo en nuestros ensayos será de 80KHz (Cuanto mayor sea la frecuencia de muestreo mayor será el número de puntos por ciclo).
- El tiempo de muestreo T de nuestros ensayos será de 10s. Esto permite tener en el dominio de la frecuencia una resolución de 0,1 Hz ( $f_{\text{resolución}} = 1/T = 1/10 = 0.1\text{Hz}$ ).
- El ordenador da órdenes a la tarjeta de cómo tiene que medir a la frecuencia y tiempo que decidamos. La tarjeta procesa los cálculos y Matlab los guarda en un archivo .mat y calcula el espectro con la DFT que hemos decidido emplear en nuestro proyecto.







# CAPÍTULO 7: TRANSFORMADA DE PARK

---



## 7. TRANSFORMADA DE PARK

### 7.1. Introducción

El Vector complejo de Park convierte las componentes “R-S-T” del sistema trifásico, Figura 7.1, en las componentes “D-Q”, Figura 7.2.

Este análisis mediante la transformada de Park lo que hace es transformar un sistema fasorial de componentes desfasadas  $120^\circ$  entre ellas a un sistema representado en el plano de coordenadas basado únicamente en dos ejes IX e IY, Ecuaciones 7.1 y 7.2.

$$I_x = I_R ((I_S + I_T) \cdot \cos 60^\circ) \quad (7.1)$$

$$I_Y = (I_S \cdot I_T) \cdot \text{sen}60^\circ \quad (7.2)$$

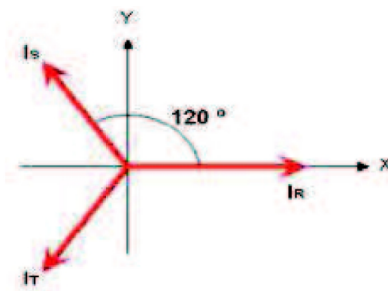


Figura 7.1 - Sistema trifásico equilibrado

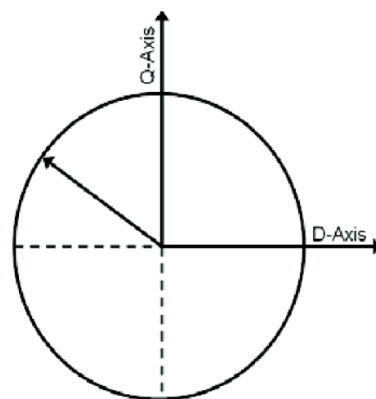


Figura 7.2 - Vector Complejo de Park (Caso Ideal)

Partimos de las siguientes relaciones, Ecuaciones 7.3, 7.4, 7.5, 7.6 y 7.7:

$$I_D = \sqrt{\frac{2}{3}} \cdot I_R - \sqrt{\frac{1}{6}} \cdot I_S - \sqrt{\frac{1}{6}} \cdot I_T \quad (7.3)$$

$$I_Q = \sqrt{\frac{1}{2}} \cdot (I_S - I_T) \quad (7.4)$$

$$I_R = i_m \cdot \text{sen}(wt) \rightarrow w = 2 \cdot \pi \cdot f \quad (7.5)$$

$$I_S = i_m \cdot \text{sen}\left(wt + \frac{2 \cdot \pi}{3}\right) \quad (7.6)$$

$$I_T = i_m \cdot \text{sen}\left(wt - \frac{2 \cdot \pi}{3}\right) \quad (7.7)$$

En las cuales:

- $i_m$  es el valor máximo de la intensidad.
- $w$  es la frecuencia angular y  $t$  es el tiempo.

## 7.2. Análisis mediante la representación temporal D-Q en coordenadas polares

Gracias al análisis mediante la representación temporal D-Q en coordenadas polares podemos hacer un análisis visual e intuir mediante un método gráfico si el motor tiene o no fallo. Si se trata de un motor ideal el resultado será una circunferencia perfecta, Figura 7.3. Por el contrario si la circunferencia no tiene radio constante en todas sus partes, esto nos indicará la posibilidad de un fallo, Figura 7.4.

Se representa la magnitud del Vector de Park, denotado por  $magP(t)$ , cuyo valor es igual al valor absoluto del número complejo formado por, Ecuaciones 7.8 y 7.9:

$$P(t) = I_D(t) + j \cdot I_Q(t) \quad (7.8)$$

$$magP(t) = \frac{\sqrt{6}}{2} \cdot i_m \quad (7.9)$$

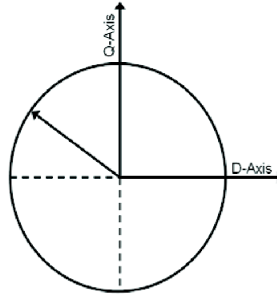


Figura 7.3 - Vector Complejo de Park (Caso Ideal)

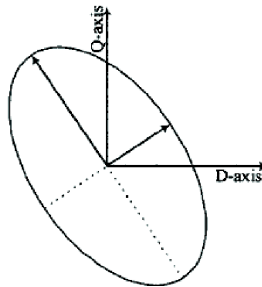


Figura 7.4 - Vector Complejo de Park (Caso fallo)

Representamos un motor sano superpuesto a uno con fallo, Figura 7.5. Ambos motores poseen el mismo deslizamiento y están alimentadas desde la red. Representamos el motor sano en color azul y el motor con fallo en color rojo.

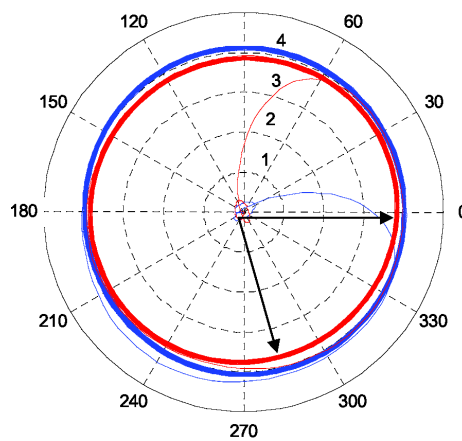


Figura 7.5 - Representación Temporal de las coordenadas D-Q en forma polar, motor sano y motor con fallo

### 7.3. Análisis mediante la Frecuencia de la corriente ID e IQ

Otra manera de determinar si un motor tiene fallo o no es el análisis mediante la frecuencia de la corriente ID e IQ. En este análisis, se representan los armónicos de la corriente ID o IQ en un espectro de frecuencias aplicando la transformada rápida de Fourier y se analizan estas frecuencias características, las cuales son síntomas de fallo.

Si el motor fuera ideal la señal será senoidal pura y solo habría una frecuencia fundamental a 50Hz, pero como los motores no lo son van a aparecer muchas frecuencias debidas a pequeñas excentricidades y rozamientos, Figura 7.6.

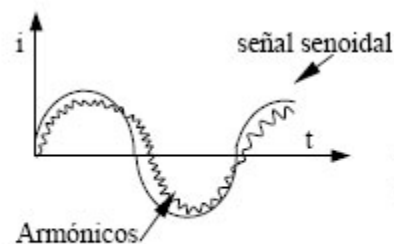


Figura 7.6 - Señal de la intensidad en el tiempo

Representamos, el **motor sano en color azul** y el **motor con fallo en color rojo**. Para diferentes zonas del espectro se verán, como se indicó, las diferentes frecuencias características que determinan el fallo o no, Figura 7.7 y 7.8.

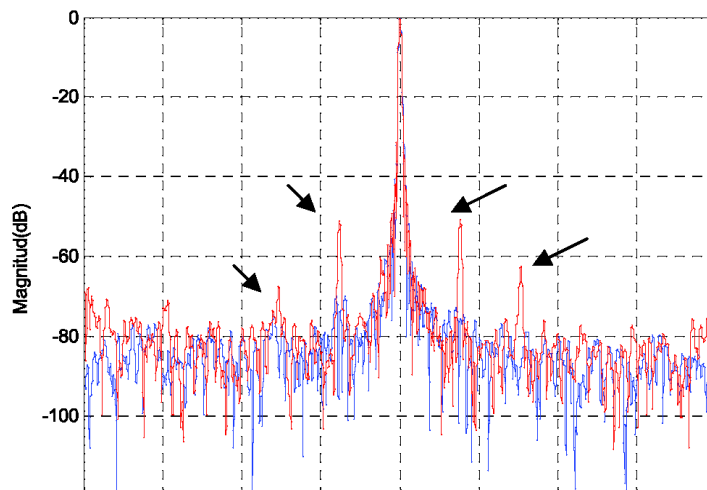


Figura 7.7 - Representación en frecuencia de la Corriente ID armónico principal, motor sano y motor con fallo

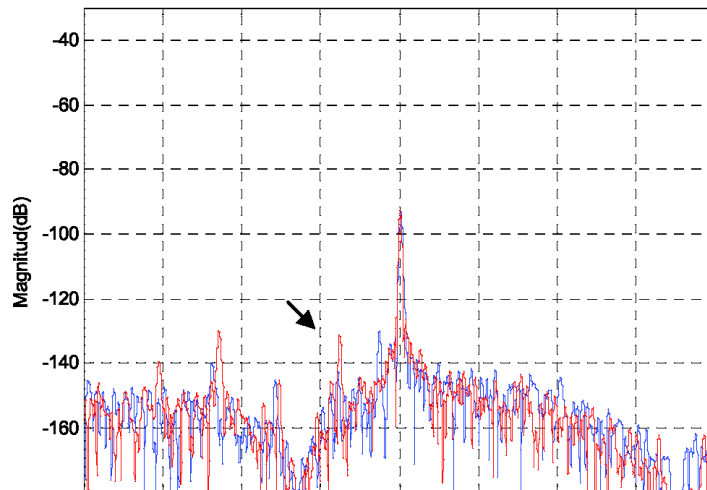


Figura 7.8 - Representación en frecuencia de la Corriente ID quinto armónico, motor sano y motor con fallo

#### 7.4. Análisis mediante la frecuencia del módulo de Park

Otro análisis que se puede realizar para determinar los fallos de un motor es el análisis de espectros de frecuencias del módulo de Park, aplicando la transformada rápida de Fourier.

El pico fundamental en este caso cae a 2 veces la frecuencia fundamental, es decir, para el caso de un motor alimentado directamente desde la red a 50Hz, su pico principal estará a 100Hz.

Como se ha hecho en los demás casos, representaré el **motor sano de azul** y el **motor con fallo de color rojo**, para diferentes zonas del espectro. Este es, de los procedimientos que emplearé, el menos utilizado ya que su interpretación es más bien utilizada para la detección de excentricidades que para la detección de fallo en rotura de barras.

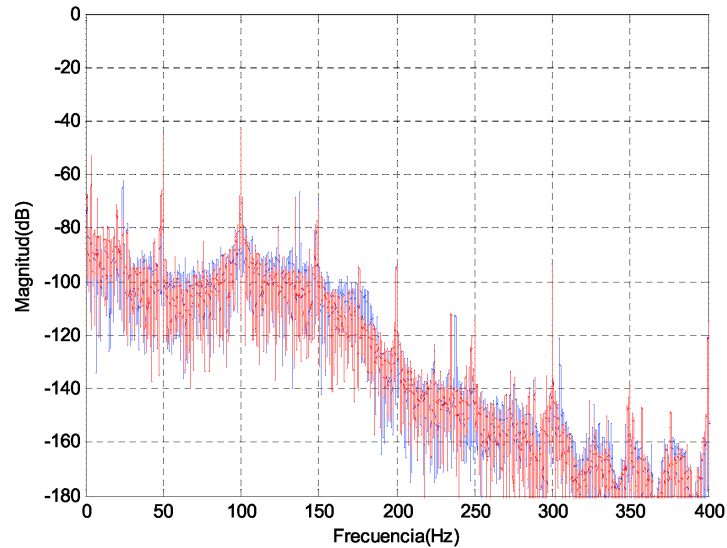


Figura 7.9 - Representación en frecuencia del módulo de Park, motor y motor con fallo

Para la detección de excentricidades, miramos las frecuencias múltiplos o submúltiplos de la frecuencia fundamental (100Hz), es decir, frecuencias como 25, 50, 75,... Hz, y se compara la magnitud del motor sano frente a la de análisis. Como el interés de este proyecto es la detección en fallo de rotura de barras, este procedimiento no se usará.

## 7.5. Análisis mediante la frecuencia del ángulo de Park

Por último, aunque no lo realizaremos, existe el análisis de espectros de frecuencias del ángulo de Park aplicando la transformada rápida de Fourier. El ángulo de Park, denotado como  $angP(t)$ , es igual al ángulo del valor absoluto del número complejo formado por, Ecuaciones 7.10 y 7.11:

$$P(t) = I_D(t) + j \cdot I_Q(t) \quad (7.10)$$

$$AngP(t) = angle(magP(t)) = angle\left(\frac{\sqrt{6}}{2} \cdot i_m\right) \quad (7.11)$$

Como se ha hecho en los demás casos se representará el **motor sano en color azul** y el **motor con fallo en color rojo**, para diferentes zonas del espectro. Si existe un fallo o anomalía deberá repetirse a lo largo del tiempo.



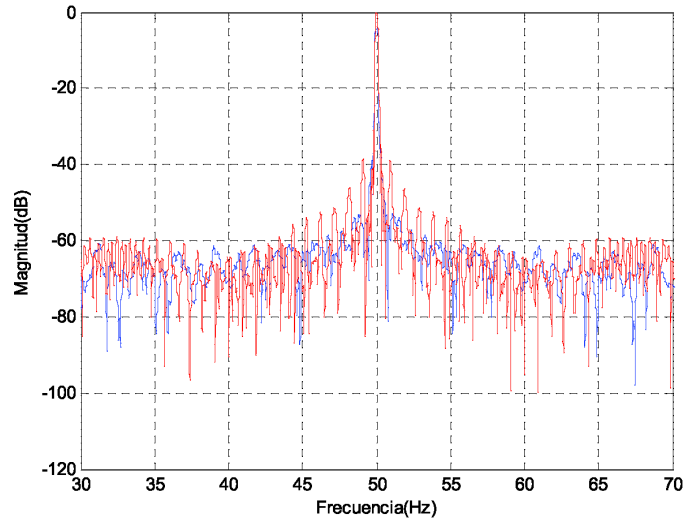


Figura 7.10 - Representación en frecuencia del ángulo de Park armónico principal, motor sano y motor con fallo

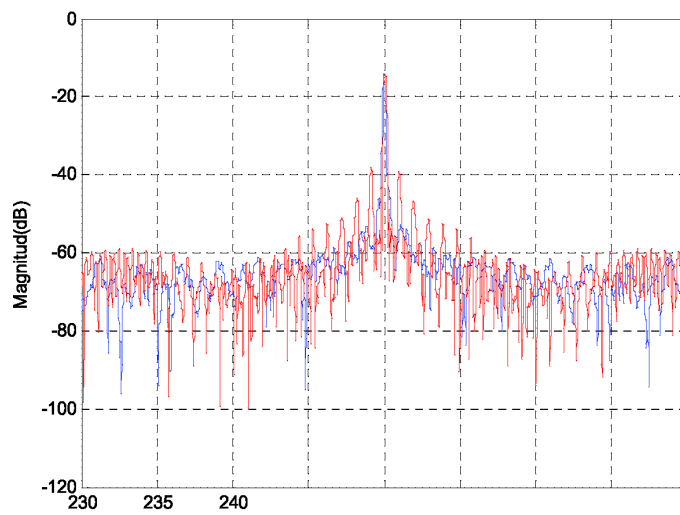


Figura 7.11 - Representación en frecuencia del ángulo de Park quinto armónico, motor sano y motor con fallo





# CAPÍTULO 8: TÉCNICA DE ANÁLISIS ESPECTRAL MUSIC

---



## 8. TÉCNICA DE ANÁLISIS ESPECTRAL MUSIC (MULTIPLE SIGNAL CHARACTERIZATION)

### 8.1. Introducción

Analizando la corriente del estator, en particular el espectro en frecuencias, es posible la detección de fallos de rotura de barras en el rotor del motor a través de la teoría mostrada en el capítulo 4 del presente proyecto.

Una rotura de barras provoca la aparición de dos armónicos alrededor de la frecuencia fundamental en el espectro de frecuencias de la corriente del estator, Ecuación 8.1. Dichos armónicos deberán tener una frecuencia  $f_s$  de:

$$f_s = f \cdot (1 \pm 2s) \quad (8.1)$$

donde  $f$  es la componente fundamental de la frecuencia de alimentación del motor y  $s$  es el deslizamiento con el que está funcionando.

Aunque la idea teórica es muy sencilla, la realidad es que en general no es fácil detectar la presencia de dichos armónicos debido a las siguientes razones:

- En ocasiones la amplitud de dicho armónico es muy pequeña y no es posible su detección, sobre todo en casos de rotura parcial.
- Aparición de otros armónicos de nula información pero que ocultan los armónicos de fallo de barras. Por ejemplo, armónicos introducidos por el convertidor o ruido de red.
- Aparición de armónicos indicadores de otros fallos.

Con la técnica MUSIC se persigue la eliminación en lo posible de las componentes del espectro carentes de información para que la detección de los armónicos de rotura de barras sea más sencilla. Se trata de una técnica muy compleja y en ocasiones no funciona bien. Además se requiere conocer previamente el tipo de señal a analizar para que la técnica proporcione un buen resultado.

En este proyecto la técnica MUSIC va acompañada de otros procesos de tratamiento de datos para un mejor resultado posterior. Se trata de un proceso que explicaremos en el próximo capítulo.

## 8.2. Estimación en frecuencia

### 8.2.1. Introducción

La estimación en frecuencia es el proceso de estimación de señales y componentes puras en presencia de señales ruidosas, es decir, el objetivo de estas técnicas consiste en extraer las componentes de interés y separarlas de las señales ruidosas.

En el ámbito del procesamiento digital de señales, la estimación espectral constituye un área de estudio de especial interés y es la base para diversas aplicaciones tales como la clasificación de componentes para reconocimiento de emisor y detección de ondas portadoras inmersas en ruido, entre otras. El presente proyecto busca precisamente extraer la señal con la información de fallo de barras de toda la señal ruidosa inicial.

En la actualidad existen multitud de métodos y técnicas de estimación en frecuencia tales como los métodos paramétricos, métodos no paramétricos y métodos de descomposición en autovectores. Dentro de estos últimos métodos se encuentra la técnica MUSIC que se describirá en lo sucesivo.

En los siguientes apartados se introducirán los elementos matemáticos que nos permiten llegar al estimador utilizado por el algoritmo MUSIC. Este estimador también es utilizado por los algoritmos Pisarenko y Johnson.

### 8.2.2. Descomposición en valores singulares y autovectores de una matriz de correlación

El algoritmo MUSIC forma parte de una familia de algoritmos basados en el análisis de autovectores y autovalores (también conocidos como eigenvectors y eigenvalues respectivamente).

En general, un autovector o vector propio  $X$  de una transformación lineal  $A$  está definido a través de la relación, Ecuación 8.2:

$$AX = aX \quad (8.2)$$

donde  $a$  es un escalar que puede ser complejo y corresponde al autovalor asociado al autovector  $X$ . Esto quiere decir que el efecto de una

transformación lineal aplicada sobre cualquiera de sus autovectores se reduce a un simple escalamiento del mismo.

Sean  $y[n]$  las muestras de una señal o proceso discreto. Se define una ventana  $\mathbf{y}$  de  $M$  muestras consecutivas, definida como el vector columna, Ecuación 8.3:

$$\mathbf{y} = [y[n] \ y[n + 1] \ \dots \dots \ y[n + M - 1]]^T \quad (8.3)$$

A partir de la cual se define la matriz de autocorrelación  $\mathbf{R}_{yy}$  de la señal, Ecuación 8.4:

$$\mathbf{R}_{yy} = E\{\mathbf{y} \mathbf{y}^H\} \quad (8.4)$$

Se trata de una matriz de tamaño  $M \times M$ , donde  $E\{\}$  es el operador esperanza matemática o media del proceso. Cuando las señales que se consideran para el procesamiento y análisis discreto son procesos estadísticamente estacionarios (como resulta ser en el común de los casos), sus respectivas matrices de autocorrelación son matrices normales hermíticas, es decir, cumplen la siguiente propiedad, Ecuación 8.5:

$$\mathbf{R}_{yy} \cdot \mathbf{R}_{yy}^H = \mathbf{R}_{yy}^H \cdot \mathbf{R}_{yy} \quad (8.5)$$

Y por tanto, permiten la descomposición en valores singulares o SVD, la cual estará definida como, Ecuación 8.6:

$$svd(\mathbf{R}_{yy}) = \mathbf{V} \cdot \mathbf{D}_\lambda \cdot \mathbf{U}^H \quad (8.6)$$

donde  $\mathbf{U}$  y  $\mathbf{V}$  son matrices cuadrada de tamaño  $M \times M$  cuyas columnas corresponden a los autovectores de  $\mathbf{R}_{yy} \cdot \mathbf{R}_{yy}^H$  y  $\mathbf{R}_{yy}^H \cdot \mathbf{R}_{yy}$  respectivamente, mientras que  $\mathbf{D}_\lambda$  es una matriz diagonal que contiene en su diagonal principal los valores singulares (la raíz cuadrada de los autovalores) asociados a los autovectores en  $\mathbf{V}$  y  $\mathbf{U}$ .

Las matrices de autovalores obtenidas a su vez verifican, Ecuación 8.7:

$$\mathbf{U}^H \cdot \mathbf{U} = \mathbf{V}^H \cdot \mathbf{V} = \mathbf{U}^H \cdot \mathbf{V} = \mathbf{V}^H \cdot \mathbf{U} = \mathbf{I} \quad (8.7)$$

Lo que confirma la ortonormalidad de los autovectores como base de un subespacio.

### 8.2.3. Formulación del algoritmo de estimación

El modelo de señal muestreada  $y[n]$ , cuya composición espectral se quiere estimar, corresponde a la combinación de  $p$  sinusoides complejas inmersas en ruido complejo gaussiano blanco aditivo (AWGN). Este ruido corresponde a una señal aleatoria, caracterizada porque sus valores en instantes de tiempo distintos no tienen relación alguna entre sí, es decir, no existe correlación estadística entre sus valores por lo que el ruido blanco gaussiano responde a una distribución normal.

De manera que la señal  $y[n]$  se representa matemáticamente de la siguiente forma, Ecuación 8.8:

$$y[n] = \sum_{i=1}^p A_i \cdot e^{j(2\pi f_i n + \phi_i)} + \eta[n] \quad (8.8)$$

Donde los parámetros de amplitud, frecuencia y fase de la  $i$ -ésima senoide  $A_i$ ,  $f_i$  y  $\phi_i$  respectivamente, se asumen constantes y desconocidos. Además se supone que las fases  $\phi_i$  son variables aleatorias independientes, uniformemente distribuidas en  $[-\pi, \pi]$  y que el ruido  $\eta[n]$  es un proceso estadísticamente independiente de las señales puras comprendidas en el sumatorio. Al tratarse de un modelo discreto de señal, el parámetro  $f_i$  corresponderá a la frecuencia normalizada, Ecuación 8.9:

$$f_i = \frac{f}{f_s} \quad (8.9)$$

donde la variable  $f_s$  denota la frecuencia de muestreo.

Bajo estas condiciones la función de autocorrelación de  $y[n]$  equivale a, Ecuación 8.10:

$$r[k] = \sum_{i=1}^p A_i^2 \cdot e^{j2\pi f_i k} + \sigma^2 \delta[k] \quad (8.10)$$

La separación de términos en la ecuación anterior señala el hecho de que las componentes de señal y ruido son estadísticamente independientes. La autocorrelación del ruido corresponde a un impulso centrado en el origen ponderando la varianza  $\sigma^2$ , lo que se conoce como hipótesis de ruido blanco.



A partir de un registro disponible de  $N$  muestras de la señal  $y[n]$ , se establece para cada tiempo discreto  $n = [1, \dots, N]$ , una ventana  $\mathbf{y}$  de  $M$  muestras definida como el vector columna, Ecuación 8.3. Se realiza entonces una estimación de la matriz de autocorrelación de  $y[n]$ , Ecuación 8.11, obteniendo una matriz de tamaño  $M \times M$ :

$$\mathbf{R}_{yy} = \frac{1}{N - M} \sum_{n=1}^{N-M} \mathbf{y} \cdot \mathbf{y}^H \quad (8.11)$$

Donde el operador esperanza matemática de la definición Ecuación 8.4 es implementado como el mayor promediado posible a lo largo de toda la muestra.

En la formulación del algoritmo de estimación, para definir el tamaño de la ventana (cantidad de muestras  $M$ ) es necesario establecer el número de frecuencias  $N_f$  de componentes puras que se desean estimar en la gráfica final. Entonces  $M$  debe satisfacer la desigualdad, Ecuación 8.12:

$$M \geq N_f + 1 \quad (8.12)$$

Donde cabe señalar que en caso de considerar un modelo de señal sinusoidal, tomando sólo la parte real de la Ecuación 8.8, se deberá considerar la desigualdad anterior como  $M \geq 2N_f + 1$ , ya que en este caso la estimación incluirá también la parte reflejada (negativa) de la conformación espectral de la señal.

Los componentes sinusoidales puros pueden ser expresados en base a vectores normalizados  $s_{f_i}$  de exponenciales complejas asociadas a cada frecuencia  $f_i$ , los que son definidos como vectores columna, Ecuación 8.13:

$$s_{f_i} = [1 \ e^{-j2\pi f_i} \ e^{-j2 \cdot 2\pi f_i} \ \dots \ e^{-j[M-1]2\pi f_i}]^T \quad (8.13)$$

Aplicando la definición de matriz de autocorrelación estimada, Ecuación 8.14:

$$\mathbf{R}_{yy} = \sum_{i=1}^p A_i^2 \cdot s_{f_i} \cdot s_{f_i}^H + \sigma^2 \mathbf{I} = \mathbf{R}_{ss} + \mathbf{R}_{\eta\eta} \quad (8.14)$$

Donde se asumen que el subespacio de ruido es ortogonal al subespacio de señal expresando la matriz de autocorrelación total de la señal como la suma de matrices de autocorrelación independientes para la suma de componentes sinusoidales puras  $\mathbf{R}_{ss}$  y del ruido  $\mathbf{R}_{\eta\eta}$ . Esta última, al tratarse de ruido blanco gaussiano, puede ser asignada como una matriz diagonal donde todos los elementos de la diagonal principal corresponderán a la varianza o potencia del ruido.

Luego, de acuerdo con la definición aportada junto a la Ecuación 8.6,  $\mathbf{R}_{yy}$  equivale al producto de tres matrices según las siguientes expresiones, Ecuación 8.15:

$$\begin{aligned} \text{svd}(\mathbf{R}_{yy}) &= \mathbf{V} \cdot \mathbf{D}_\lambda \cdot \mathbf{U}^H = [\mathbf{V}_s \cdot \mathbf{V}_r] \cdot \mathbf{D}_\lambda \cdot [\mathbf{U}_s \cdot \mathbf{U}_r]^H = \\ &= [\mathbf{V}_s \cdot \mathbf{V}_r] \cdot \begin{bmatrix} \lambda_1 + \sigma^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_p + \sigma^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma^2 \end{bmatrix} \cdot [\mathbf{U}_s \cdot \mathbf{U}_r]^H \quad (8.15) \end{aligned}$$

La descomposición en SVD incorpora en su algorítmica un ordenamiento de mayor a menor para los valores singulares presentes en la matriz diagonal  $\mathbf{D}_\lambda$ . Este ordenamiento afectará también la posición de los autovectores columna presentes en  $\mathbf{V}$  y  $\mathbf{U}$  ya que éstos están asociados de manera biunívoca con cada valor singular. En la Ecuación 8.15, la matriz de  $(M \times p)$   $\mathbf{V}_s = [\mathbf{v}_1 \mathbf{v}_2 \dots \mathbf{v}_p]$  contiene al conjunto de autovectores columna asociados al subespacio de señal mientras que la matriz de  $(M \times M - p)$   $\mathbf{V}_r = [\mathbf{v}_{p+1}, \dots, \mathbf{v}_M]$  está conformada por el conjunto de autovectores columna asociados al subespacio de ruido. La misma distribución se aplica para la composición de autovectores presentes en  $\mathbf{U}$ .

Una visualización detallada de la estructura matricial de la Ecuación 8.15, nos da una idea de cuántas componentes espectrales se pueden reconocer a partir de este proceso. Se observa que en la diagonal principal de  $\mathbf{D}_\lambda$  los primeros  $p$  términos contienen la suma del  $i$ -ésimo valor singular más la varianza del ruido (que es la misma a lo largo de toda la diagonal) y que los siguientes  $M-p$  valores de la diagonal, al no existir señal asociada, contendrán sólo términos de ruido.

El estimador utilizado en este tipo de algoritmos consiste en construir una función  $P[f]$  que genere un pseudo-espectro a partir de cuyos máximos sea posible visualizar la presencia de tonos puros y localizar la frecuencia a que corresponden. La función generadora del pseudo-espectro de frecuencias tendrá entonces la siguiente estructura, Ecuación 8.16:

$$P[f_i] = \frac{1}{\sum_{k=p+1}^M \alpha_k |s_{f_i}^H \cdot \mathbf{v}_k|^2} \quad (8.16)$$

donde la obtención de la estimación del espectro se encuentra basada en la ortogonalidad que se debe verificar al efectuar el producto escalar un vector base de frecuencias puras  $s_{f_i}$ , creado según la definición de la Ecuación 8.13 con el total del conjunto de autovectores pertenecientes al subespacio de ruido (rango  $k = p + 1, \dots, M$  en el sumatorio). Dicha ortogonalidad se verificará con los valores muy cercanos a cero en el denominador para aquellas  $f_i$  correspondientes a las componentes senoidales efectivamente presentes en la muestra, dando origen a picos levados en el pseudo-espectro estimado, Ecuación 8.17, esto es:

$$s_{f_i}^H \cdot \mathbf{v}_k \rightarrow 0 \text{ con } i = (1, \dots, p) \text{ y con } k = (p + 1, \dots, M) \quad (8.17)$$

Para los restantes valores de  $f_i$  en el recorrido del espectro entre  $-f_s/2$  y  $f_s/2$  que no correspondan exactamente a frecuencias de tonos puros presentes en la muestra, el denominador en la Ecuación 8.16 tendrá valores cercanos o superiores a la unidad con lo cual su inversa entregará valores uniformemente menores a los picos espectrales obtenidos para los tonos detectados.

A partir del estimador general en la Ecuación 8.16 nacen tres métodos específicos para utilizar este tipo de estimador de frecuencia que han sido propuestos en la literatura. Haciendo  $\alpha_k = 1 \forall k$ , obtenemos el estimador de los métodos MUSIC y Pisarenko, los cuales están basados estrictamente en los autovectores del subespacio de ruido con ponderación uniforme.

Cuando aplicamos la desigualdad, Ecuación 8.18:

$$M > N_f + 1 \quad (8.18)$$

estamos aplicando el método MUSIC. En este caso construimos una matriz de autocorrelación con un tamaño mayor al mínimo posible para estimar las frecuencias pero se debe tener cuidado de que  $M$  no se aproxime mucho a  $N$  para que el promedio en la Ecuación 8.11 no sea deficiente. En cambio, al usar el método Pisarenko, hacemos  $M = N_f + 1$  donde se utiliza el mínimo tamaño posible de la matriz de autocorrelación lo que disminuye el coste computacional para alcanzar un buen promedio en la Ecuación 8.11. Tiene por desventaja el hecho de no elevar demasiado la frecuencia de muestreo

de la señal para que la matriz de autocorrelación estimada no sea deficientemente representativa.

Cuando elegimos, Ecuación 8.19:

$$\alpha_k = 1/\lambda_k \quad (8.19)$$

obtenemos el estimador el método Johnson como, Ecuación 8.20:

$$P[f_i] = \frac{1}{\sum_{k=p+1}^M \frac{1}{\lambda_k} |S_{f_i}^H \cdot \mathbf{v}_k|^2} \quad (8.20)$$

En el cual, cada autovector perteneciente al subespacio de ruido es ponderado por el inverso de su valor singular asociado. Esta incorporación es significativamente útil cuando las condiciones de generación y promediado de la matriz de autocorrelación resultan ser muy diferentes para distintas componentes sinusoidales  $f_i$ .

### 8.3. Algoritmo MUSIC

Una vez presentado de una manera sencilla el fundamento de la estimación en frecuencia en el cual se basa la técnica MUSIC a través de la obtención del estimador se procederá a profundizar en dicha técnica.

El algoritmo MUSIC es el siguiente:

En primer lugar se ha de calcular el mínimo autovalor de la matriz de autocorrelación formada, como se ha visto, a través de las muestras de la ventana considerada. El cálculo de los autovalores de una matriz es, en general, un proceso complejo y de alto coste computacional. Dependiendo del número de muestras consideradas en la ventana y de la capacidad del equipo utilizado para el tratamiento de los datos, este primer paso será más o menos costoso.

Una vez calculado el autovalor más pequeño será necesario conocer el número de autovalores iguales a este valor, es decir cuántos autovalores hay con valor mínimo. Este paso, una vez realizado el anterior, es muy rápido.

Como hemos comentado en la explicación teórica del apartado anterior, los autovalores más pequeños corresponden al subespacio del ruido por lo que el siguiente paso es el de construir el subespacio del ruido a través de los autovectores asociados a los autovalores calculados en el primer paso del algoritmo.

A continuación se forma el estimador o función generadora del pseudo-espectro de frecuencias tal y como se indicó anteriormente. Este estimador toma los valores máximos para los verdaderos valores de las frecuencias presentes en la señal.

La técnica MUSIC se basa en la estimación de señales temporales, es decir, en un principio genera una función temporal. El último paso del algoritmo consiste en realizar el espectro de frecuencias de la señal estimada y tiene como fin la obtención de la señal en el dominio de la frecuencia a partir de la misma señal discreta en el dominio del tiempo. Nos detendremos brevemente en explicar la base de este proceso (aunque en la práctica Matlab realiza todo en una única instrucción) ya que en el último capítulo del proyecto haremos una comparación cualitativa de los resultados obtenidos a través de la técnica MUSIC con los obtenidos sin aplicarla.

El proceso de construcción de la señal en el dominio de la frecuencia se basa en la aplicación de la Transformada Discreta de Fourier (DFT) a la señal temporal discreta estimada a través de MUSIC. La DFT realiza el espectro de frecuencias sin realizar ninguna operación adicional sobre la señal por lo que las componentes de ruido y otros armónicos carentes de información siguen estando presentes en el espectro de frecuencias.

- **Definición**

La secuencia de  $N$  números complejos  $x_0, \dots, x_{N-1}$  se transformada en la secuencia de  $N$  números complejos  $X_0, \dots, X_{N-1}$  mediante la Transformada de Fourier Discreta a través de la siguiente expresión, Ecuación 8.21:

$$X_k = \sum_{n=0}^{N-1} x_n \cdot e^{-\frac{2\pi i}{N}kn} \quad \text{con } k = 0, \dots, N-1 \quad (8.21)$$

donde  $i$  es la unidad imaginaria y  $e^{-\frac{2\pi i}{N}}$  es la  $N$ -ésima raíz de la unidad. La transformada se denota en ocasiones con el símbolo  $\mathcal{F}$  que abrevia la expresión anterior a la Ecuación 8.22:

$$\mathbf{X} = \mathcal{F}\{\mathbf{x}\} \quad (8.22)$$

Del mismo modo podemos realizar el proceso contrario al descrito con la denominada Transformada inversa de Fourier Discreta (IDFT) cuya definición viene dada por, Ecuación 8.23:

$$x_n = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} X_k \cdot e^{-\frac{2\pi i}{N}kn} \quad \text{con } n = 0, \dots, N-1 \quad (8.23)$$

Una descripción simple de estas ecuaciones es que los números complejos  $X_k$  representan la amplitud y la fase de las diferentes componentes sinusoidales de la señal de entrada  $x_n$ . En realidad es lo que se quiere en estos momentos; obtener las componentes frecuenciales de las señales de entrada.

A medida que el uso de la Transformada de Fourier se fue extendiendo se fueron haciendo necesarias herramientas numéricas que permitiesen su implantación en computadoras, para así facilitar el análisis de formas de onda complicadas, que podrían ser inabordables analíticamente. La carga de cálculo en la realización de una Transformada de Fourier es un parámetro muy importante, ya que por ejemplo el número de multiplicaciones depende del cuadrado del número de muestras empleadas. Para acelerar este proceso se fueron desarrollando computadoras cada vez más potentes y algoritmos de cálculo cada vez más eficientes. De estos últimos, quizás el más popular es el desarrollado en 1965 por James W. Cooley, del Centro de Investigación Thomas J. Watson perteneciente a la empresa IBM, y por John W. Tukey, de los Laboratorios Bell. El trabajo de ambos dio lugar a un algoritmo conocido como Transformada Rápida de Fourier o Fast Fourier Transform (FFT).

La FFT logra economizar el tiempo de cálculo reduciendo el número de multiplicaciones necesarias para el análisis frecuencial. Esta economía de cálculo ha permitido la implantación de sistemas que calculan la FFT en tiempo real.

El funcionamiento básico de la FFT consiste en subdividir la serie  $\mathcal{F}(u)$  en un conjunto de sucesiones de menor número de elementos. Una vez efectuada la subdivisión, se calcula la DFT de cada subconjunto y se combinan entre sí, obteniendo finalmente la transformada de la serie original. De este modo se consigue reducir sustancialmente el número de operaciones a realizar, mejorando por tanto el rendimiento de los procesadores a la hora de llevar a cabo el cálculo de la DFT. Si con la DFT era necesario realizar (para una serie de  $N$  valores)  $N^2$  multiplicaciones, con la FFT se reduce este valor a uno de, aproximadamente,  $N \cdot \log_2 N$ , lo que lleva a una reducción como la mostrada en la Tabla 8.1.

Tabla 8.1 - Reducción de operaciones entre DFT y FFT

NÚMERO DE ELEMENTOS (N)	RELACIÓN ENTRE DFT Y FFT $\frac{N^2}{n \log_2 N}$
4	2
16	4
64	10,7
256	32
1024	102,4
4096	341,3
16384	1170,3

La Transformada Rápida de Fourier es implementada a través de una instrucción en Matlab. Con este último paso ya es posible dibujar el espectro de frecuencias obtenido con la técnica.

A continuación se muestra un ejemplo de aplicación de la Transformada de Fourier discreta implementada a través de la Transformada Rápida de Fourier.

Ejemplo. Consideremos la función temporal discreta:

$$y = 0.7 \cdot \sin(2 \cdot \pi \cdot 50 \cdot t) + \sin(2 \cdot \pi \cdot 120 \cdot t)$$

Se trata de dos sinusoides de diferentes frecuencias cuya representación gráfica se muestra en la Figura 8.1. Con la Transformada de Fourier conseguimos el espectro mostrado en la Figura 8.2, donde vemos que se muestra la frecuencia de cada senoide y su amplitud.

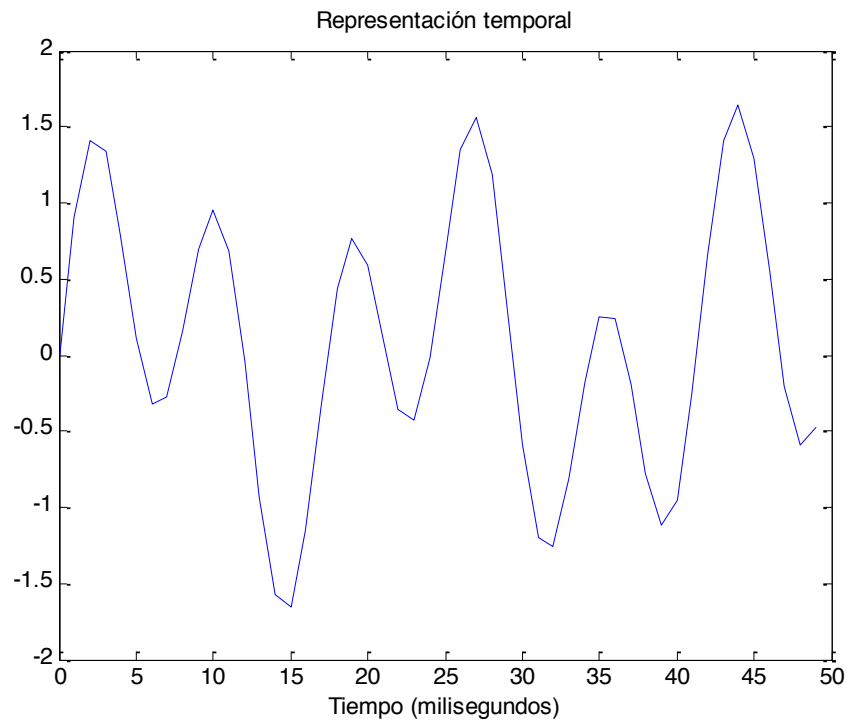


Figura 8.1 - Representación temporal de una señal (Ejemplo)

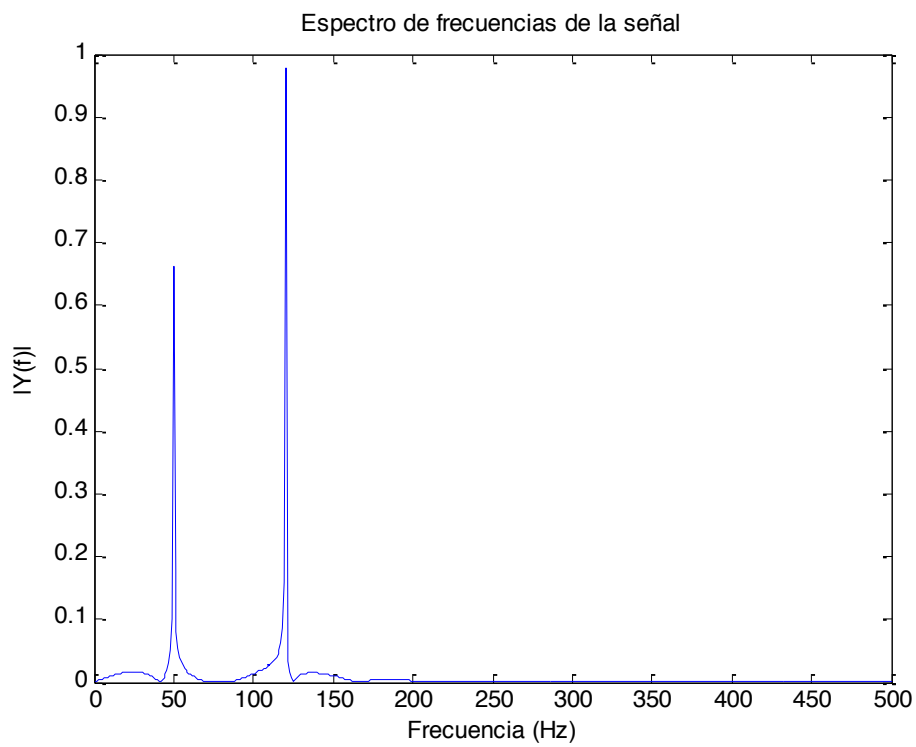


Figura 8.2 - Espectro de frecuencias de una señal (Ejemplo)



En el presente proyecto la técnica MUSIC ha sido llevada a cabo mediante el programa MATLAB. La transformada está internamente programada (junto con la DFT) en dicho programa y es ejecutada mediante la siguiente función:

`pmusic (Y, N, NFFT, FS, V, OVR)`

Donde:

- Y: Señal a analizar.
- N: Orden del algoritmo.
- NFFT: resolución del espectro obtenido.
- FS: frecuencia de muestreo.
- V: longitud de la ventana que se analiza el espectro.
- OVR: traslape entre ventanas.

Dicha instrucción devuelve las frecuencias y la amplitud de las mismas.

Como se puede apreciar, existen varios parámetros de sintonización de dicha transformada y un buen ajuste de los mismos hará posible la eliminación de la información no deseada de la señal manteniendo las componentes frecuenciales de interés. En lo sucesivo se verá la influencia de algunos de los parámetros.

Antes de visualizar gráficamente la influencia de los parámetros de la instrucción de Matlab se mostrarán una serie de gráficos que nos permitirán intuir cómo son las señales tomadas en el banco de ensayos del laboratorio en las diferentes situaciones (señal original en el dominio del tiempo, en el dominio de la frecuencia una vez aplicada la DFT y aplicando la técnica MUSIC).

En primer lugar la Figura 8.3 muestra la corriente consumida por el motor en una de las tres fases (en función del número de muestras), tal y como se midió en el laboratorio. En concreto se trata de un ensayo con alimentación directa de red.

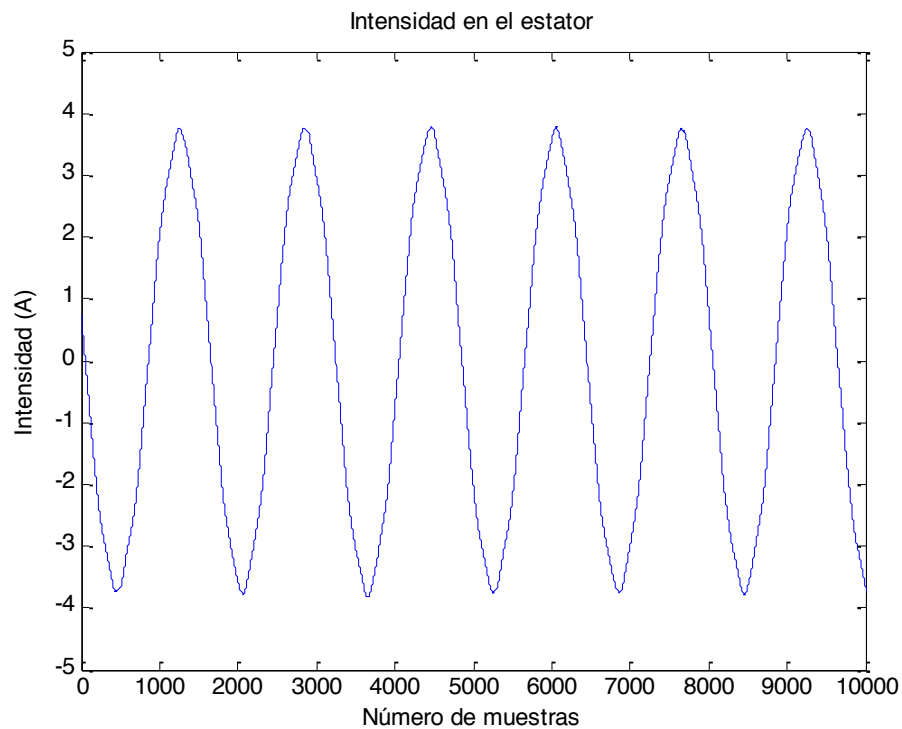


Figura 8.3 - Corriente en una fase del estator. Dominio temporal

Se trata evidentemente de una señal discreta (con 800.000 muestras). Como no podía ser de otra manera se trata de una señal senoidal cuyos armónicos nos indicarán la presencia o no de fallo de barras. A simple vista parece que es una senoide pura pero ampliando la imagen se evidencia todo lo contrario, Figura 8.4.

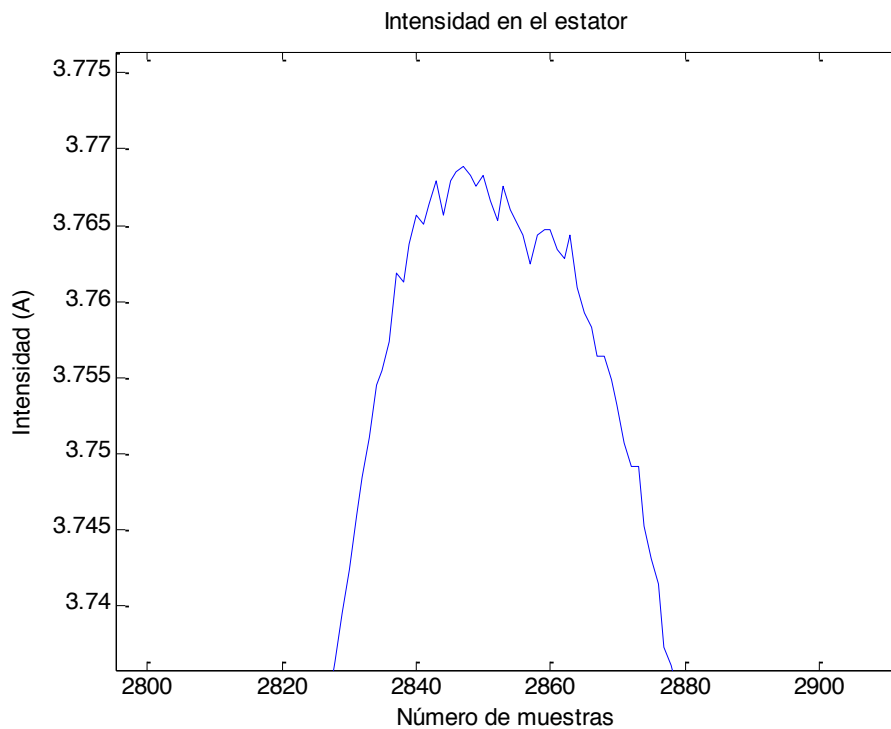


Figura 8.4 - Detalle de la corriente de una fase del estator. Armónicos

Como observamos, existen numerosas deformaciones en la señal de corriente.

Con estas figuras prácticamente es imposible cualificar la pureza de la señal. Es necesario realizar el espectro de frecuencias para saber qué armónicos aparecen y con qué potencia. Eso es lo que se denomina densidad espectral de potencia (PSD) calculada con la FFT en Matlab. Para el mismo ensayo anterior, la Figura 8.5 muestra la densidad espectral de potencia de la corriente de una fase de los bobinados del estator.

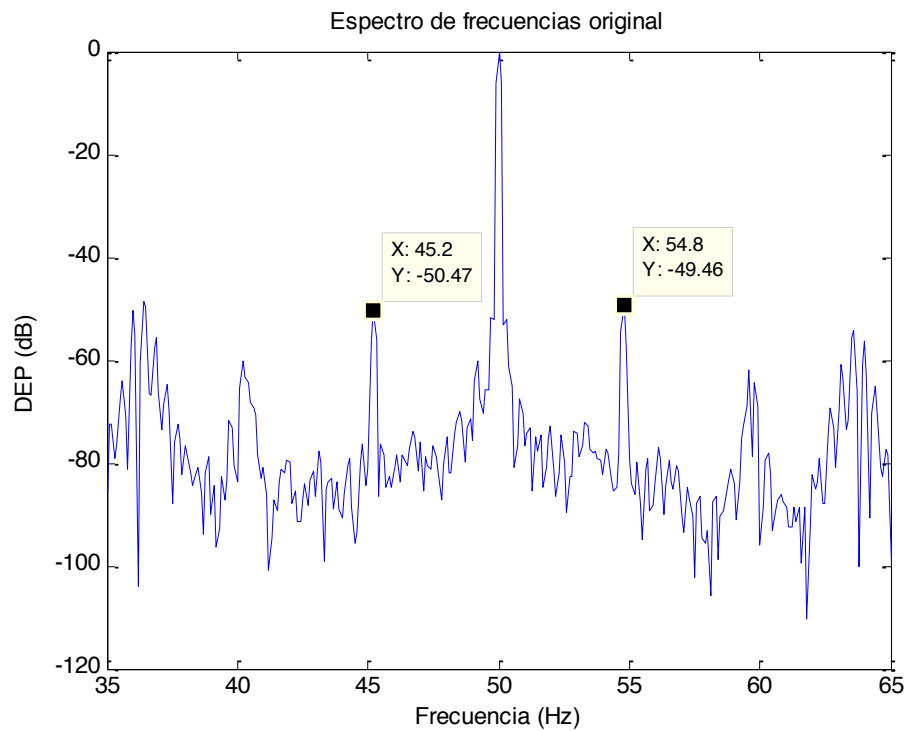


Figura 8.5 - Densidad Espectral de Potencia de la corriente en el estator

Se puede apreciar la gran cantidad de ruido existente en la señal. Evidentemente existe una componente principal que es la senoide con frecuencia de 50 Hz. Podemos apreciar también los dos armónicos de rotura de barras a frecuencias de 45 Hz y 55 Hz aproximadamente.

En este proyecto se pretende eliminar el ruido a través de la técnica MUSIC, Para este mismo ensayo una vez aplicada la técnica a los datos obtenemos el siguiente espectro (para una señal con tamaño de la ventana de 5.000 puntos y orden 30), Figura 8.6.

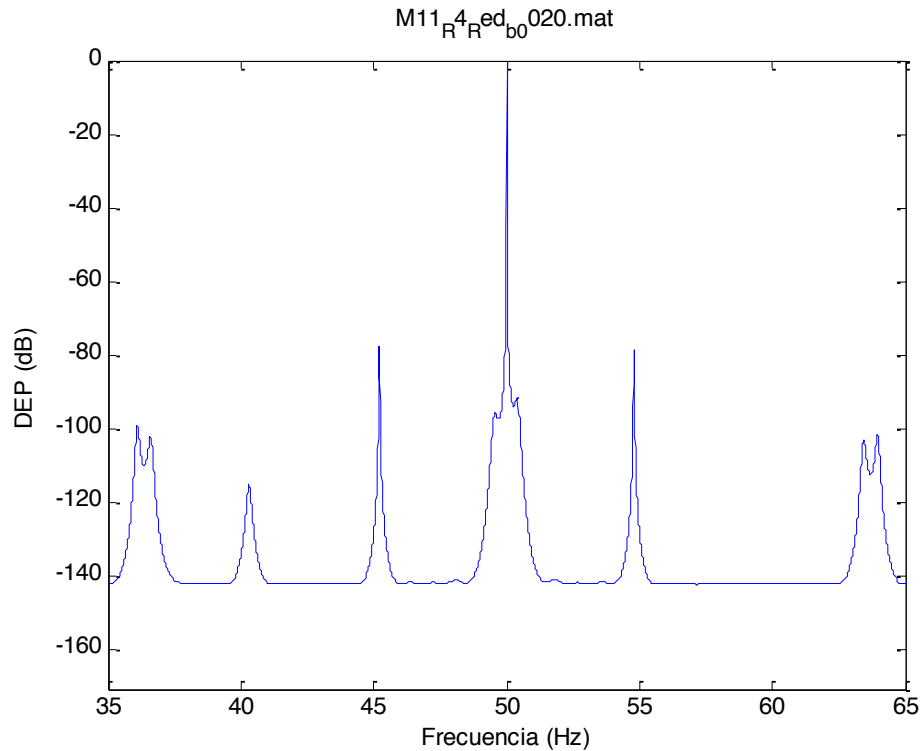


Figura 8.6 - Densidad Espectral de Potencia una vez aplicada la técnica MUSIC a la corriente del estator

Se aprecia un menor ruido en el espectro pero los armónicos con información de rotura de barras están presentes. Ese es el objetivo de este proyecto: intentar obtener un espectro como el de la figura anterior a partir de unos datos originales con un espectro como el de la Figura 8.5 que presenta muchos armónicos sin información útil para determinar el estado del motor.

El problema radica en que el esfuerzo computacional es mucho mayor al tratar de eliminar el ruido con la técnica MUSIC. En numerosas ocasiones es conveniente aplicar la técnica pero para otros ensayos la técnica no presenta mejoras significativas respecto al espectro obtenido en base a los datos iniciales.

A continuación se tratará de ver los resultados de la técnica MUSIC para señales de corriente en el estator de motores con rotura de barras.

Se ha aplicado la transformada MUSIC a los datos correspondientes a 2 tipos de ensayos, alimentados desde red y desde inversor, todos para regímenes de plena carga.





# CAPÍTULO 9: RESULTADOS

---





## 9. RESULTADOS

### 9.1. Procedimiento de análisis

#### 9.1.1. Datos iniciales.

Los datos tomados previamente de los motores los tendremos guardados en un archivo de Matlab. El archivo (Figura 9.1) tiene 750.000 datos por segundo de las tres componentes de la intensidad (columnas 1, 3 y 5), las 3 componentes de tensión (columnas 2, 4 y 6), la velocidad (columna 7) y par (columna 8). La recogida de datos se utilizó un dispositivo que muestrea a una frecuencia de 50kHz.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	0.0043	4.1188	0.0455	3.4203	-0.0123	2.2672	0.5863	0.1785	
2	0.0043	4.0428	0.0477	3.6105	-0.0158	1.7730	0.5863	0.1785	
3	0.0036	4.0048	0.0470	3.4583	-0.0162	1.7350	0.5863	0.1785	
4	0.0039	4.0428	0.0467	3.4583	-0.0158	1.7350	0.5863	0.1785	
5	0.0043	4.1948	0.0467	3.4583	-0.0155	1.9631	0.5863	0.1785	
6	0.0046	4.4227	0.0445	3.6105	-0.0155	2.1531	0.5863	0.1785	
7	0.0043	4.3467	0.0448	3.7246	-0.0168	2.2292	0.5863	0.1785	
8	0.0033	4.1188	0.0442	3.5344	-0.0168	1.9250	0.5863	0.1785	
9	0.0033	3.5869	0.0442	2.9258	-0.0158	1.3549	0.5863	0.1785	
10	0.0046	3.4349	0.0442	2.5074	-0.0158	1.1648	0.5863	0.1785	
11	0.0072	4.2707	0.0458	3.1921	-0.0142	1.8870	0.5863	0.1785	
12	0.0104	5.2965	0.0499	4.2571	-0.0123	3.2175	0.5863	0.1785	
13	0.0108	5.2965	0.0534	4.7135	-0.0120	3.5976	0.5863	0.1785	
14	0.0069	4.4227	0.0528	4.2951	-0.0146	2.7233	0.5863	0.1785	
15	0.0033	3.5109	0.0509	3.6105	-0.0165	1.5829	0.5863	0.1785	
16	0.0026	3.2450	0.0490	3.2681	-0.0178	1.0507	0.5863	0.1785	
17	0.0043	3.7009	0.0490	3.4583	-0.0158	1.2408	0.5863	0.1785	
18	0.0049	4.2327	0.0483	3.7246	-0.0152	1.8490	0.5863	0.1785	
19	0.0059	4.3847	0.0490	3.8006	-0.0152	2.2292	0.5863	0.1785	
20	0.0069	4.3847	0.0477	3.7626	-0.0146	2.3812	0.5863	0.1785	
21	0.0059	4.3087	0.0480	3.6485	-0.0152	2.3432	0.5863	0.1785	
22	0.0049	4.2327	0.0474	3.6105	-0.0158	2.1911	0.5863	0.1785	
23	0.0052	4.1188	0.0480	3.5724	-0.0155	2.0011	0.5863	0.1785	

Figura 9.1 - Fichero 'Data' Matlab

Los datos estarán guardados en un archivo cuyo nombre indicará las características del motor ensayado:

- M8 → Motor usado para todas las simulaciones.
- RED1 o RED5 → Alimentado desde red.
- AB1 o AB5 → Alimentado a través de inversor.

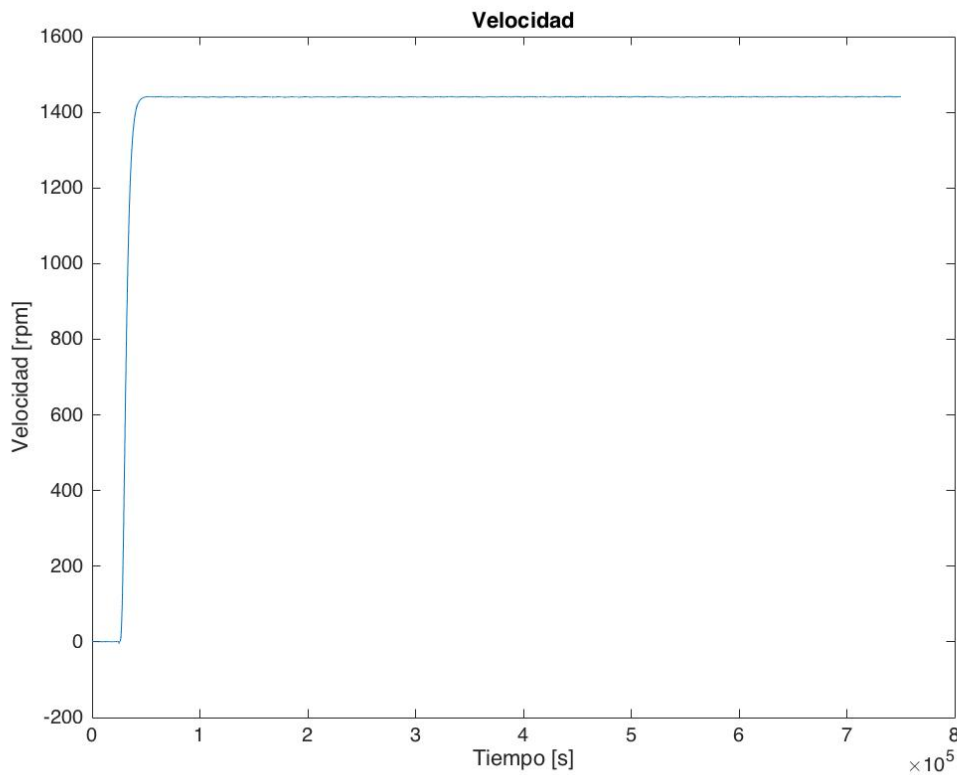
- 50 → Frecuencia en Khz.
- NC0 → Motor en vacío.
- NC1 → Motor a  $\frac{1}{2}$  de carga.
- NC2 → Motor a plena carga.
- R1 → Motor sano.
- R5 → Motor con barras rotas.

En este ejemplo usamos los siguientes datos: M8\_RED5\_50\_NC2\_R5\_0001.

Lo que quiere decir que analizaremos un motor alimentado desde red a 50Khz a plena carga y con rotura de barras.

También añadir que para motores con deslizamientos pequeños (poco cargados) los armónicos tienen una menor amplitud que para el caso de plena carga, es decir, un fallo de barras en un motor poco cargado es más difícil de reconocer que el mismo fallo en un motor con alto grado de carga. Por ello todos los motores que se ensayan en este proyecto son a plena carga.

Representamos la velocidad, Figura 9.2, y las corrientes, Figuras 9.3 y 9.4, ya que son los datos con los que trabajaremos.



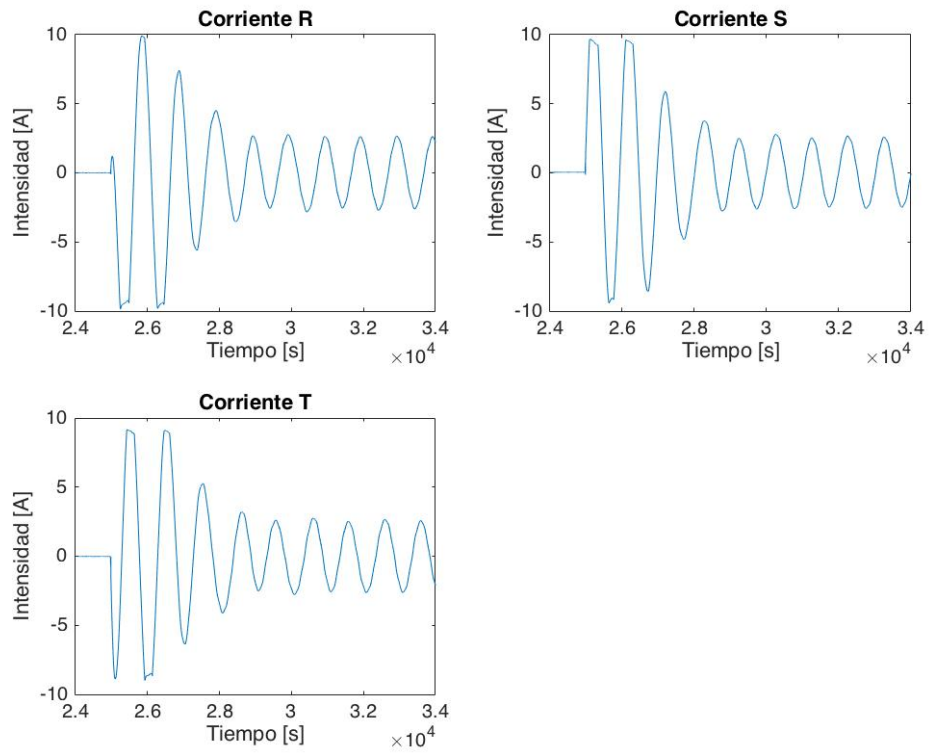


Figura 9.3 - Corrientes R, S y T

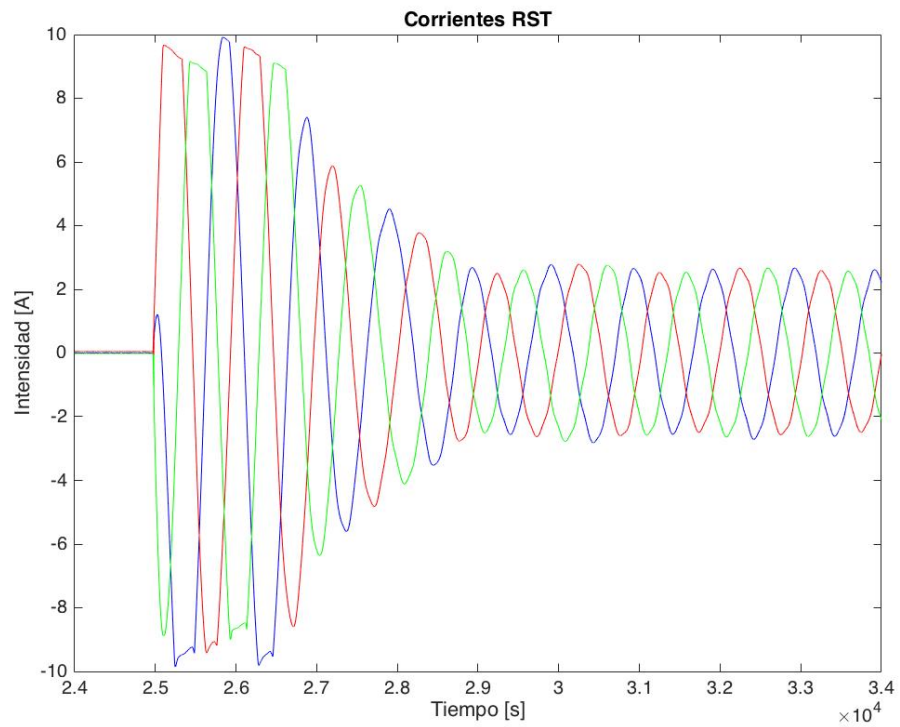


Figura 9.4 - Corrientes RST

Observamos un transitorio en el inicio hasta alcanzar la zona estacionaria.

### 9.1.2. Obtención del estacionario de la señal

El volumen de datos es excesivamente grande para trabajar con la técnica MUSIC. Es necesario reducir el número de puntos pero manteniendo la información de la señal y por lo tanto del fallo.

Se ha realizado un pretratamiento del archivo de datos, usando “ObtenerEstacionario.m”, para quedarnos con la parte estacionaria de la señal, Figura 9.5, y obtenemos una señal de 500.000 datos/s.

- Fichero ‘Estacionario’ Matlab: “eM8\_RED5\_50\_NC2\_R5\_0001”

	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	2.3428	-94.6603	-0.2680	-229.6322	-1.9784	309.9074	1.4405e...	3.4791	
2	2.3301	-94.0525	-0.2522	-231.8003	-1.9896	308.9190	1.4405e...	3.4791	
3	2.3171	-93.1027	-0.2395	-235.0334	-2.0009	307.3605	1.4405e...	3.4791	
4	2.3102	-91.0891	-0.2261	-236.4027	-2.0118	306.2581	1.4405e...	3.4791	
5	2.3089	-88.2777	-0.2106	-236.9733	-2.0198	306.8663	1.4405e...	3.4791	
6	2.3057	-85.8462	-0.1956	-237.9623	-2.0285	307.8547	1.4405e...	3.4791	
7	2.2992	-84.0226	-0.1813	-239.1794	-2.0375	307.8547	1.4405e...	3.4791	
8	2.2914	-82.0850	-0.1667	-241.0813	-2.0475	307.9687	1.4405e...	3.4791	
9	2.2861	-80.3374	-0.1518	-242.5647	-2.0568	307.8167	1.4405e...	3.4791	
10	2.2790	-78.3618	-0.1369	-243.8580	-2.0671	307.4365	1.4405e...	3.4791	
11	2.2731	-76.1962	-0.1216	-245.3414	-2.0780	307.4745	1.4405e...	3.4791	
12	2.2669	-74.2207	-0.1067	-246.4445	-2.0873	307.1324	1.4405e...	3.4791	
13	2.2601	-72.0551	-0.0914	-248.2703	-2.0976	307.1324	1.4405e...	3.4791	
14	2.2526	-70.1555	-0.0775	-249.5635	-2.1069	306.7523	1.4405e...	3.4791	
15	2.2464	-67.8760	-0.0619	-251.0089	-2.1165	306.5622	1.4405e...	3.4791	
16	2.2438	-65.6345	-0.0457	-252.2261	-2.1268	306.8283	1.4405e...	3.4791	
17	2.2393	-63.2030	-0.0279	-252.6445	-2.1361	306.7903	1.4405e...	3.4791	
18	2.2344	-60.8855	-0.0108	-253.8237	-2.1454	306.9044	1.4405e...	3.4791	
19	2.2276	-58.9479	0.0023	-255.0028	-2.1557	306.5242	1.4405e...	3.4791	
20	2.2185	-57.0483	0.0038	-256.6384	-2.1657	305.8780	1.4405e...	3.4791	
21	2.2100	-55.1867	0.0366	-258.5022	-2.1756	305.3458	1.4405e...	3.4791	
22	2.2022	-53.2491	0.0563	-259.8716	-2.1862	304.5855	1.4405e...	3.4791	
23	2.1957	-50.8176	0.0623	-261.4691	-2.1962	304.5095	1.4405e...	3.4791	

Figura 9.5 - Fichero ‘Estacionario’ Matlab

Una vez obtenido el estacionario representamos la velocidad, Figura 9.6 y las corrientes, Figuras 9.7 y 9.8:

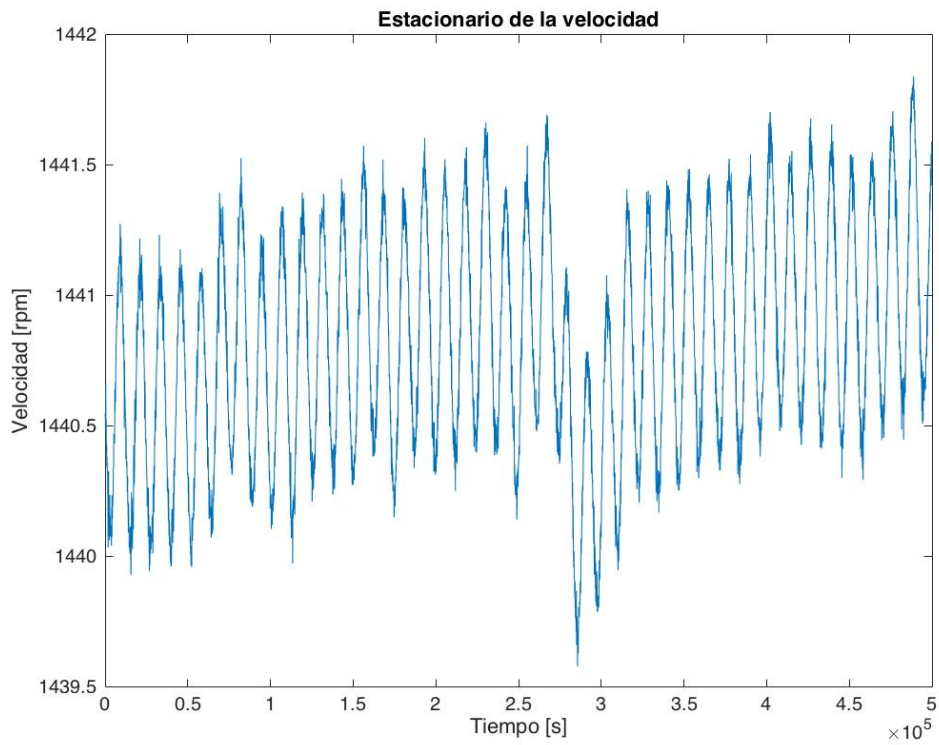


Figura 9.6 - Estacionario de la velocidad

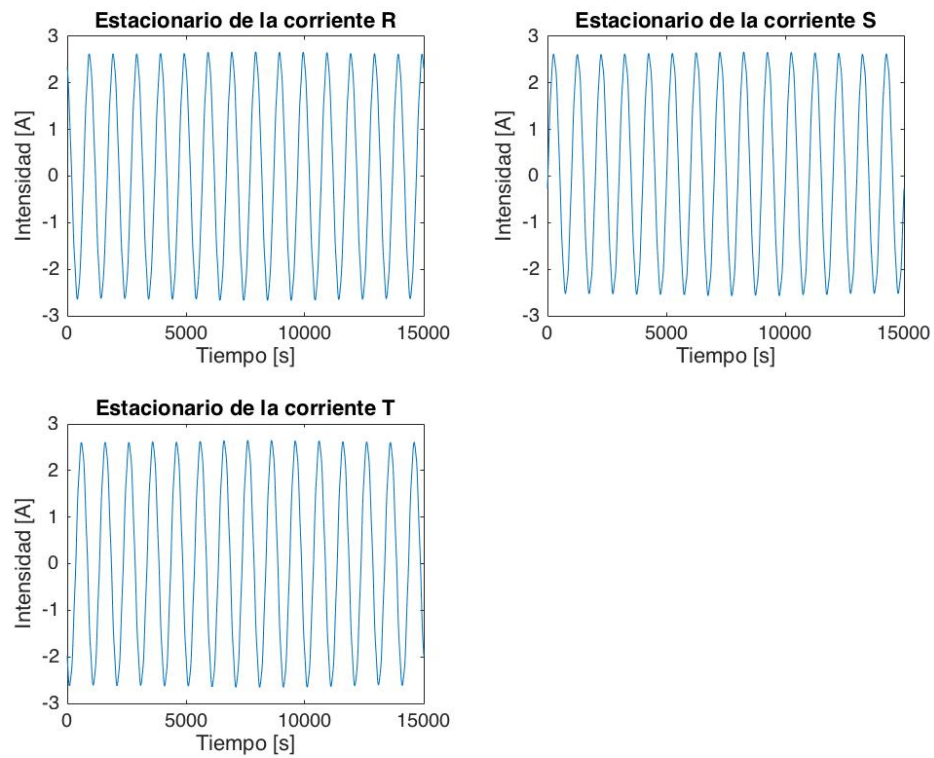


Figura 9.7 - Estacionario de las corrientes R, S y T

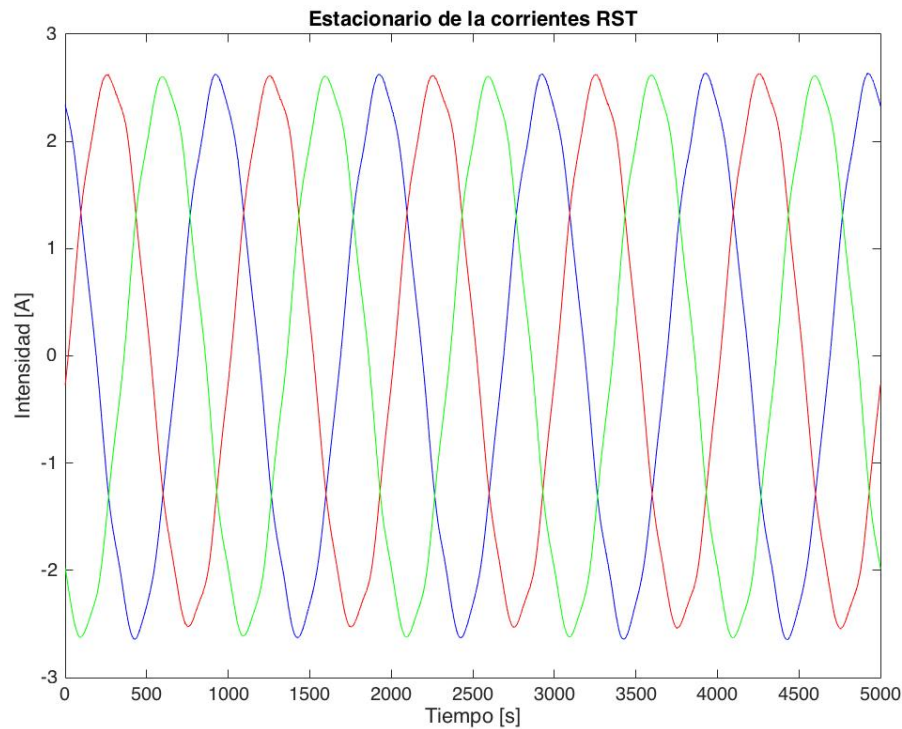


Figura 9.8 - Estacionario de las corrientes RST

### 9.1.3. Remuestreo

Una vez obtenido el estacionario realizamos un remuestreo o *resampling* de la señal. Se aplica el teorema de Nyquist-Shannon, las componentes en frecuencia que podemos analizar en una señal es como mucha la mitad de la frecuencia de muestreo.

Como vamos a tratar componentes en torno a 50Hz no necesitamos mucha frecuencia de muestreo, por lo que remuestreamos a 256Hz y así el espectro útil es de 0Hz a 128Hz. Eliminando componentes de frecuencia que no vamos a analizar. Se trata de reducir puntos para así reducir también el esfuerzo computacional.

El remuestreo se realiza con una técnica desarrollada en el Dpto. de Ingeniería Eléctrica donde la señal es tratada en tres pasos: interpolación lineal, filtro pasa bajos tipo Butterworth y finalmente un diezmo por promedio hasta alcanzar la frecuencia final requerida.

En nuestro estudio, frecuencias superiores a 100 Hz no aportan ninguna información de interés ya que solo vamos a analizar el entorno del

armónico fundamental. Los armónicos de rotura de fallos deberán aparecer entorno a la frecuencia de alimentación del motor.

Ejemplo:

$$f_s = f \cdot (1 \pm 2s) \quad (9.1)$$

El caso más extremo que se nos puede presentar es el de un motor alimentado a través de un convertidor a 65 Hz con un grado de carga elevado (deslizamiento en torno al 5%). Si aplicamos la Ecuación 9.1 a este caso límite la frecuencia del armónico inferior es de 71.5 Hz, muy lejos del límite de 100 Hz que se había fijado.

Representamos, de la señal remuestreada, la velocidad, Figura 9.9 y las corrientes, Figuras 9.10 y 9.11:

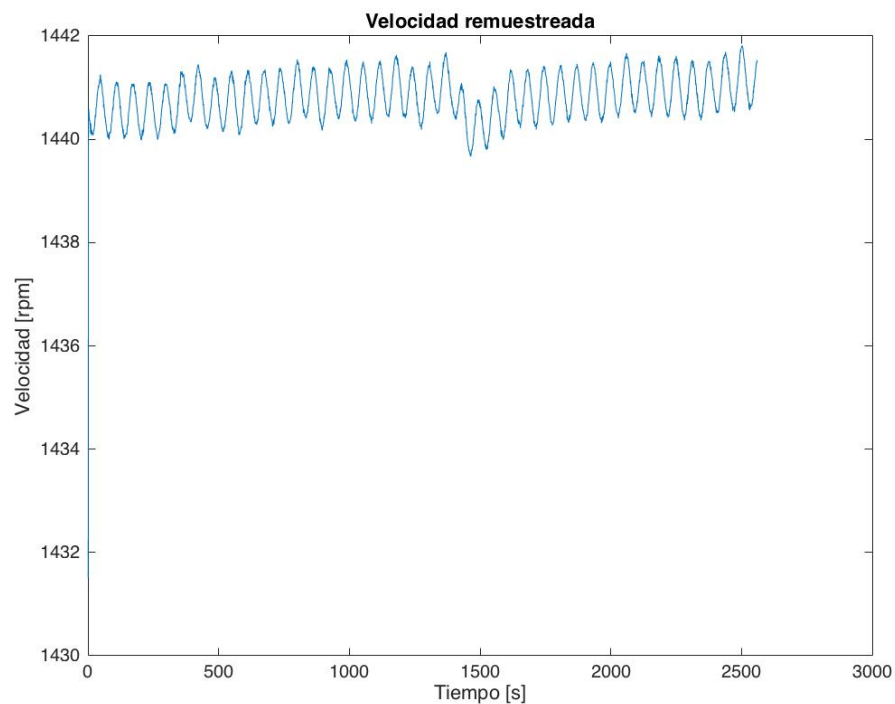


Figura 9.9 - Velocidad remuestreada

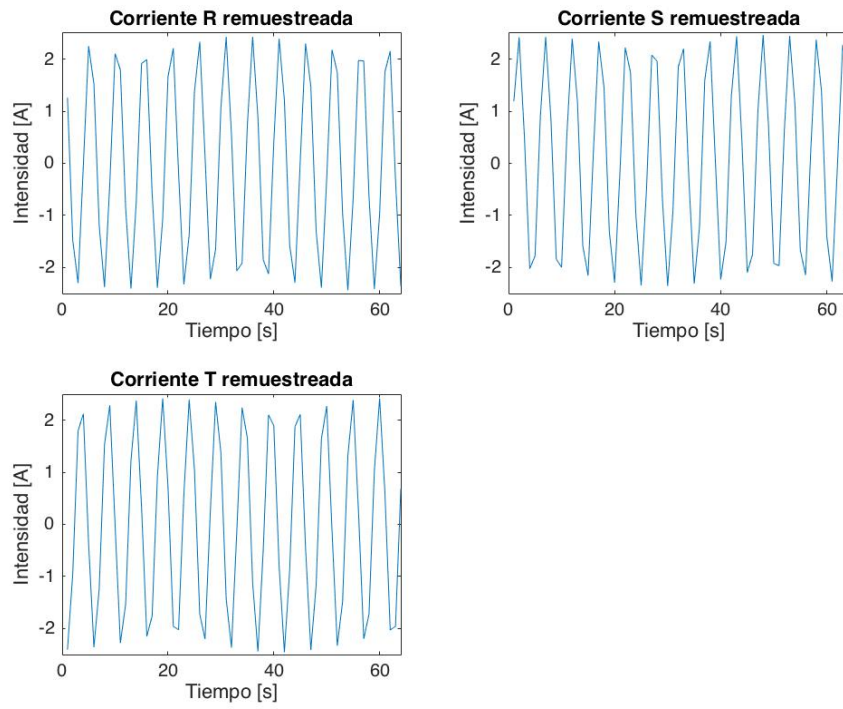


Figura 9.10 - Corrientes R, S y T remuestreadas

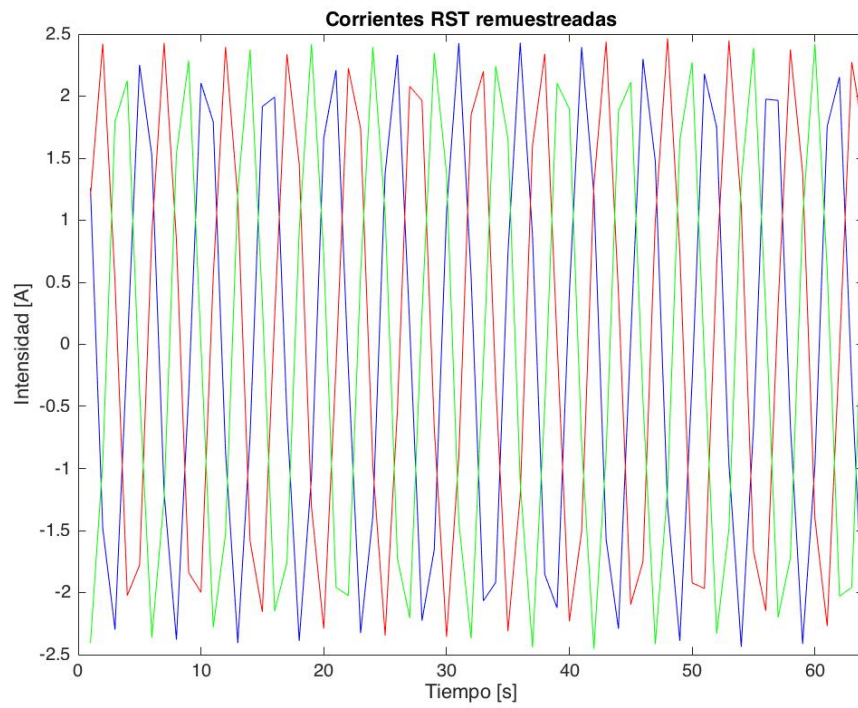


Figura 9.11 - Corrientes R, S y T remuestreadas



#### 9.1.4. Transformada de Park

Aplicamos a la señal remuestreada el Vector complejo de Park que convierte las componentes “R-S-T” del sistema trifásico en las componentes “D-Q”, Ecuaciones 9.2 y 9.3.

$$I_D = \sqrt{\frac{2}{3}} \cdot I_R - \sqrt{\frac{1}{6}} \cdot I_S - \sqrt{\frac{1}{6}} \cdot I_T \quad (9.2)$$

$$I_Q = \sqrt{\frac{1}{2}} \cdot (I_S - I_T) \quad (9.3)$$

Tras obtener ID e IQ podemos hacer el análisis en el dominio de la frecuencia de dichas corrientes. Se representan los armónicos de la corriente ID o IQ en un espectro de frecuencias aplicando la técnica MUSIC y se analizan estas frecuencias características, las cuales son síntomas de fallo.

La IQ, que es la componente de cuadratura, incluye los efectos de la corriente de magnetización y, en principio, debería ser más sensible a los fallos.

#### 9.1.5. Técnica de análisis espectral MUSIC

Partimos de que MUSIC supone que cualquier señal es una suma de exponenciales complejas (con Fourier suponemos que una señal es una suma de senos y cosenos).

Usamos MUSIC para obtener los parámetros que caracterizan esas señales complejas. Para calcular esos parámetros toma la señal, la autocorreciona y define un matriz. De esa matriz calculamos los eigenvalores o autovalores y MUSIC toma el valor de esos autovalores como la amplitud de las exponenciales complejas. De esos autovalores, los de mayor energía, son componentes reales de la señal y los de menor energía son ruido. Lo que no conocemos es cuántos de esos autovalores son componentes reales de la señal y cuántos son parte del ruido, por lo que tenemos que definir el orden.

Nosotros aplicamos MUSIC haciendo la descomposición en autovalores y nos quedamos con uno de ellos, orden 1, el de mayor energía, obtenemos el pseudoespectro y de ahí vemos el armónico principal, Figura 9.12.

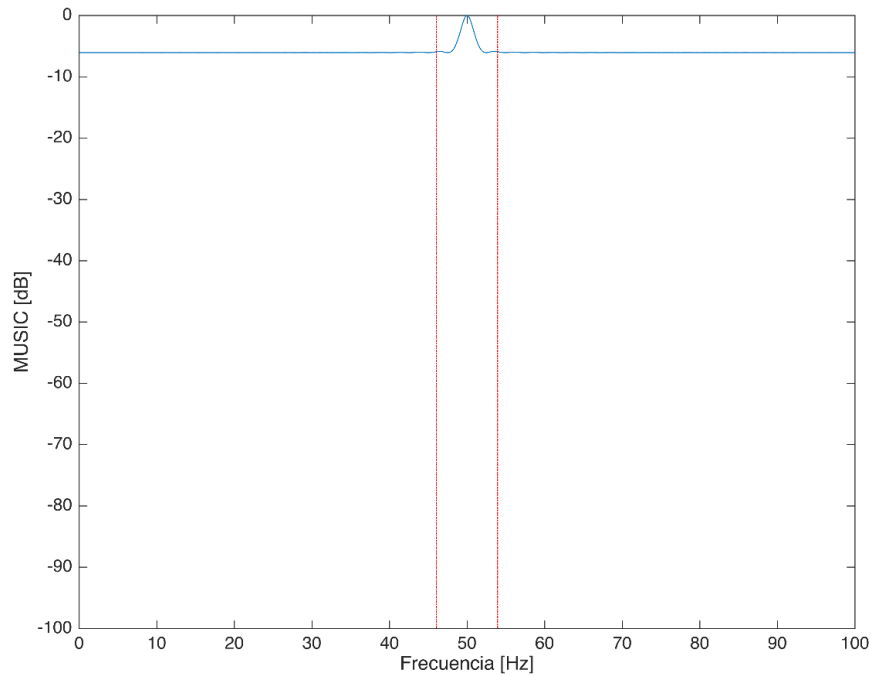


Figura 9.12 - Orden 1, corriente ID

Sabemos que en este ensayo existe fallo, por lo que existe el armónico correspondiente. Si no escogemos el número de orden correcto no es posible apreciar los armónicos de fallo. A medida que aumentamos el orden, disminuimos el valor máximo de energía, aparecen más autovalores en el pseudoespectro y aparecen componentes nuevas (armónicos) en la señal, Figura 9.13.

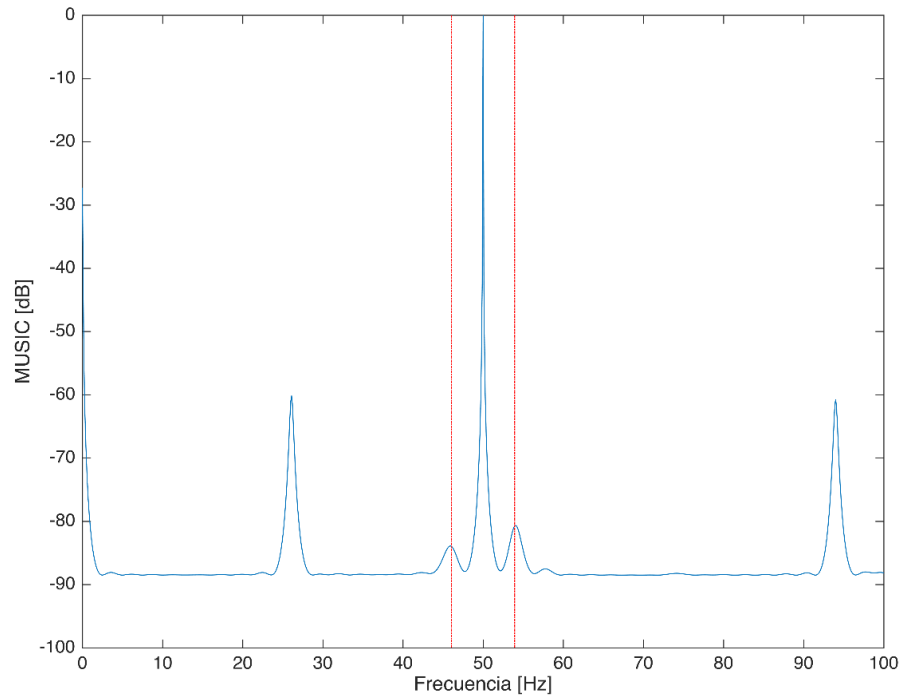


Figura 9.13 - Orden 10, corriente ID

Sabemos que si el motor fuera ideal, la señal será senoidal pura y solo habría una frecuencia fundamental a 50Hz, pero como los motores no lo son van a aparecer muchas frecuencias debidas a pequeñas excentricidades y rozamientos.

En este caso se ha incrementado el número de orden por lo que aumenta el número de autovalores de la señal considerada por lo que a priori es posible ver la información correspondiente al fallo.

Cuando las componentes que buscamos de fallo de barras aparecen, dejamos de aumentar el orden y consideramos el resto de autovalores ruido, Figura 9.14.

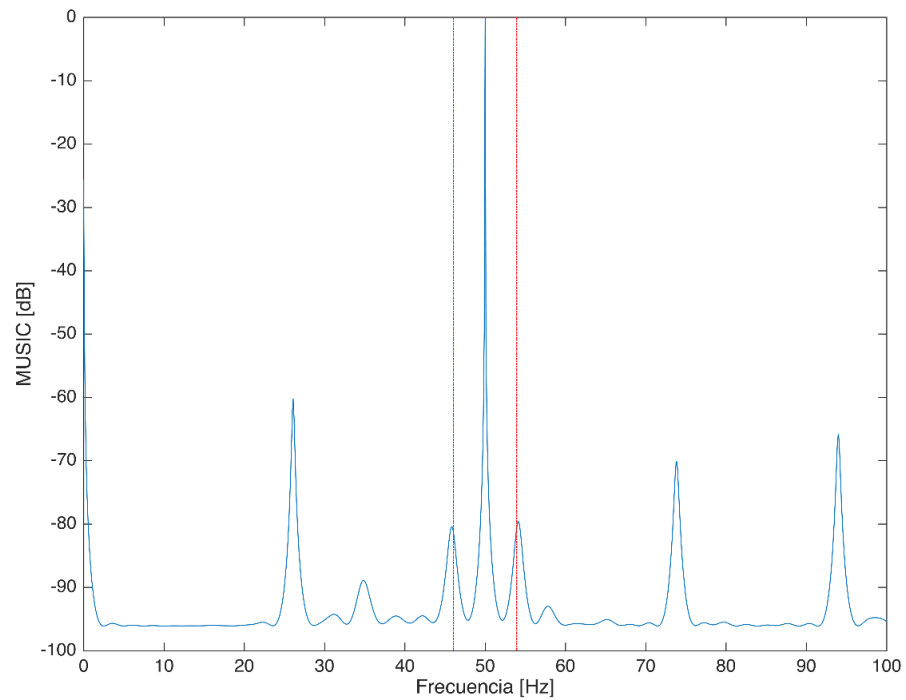


Figura 9.14 - Fallo de barras, orden 17, corriente ID

Si seguimos aumentando el orden aparecerán las denominadas frecuencias espurias y aumenta “ruido” la energía del ruido presente en la señal original, Figura 9.15.

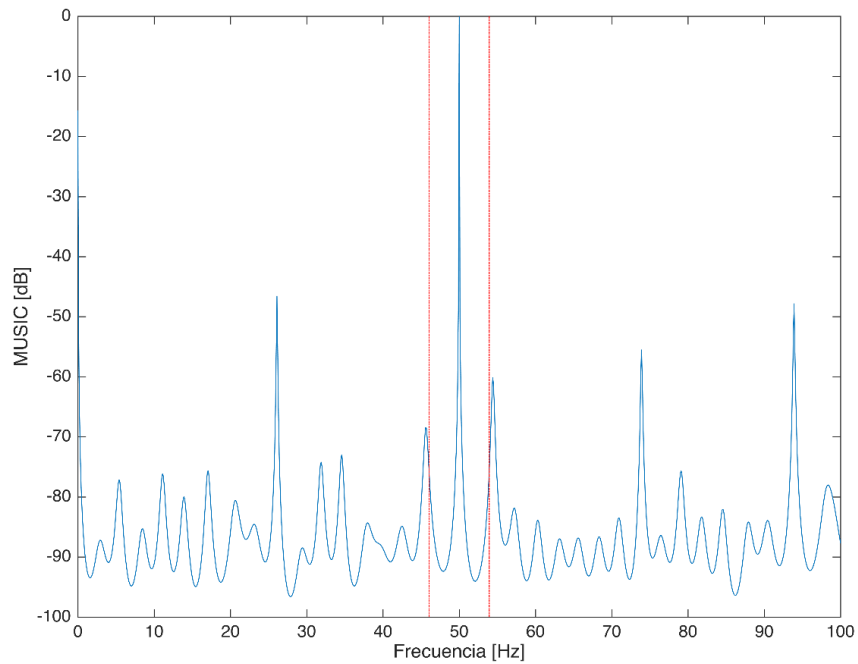


Figura 9.15 - Frecuencias espurias, orden 95, corriente ID

Como se puede apreciar en la Figura 9.15, con un número de orden muy elevado es posible apreciar armónicos. En general van a aparecer otros armónicos cuya información útil es nula. Lo que se pretende con la técnica MUSIC es atenuar las componentes no deseadas y en particular el ruido de la alimentación por lo que es imprescindible una correcta elección de los parámetros de la transformada lo cual no es una tarea sencilla y requiere de un previo conocimiento de la señal.

Es aquí cuando es conveniente puntualizar que al tener un orden bajo, la información que obtenemos con la transformada es menor que con un orden mayor. En cambio con un orden elevado la información no deseada no es eliminada por la transformada es por ello que la técnica MUSIC no sea fácil de utilizar sino que su comportamiento depende del tipo de señal inicial que se tenga.

Las componentes ID e IQ dentro del mismo ensayo no tienen por qué tener el mismo número de orden para detectar el mismo fallo de barras, Figura 9.16. En el caso de la corriente ID aparece claramente con un orden 17 y en la corriente IQ con un orden 15.

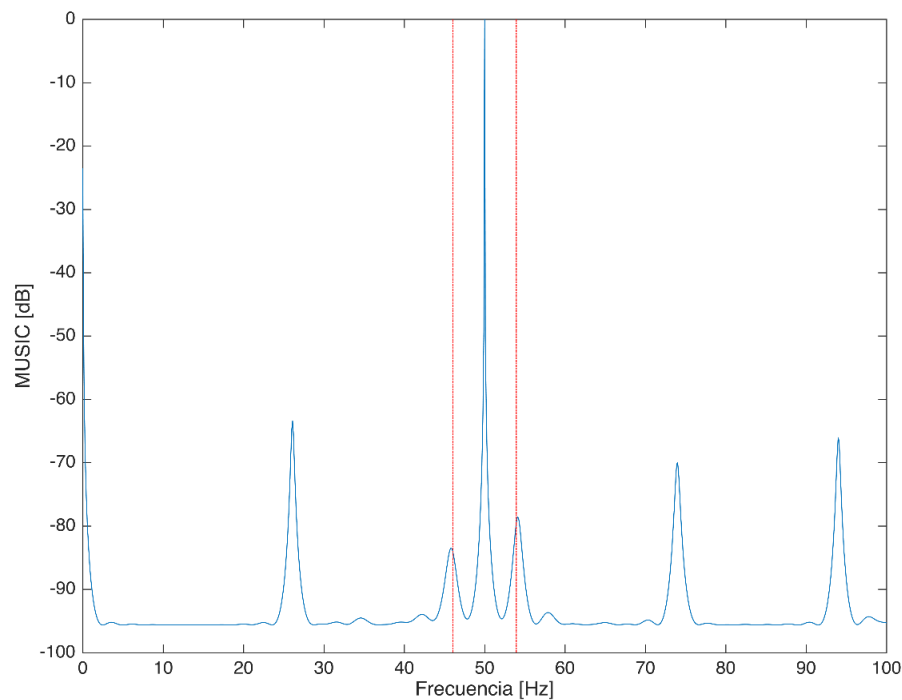


Figura 9.16 - Fallo de barras, orden 15, corriente IQ

Por lo tanto, el orden adecuado es algo que hay que determinar experimentalmente para cada ensayo. Para facilitar la selección del número de orden, hemos añadido un bucle “for” en el que iteramos MUSIC para distintos números de orden, en el rango de valores que seleccionemos, guardando las gráficas generadas.

La técnica MUSIC se puede comportar de manera muy diferente en función del tipo de señal, como ya hemos indicado.

## 9.2. Frecuencia teórica del armónico de fallo

En las representaciones gráficas que analizaremos a continuación podremos ver dos líneas verticales que representan frecuencia teórica de los armónicos de fallo. Se ha calculado a través de la velocidad. Con la Ecuación 9.4 calculamos el deslizamiento y sustituyendo en la Ecuación 9.1, mostrada al inicio del capítulo obtenemos estas frecuencias teóricas que representamos con dos líneas verticales rojas.

$$s = \frac{(n_1 - n)}{n_1} \quad (9.4)$$

En el siguiente apartado realizaremos una comparación del espectro en frecuencia de las corrientes ID e IQ en los distintos casos que hemos realizado los ensayos.

## 9.3. Ensayos a motores alimentados desde red

### 9.3.1. Motores sanos

A continuación se muestran los resultados del análisis realizado con las corrientes de un motor sano alimentado directamente desde la red.

- M8 RED1\_50\_NC2\_R1\_0003

En la Figura 9.17 podemos ver las corrientes ID e IQ para el ensayo 0003.

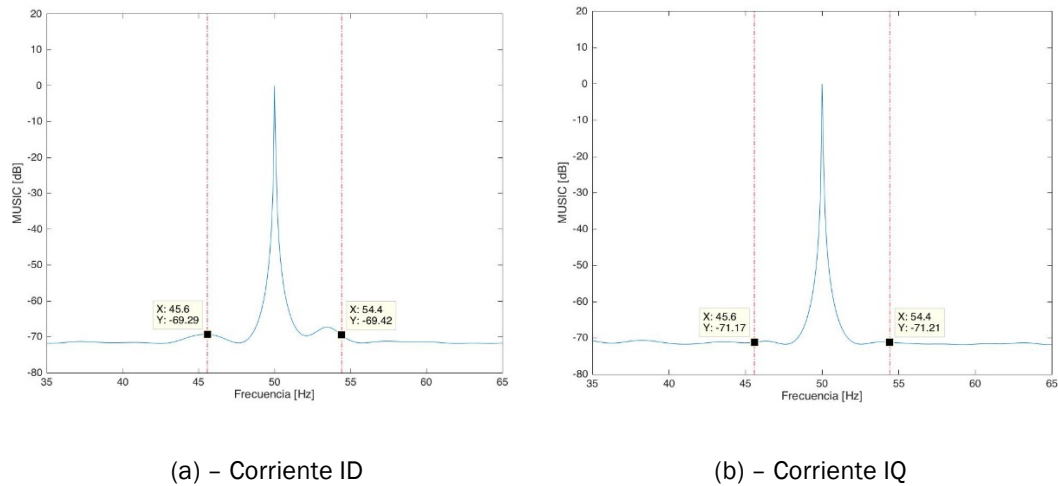


Figura 9.17 - Espectros en frecuencias del motor M8\_RED1\_50\_NC2\_R1\_0003

En caso (a) es para un orden 18 y el caso (b) para un orden 16.

Los armónicos, en caso de que los hubiera, aparecerían en las siguientes frecuencias expresadas en Hz (a) en: (45.6,-69.29) y (54.4,-69.42) y en (b) en: (45.6,-71.17) y (54.4,-71.21).

○ M8 RED1 50 NC2 R1 0015

En la Figura 9.18 podemos ver las corrientes ID e IQ para el ensayo 0015.

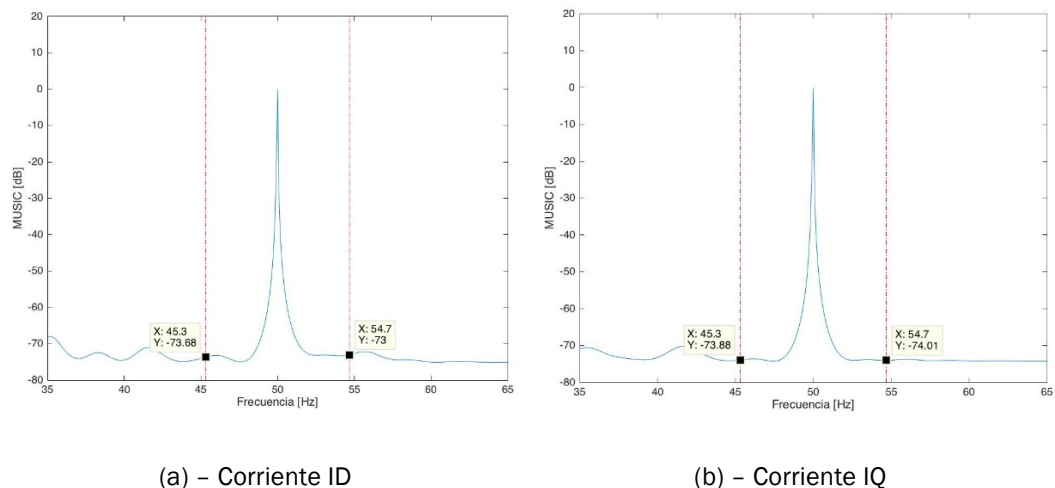


Figura 9.18 - Espectros en frecuencias del motor M8\_RED1\_50\_NC2\_R1\_0015

En caso (a) es para un orden 13 y el caso (b) para un orden 10.

Los armónicos, en caso de que los hubiera, aparecerían en las siguientes frecuencias expresadas en Hz (a) en: (45.3,-73.68) y (54.7,-73) y en (b) en: (45.3,-73.88) y (54.7,-74.01).

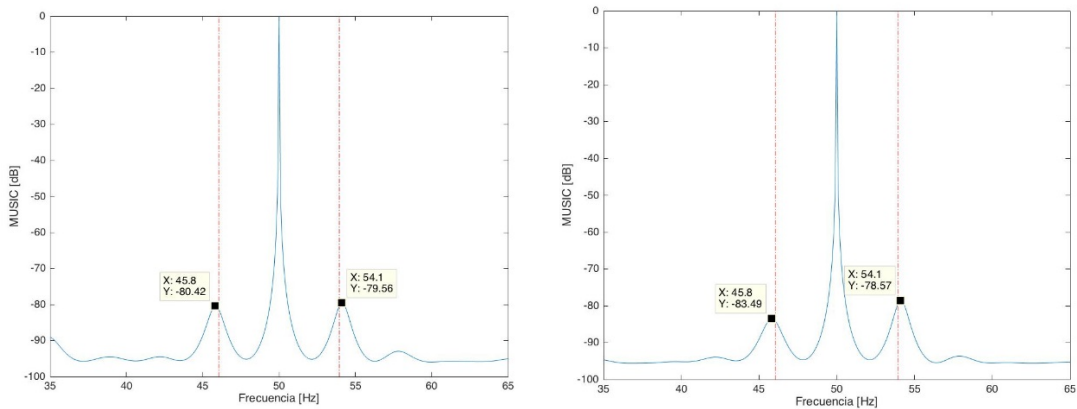
Al ser el caso de motor sano es difícil elegir el número de orden ya que no se aprecia a simple vista el armónico de fallo, por lo que la elección del orden será el momento en el que empiecen a aparecer las frecuencias espurias o “ruido”. Lo que si podemos ver es que para el punto de corte con la frecuencia teórica calculada previamente las ordenadas en (a) y (b) son aproximadamente iguales. Las abscisas al ser el corte con el punto teórico son iguales.

### 9.3.2. Motores con barras rotas

A continuación se muestran los resultados del análisis realizado con las corrientes de un motor con un barra rota alimentado directamente desde la red.

#### o M8\_RED5\_50\_NC2\_R5\_0001

En la Figura 9.19 podemos ver las corrientes ID e IQ para el ensayo 0001.



(a) – Corriente ID

(b) – Corriente IQ

Figura 9.19 - Espectros en frecuencias del motor M8\_RED5\_50\_NC2\_R5\_0001

En caso (a) es para un orden 17 y el caso (b) para un orden 15.



Los armónicos, en caso de que los hubiera, aparecerían en las siguientes frecuencias expresadas en Hz (a) en: (45.8,-80.42) y (54.1,-79.56) y en (b) en: (45.8,-83.49) y (54.1,-78.57).

○ M8\_RED5\_50\_NC2\_R5\_0008

En la Figura 9.20 podemos ver las corrientes ID e IQ para el ensayo 0008.

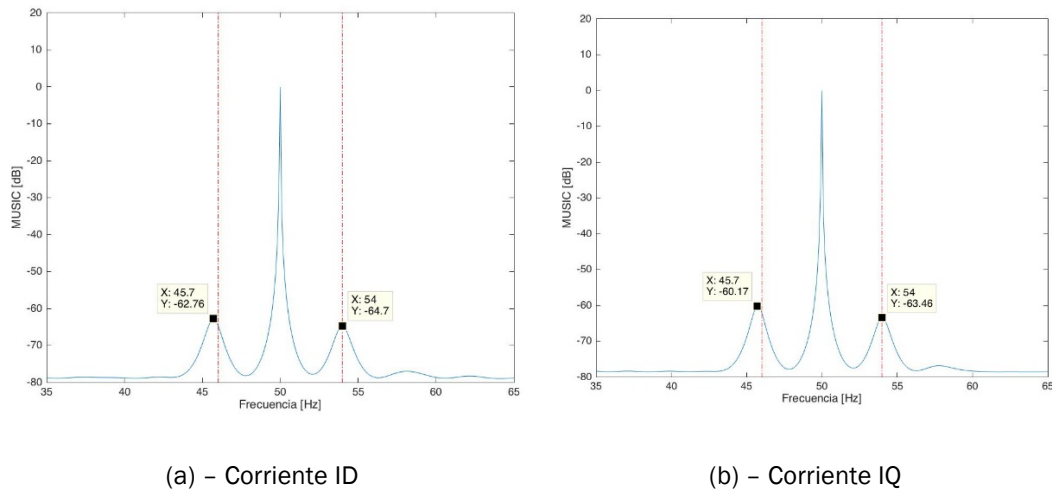


Figura 9.20 - Espectros en frecuencias del motor M8\_RED5\_50\_NC2\_R5\_0008

En caso (a) es para un orden 16 y el caso (b) para un orden 15.

Los armónicos, en caso de que los hubiera, aparecerían en las siguientes frecuencias expresadas en Hz (a) en: (45.7,-62.76) y (54,-64.7) y en (b) en: (45.7,-60.17) y (54,-63.46).

Los puntos elegidos en el caso de fallo de barras rotas es el punto máximo del armónico de fallo, debido a que la frecuencia teórica calculada no es exacta. Esta, se calcula a partir de la velocidad medida experimentalmente y se sabe que se está cometiendo un fallo no despreciable. En ambos ensayos comprobamos la precisión del método ya que para ID e IQ obtenemos aproximadamente los mismos valores de abscisas y ordenadas.

## 9.4. Ensayos a motores alimentados a través de inversor

### 9.4.1. Motores sanos

A continuación se muestran los resultados del análisis realizado con las corrientes de un motor sano alimentado desde un inversor PowerFlex 40 de Allen Bradley a una frecuencia de consigna de 50 Hz.

#### ○ M8\_AB1\_50\_NC2\_R1\_0007

En la Figura 9.21 podemos ver las corrientes ID e IQ para el ensayo 0007.

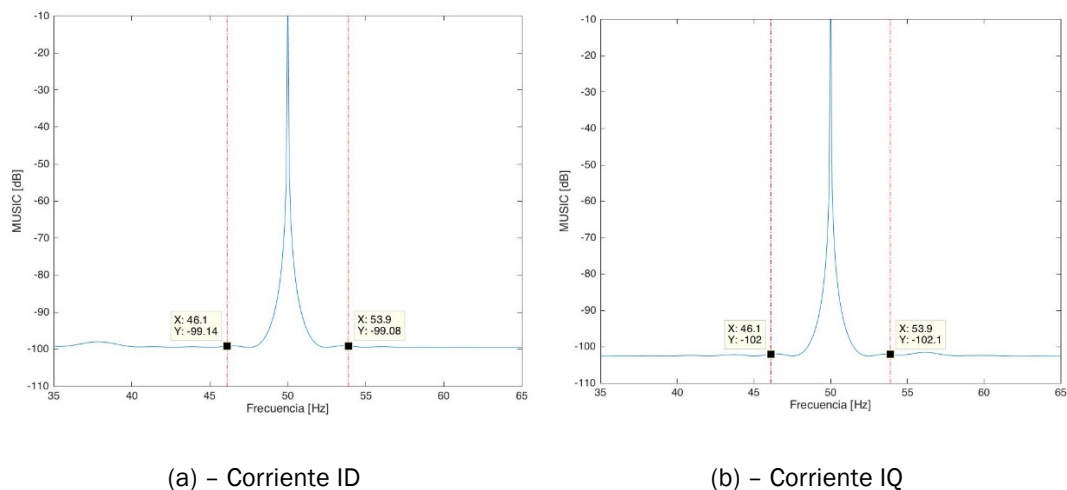


Figura 9.21 - Espectros en frecuencias del motor M8\_AB1\_50\_NC2\_R1\_0007

En caso (a) es para un orden 12 y el caso (b) para un orden 13.

Los armónicos, en caso de que los hubiera, aparecerían a las siguientes frecuencias expresadas en Hz en (a) en: (46.1,-99.14) y (53.9,-99.08) y en (b) en: (46.1,-102) y (53.9,-102.1).

○ M8\_AB1\_50\_NC2\_R1\_0008

En la Figura 9.22 podemos ver las corrientes ID e IQ para el ensayo 0008.

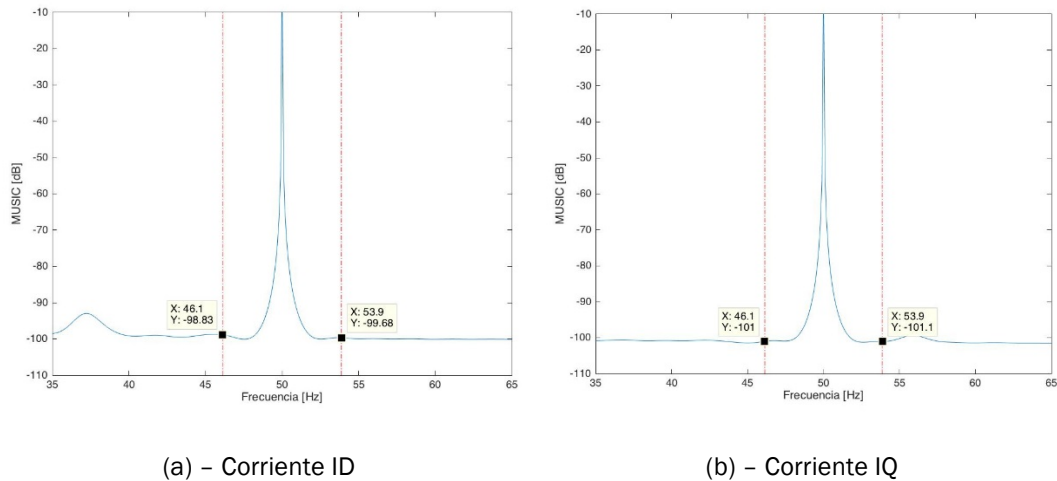


Figura 9.22 - Espectros en frecuencias del motor M8\_AB1\_50\_NC2\_R1\_0008

En caso (a) es para un orden 12 y el caso (b) para un orden 14.

Los armónicos, en caso de que los hubiera, aparecerían a las siguientes frecuencias expresadas en Hz en (a) en: (46.1,-98.83) y (53.9,-99.68) y en (b) en: (46.1,-101) y (53.9,-101.1).

Podemos observar que ocurre lo mismo que en el caso de alimentado desde red, visto anteriormente.

En este caso cabe destacar que en el caso de alimentación a través de inversor los números de orden elegidos son inferiores que en el caso de alimentación a través de red. Esto es debido a que en el caso del convertidor aparecen menos armónicos en la estimación de las frecuencias realizadas por MUSIC.

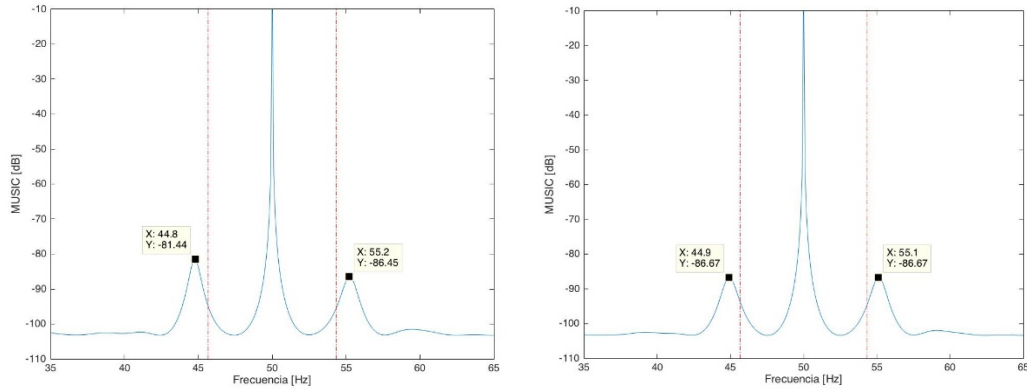
En realidad el convertidor introduce armónicos pero la técnica es capaz, en general, de “reconocerlos” y eliminarlos.

#### 9.4.2. Motores con barras rotas

A continuación se muestran los resultados del análisis realizado con las corrientes de un motor con una barra rota alimentado desde un inversor PowerFlex 40 de Allen Bradley a una frecuencia de consigna de 50 Hz.

○ M8\_AB1\_50\_NC2\_R5\_0006

En la Figura 9.23 podemos ver las corrientes ID e IQ para el ensayo 0006.



(a) – Corriente ID

(b) – Corriente IQ

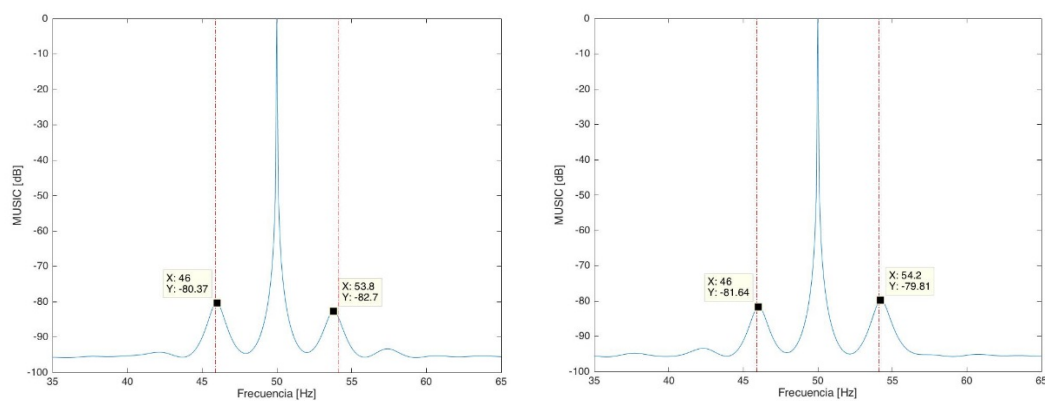
Figura 9.23 - Espectros en frecuencias del motor M8\_AB1\_50\_NC2\_R5\_0006

En caso (a) es para un orden 17 y el caso (b) para un orden 16.

Los armónicos, en caso de que los hubiera, aparecerían en (a) en: (44.8,-81.44) y (55.2,-86.45) y en (b) en: (44.9,-86.67) y (55.1,-86.67).

○ M8\_AB1\_50\_NC2\_R5\_0007

En la Figura 9.24 podemos ver las corrientes ID e IQ para el ensayo 0007.



(a) – Corriente ID

(b) – Corriente IQ

Figura 9.24 - Espectros en frecuencias del motor M8\_AB1\_50\_NC2\_R5\_0007



En caso (a) es para un orden 17 y el caso (b) para un orden 19.

Los armónicos, en caso de que los hubiera, aparecerían a las siguientes frecuencias expresadas en Hz en (a) en: (46,-80.37) y (53.8,-82.7) y en (b) en: (46,-81.64) y (54.2,-79.81).

Obtenemos unos resultados parecidos al mismo caso de alimentación de red y con unos números de orden muy similares.





# CAPÍTULO 10: ESTUDIO ECONÓMICO

---





## 10. ESTUDIO ECONÓMICO

### 10.1. Costes derivados del proyecto

En todos los proyectos existe un apartado muy importante que puede marcar el desarrollo satisfactorio el proyecto.

El apartado económico permite hacer un análisis de la inversión necesaria, así como el análisis de viabilidad y rentabilidad del proyecto y las formas de financiación de este. Todos estos análisis ayudaran a tomar una decisión sobre la ejecución y/o continuidad de un proyecto.

En el presente proyecto únicamente se ha podido estimar un análisis de costes y gastos una vez finalizado el proyecto.

Al ser un proyecto de investigación, el desglose de costes y gastos no será muy profundo, pero si dará una idea de lo que puede llegar a costar económicamente un trabajo de estas características.

Recordando la diferencia entre costes y gastos: “Coste es aquel tipo de gasto que añade valor al producto o sin el cual no se podría obtener el mismo. Todo coste es un gasto, pero no todo gasto es un coste”. Se considera que todo gasto que se ha tenido en cuenta en este proyecto, es un coste, por lo que aún queda más simplificado el estudio económico del proyecto. Se pueden distinguir dos tipos de costes:

- Costes Directos: “Aquellos que se pueden imputar directa y fácilmente con un producto o servicio vendible”. Es decir aquellos sin los cuales no se podría obtener un producto.
- Costes Indirectos. “Aquellos que no afectan realmente a la obtención del producto o servicio final”.

### 10.2. Costes directos

Dentro de esta categoría podemos distinguir tres tipos de costes:

- Costes de materiales.
- Costes de mano de obra directa.
- Gastos directos.

Antes de iniciar la contabilización de los costes, se hará un balance de las horas trabajadas en los distintos puntos del proyecto.

### 10.2.1. Calculo de coste temporal

En este apartado se pretende hacer un estudio de las horas dedicadas a la realización del proyecto. Lo primero que se ha hecho es dividir el proyecto en 5 etapas.

- Etapa I: Estudio inicial.
- Etapa II: Programación.
- Etapa III: Realización de ensayos.
- Etapa IV: Análisis de resultados.
- Etapa V: Informe final.

*Tabla 10.1 - Desglose en horas del trabajo realizado*

FASE	ACTIVIDAD	HORAS
<b>ESTUDIO INICIAL</b>	Estudio motores de inducción y fallos	10
	Estudio análisis en frecuencia	10
	Estudio Transformada de Fourier y Park	15
	Estudio de MUSIC	20
<b>Total Horas Etapa I</b>		<b>55</b>
<b>PROGRAMACIÓN</b>	Estudio casos anteriores	25
	Planteamiento nuevas necesidades	10
	Programación nuevas funciones	5
<b>Total Horas Etapa II</b>		<b>40</b>
<b>REALIZACIÓN DE ENSAYOS</b>	Simulaciones y cálculos	45
<b>Total Horas Etapa III</b>		<b>45</b>
<b>ANÁLISIS DE RESULTADOS</b>	Análisis datos ensayados	15
<b>Total Horas Etapa IV</b>		<b>15</b>
<b>INFORME FINAL</b>	Redacción de la memoria	60
<b>Total Horas Etapa V</b>		<b>60</b>
<b>TOTAL HORAS PROYECTO</b>		<b>215</b>

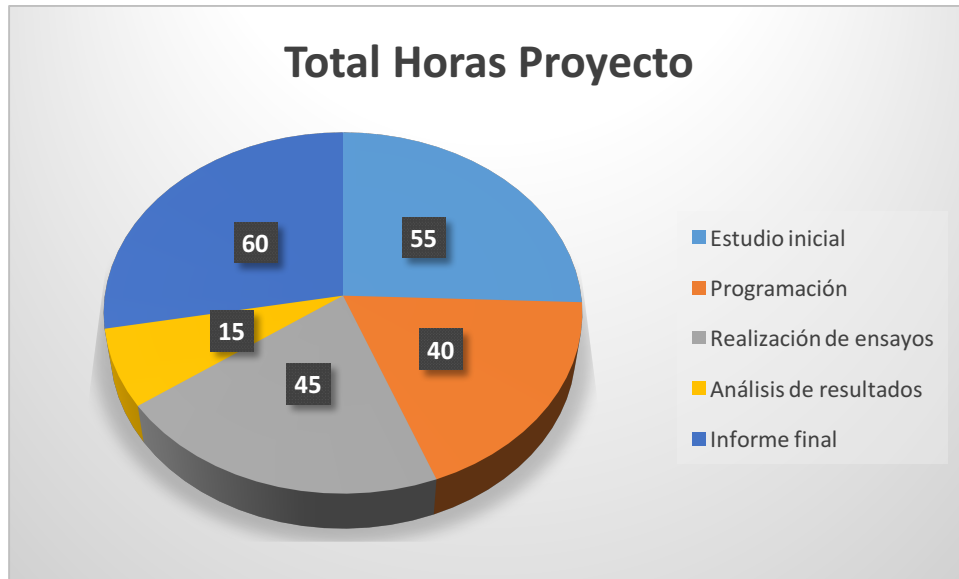


Figura 10.1 - Total horas proyecto

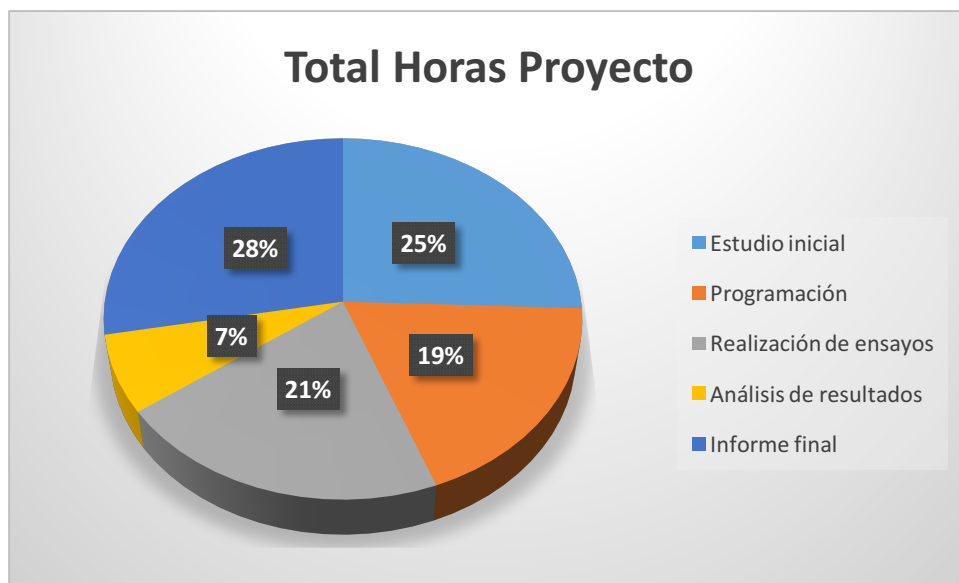


Figura 10.2 - Porcentaje del tiempo total dedicado

#### 10.2.2. Coste de mano de obra directa

El cálculo del coste de personal, se ha elaborado en base a que la persona que ha trabajado en el proyecto tiene una categoría de Ingeniero.

Lo costes que se enuncian a continuación se hacen considerado, que el Ingeniero trabaja para una empresa como contratado y no como autónomo.

Por supuesto, las cifras que aparecen a continuación son cifras aproximadas que se asemejan a una situación real.

Para empezar, se calcula el coste anual del Ingeniero. Se supone un sueldo bruto anual de 40.000 euros en 14 pagas, es decir, 2857.14 euros por paga, si se supone un IRPF del 19 % y una seguridad social a pagar por el trabajador del 8%.

Tabla 10.2 - Coste mano de obra

CONCEPTO	DESGLOSE	COSTE (€)
Sueldo Bruto	Seguridad social Ingeniero	2.742,28
	IRPF	7.600
	Sueldo Neto	29.657,14
Seguridad Social Empresa	Total	40.000
	SS empresa	12.000
<b>TOTAL</b>	<b>TOTAL</b>	<b>52.000</b>

Para el cálculo del coste de la hora de trabajo del Ingeniero, hace falta saber el número de horas anuales trabajadas.

Calculo de las horas anuales:

Tabla 10.3 - Días anuales trabajados

Concepto	Nº Días
Días totales	365
Fines de Semana	104
Días Festivos	14
Vacaciones	30
Libre disposición	5
<b>Días totales trabajados</b>	<b>212</b>

$$\text{Horas anuales trabajadas} = 212 * 8 = 1696 \text{ Horas/año}$$

El coste horario del Ingeniero será de:

$$\text{Coste horario} = \frac{48.000 \text{ euros}}{1696 \text{ Horas trabajadas}} = 30.66 \text{ euros/hora}$$

Por lo que ahora se puede hacer una estimación del coste de cada etapa.

Tabla 10.4 - Coste de las fases del proyecto

FASE	ACTIVIDAD	HORAS	COSTE [€]
<b>ESTUDIO INICIAL</b>	Estudio motores de inducción y fallos	10	306,6
	Estudio análisis en frecuencia	10	306,6
	Estudio Transformada de Fourier y Park	15	459,9
	Estudio de MUSIC	20	613,2
<b>Total Horas Etapa I</b>		<b>55</b>	<b>1686,3</b>
<b>PROGRAMACIÓN</b>	Estudio casos anteriores	25	766,5
	Planteamiento nuevas necesidades	10	306,6
	Programación nuevas funciones	5	153,3
<b>Total Horas Etapa II</b>		<b>40</b>	<b>1226,4</b>
<b>REALIZACIÓN DE ENSAYOS</b>	Simulaciones y cálculos	45	1379,7
<b>Total Horas Etapa III</b>		<b>45</b>	<b>1379,7</b>
<b>ANÁLISIS DE RESULTADOS</b>	Análisis datos ensayados	15	459,9
<b>Total Horas Etapa IV</b>		<b>15</b>	<b>459,9</b>
<b>INFORME FINAL</b>	Redacción de la memoria	60	1839,6
<b>Total Horas Etapa V</b>		<b>60</b>	<b>1839,6</b>
<b>TOTAL HORAS PROYECTO</b>		<b>215</b>	<b>6591,9</b>

### 10.2.3. Costes material

En ese apartado se expone la inversión inicial del hardware y software usados, así como sus años de amortización y su valor residual. Una vez estipulada la inversión inicial y los años de amortización, se puede calcular la amortización correspondiente al periodo de tiempo de cada uno de los elementos.

Como amortización se ha escogido una amortización lineal con el máximo porcentaje posible 20% (5 años) en el hardware y 33% (3 años) en el software.

El coste de amortización por hora se calcula mediante la siguiente fórmula:

$$ca(\text{€}/\text{hora}) = \frac{\text{Inversión inicial} - \text{Valor residual}}{1696 \text{ (horas)} * \text{Años de amortización}}$$

Tabla 10.5 - Coste de las amortizaciones

CONCEPTO	INVERSION INICIAL	AÑOS DE AMORTIZACION	VALOR RESIDUAL	HORAS DE USO	CA	COSTEL TOTAL AMORTIZACIÓN (€)
<b>HARDWARE</b>						
Ordenador personal+ Hardware	1000	5	100	195	0.106	20.67
<b>SOFTWARE</b>						
Windows 7	125	3	-	195	0.0245	4.77
Microsoft Office 2013	150	3	-	70	0.0295	2.06
Matlab R2010a	6000	3	-	100	1.179	117.92

El coste total de las amortizaciones durante el periodo asciende a **145,42€**.

#### 10.2.4. Gastos directos

No hay gasto directo imputable a este proyecto, ya que todos los datos se han obtenido a través de los ensayos y con material que ya poseía la universidad.

### 10.3. Costes indirectos

Los servicios de limpieza, costes derivados de la administración, gastos dirección y gastos de explotación como pueden ser el uso de luz, calefacción, internet... no han sido incluidos en este proyecto debido a la dificultad de imputar estos costes sin prácticamente ningún dato.

## 10.4. Costes Totales

El resumen de los costes totales del proyecto se puede consultar en la Tabla 28. Se puede observar que al ser un proyecto de investigación realizado íntegramente con ordenador, la mayoría del coste es por el concepto de mano de obra.

Tabla 10.6 - Coste total del proyecto

CONCEPTO	COSTE €
Mano de obra	6591.9
Amortizaciones	145,42
Gastos directos	0
<b>Total</b>	<b>6737,32</b>







# CAPÍTULO 11: CONCLUSIONES

---



## 11. CONCLUSIONES

### 11.1. Resultados obtenidos

Los objetivos planteados en un principio se han cumplido.

Se ha adquirido un conocimiento básico sobre las dos técnicas matemáticas propuestas.

Estas técnicas se han empleado para analizar algunos ensayos de laboratorio, que correspondían a un mismo motor en dos estados diferentes: sano y fallo con una barra rota en el rotor. Además el motor fue alimentado directamente de la red y a partir de un inversor. Estos ensayos se habían realizado anteriormente y fueron suministrados para realizar el TFG.

En el cuerpo teórico de la memoria se describen las ventajas que podrían suponer el uso de las técnicas de procesamiento de la señal propuestas.

### 11.2. Conclusiones

Los análisis realizados nos permiten extraer las siguientes conclusiones:

- La transformada de Park nos permite obtener dos corrientes, denominadas Directa y en Cuadratura. Los espectros obtenidos no permiten afirmar que la componente IQ sea más sensible para la detección del fallo del motor considerado.
- La técnica MUSIC permite analizar las señales de corriente proporcionando un espectro limpio, sin ruido, lo que facilita la observación y detección de los armónicos de fallo.
- El ajuste de la técnica MUSIC tiene que realizarse de forma experimental, lo que podría entender como un inconveniente.
- Un mal ajuste de esta técnica produce un espectro con frecuencias espúreas que realmente no existen.
- La técnica MUSIC presenta una ventaja frente a la DFT y es que necesita un menor número de puntos para obtener una buena resolución espectral.

### 11.3. Líneas de continuación

Se proponen las siguientes líneas para continuar con este trabajo:

- Aplicar la combinación de estas dos técnicas a otros tipos de fallos.
- Ampliar el estudio al mismo caso pero con diferentes alimentaciones y determinar si hay diferencias en cuanto a la detección del fallo.
- Comprobar si la amplitud de los armónicos de fallo detectados con MUSIC refleja o no la severidad del fallo.



# BIBLIOGRAFÍA

---



## BIBLIOGRAFÍA

En esta sección de la memoria se muestra la bibliografía consultada y que no ha sido citada expresamente en el texto. Se ordena por orden alfabético del primer apellido del primer autor.

Alonso, A. *Aplicación del método MCSA en el análisis del estado de motores de inducción de una industria ferroviaria*. Proyecto Fin de Carrera, Universidad de Valladolid, 2015.

Assaf, T.; Henao, H. y Capolino, G.A. *A spectral method for on-line computation of the harmónicos of symmetrical components in induction machines*. *Euro. Trans. Electr. Power* 15 (2005) 203–216.

Bonnett, A.H. *Analysis of the impact of pulse-width modulated inverter voltage waveforms on AC induction motors*. *IEEE Trans. Ind. Appl.* 32, no. 2 (1996) 386- 392.

Cameron, J.R.; Thomson, W.T. y Dow, A.B. *Vibration y current monitoring for detecting airgap eccentricity in large induction motors*. *IEE Proceedings*, Vol.133, Pt. B, Mayo, 1986, pp. 155-163.

Castanie, F. *Digital Spectral Analysis: Parametric, Non-Parametric and Advanced Methods*. Wiley-ISTE, 2011.

Deleroi, W. *The squirrel cage motors with broken bar in the rotor -physical phenomena y their experimental assessment*. *Proceedings of International Conference on Electrical Machines, Budapest, 1982*, pp. 767-770.

Dorrell, D.G.; Thomson, W.T. y Roach, S. *Analysis of Airgap Flux, Current y Vibration Signals as a Function of the Combination of Static y Dynamic Airgap Eccentricity in 3-Phase Induction Motors*. *IEEE Trans. Ind. Appl.*, Vol.33, n°1, 1997, pp. 24-34.

Duque, O.; Pérez, M. y Moríñigo, D. *Detection of bearing faults in cage induction motors fed by frequency converter using spectral analysis of line current*. *IEEE*

Duque, O.; Pérez, M. y Moríñigo, D. *Detection of mixed eccentricity in railway traction induction motors using spectral analysis of line current*. *Safety y reliability for managing risk*, Ed. Taylor & Francis, 2006, pp. 215- 220.

Duque, O.; Pérez, M. y Moríñigo, D. *Practical application of the spectral analysis of line current for the detection of mixed eccentricity in cage induction motors fed by frequency converter*. *Proceedings of 16th International Conference on Electric Machines ICEM 2004, Cracovia, Polonia, 2004*.

Duque, O. y Pérez, M. *Fallos característicos de los motores de inducción. Fallos en el estator*. *Ingeniería y Gestión de Mantenimiento*, n° 34, 2004, pp. 79-84.



Duque, O. y Pérez, M. Fallos característicos de los motores de inducción. Fallos en rodamientos y eje. *Ingeniería y Gestión de Mantenimiento*, n° 36, 2004, pp. 69-72.

Duque, O. y Pérez, M. Fallos característicos de los motores de inducción. Fallos en el rotor. *Ingeniería y Gestión de Mantenimiento*, n° 35, 2004, pp. 74-79.

Duque, O. y Pérez, M. Fiabilidad de los motores de inducción. Estudios históricos y necesidad de actualización (I). *Gestión de Activos Industriales*, n° 22, marzo / abril 2002, pp. 36-41.

Duque, O. y Pérez, M. Fiabilidad de los motores de inducción. Estudios históricos y necesidad de actualización (II). *Gestión de Activos Industriales*, n° 23, mayo / junio 2002, pp. 89-94.

Duque, O. y Pérez, M. *Motores de Inducción. Técnicas de Mantenimiento Predictivo*. Ed. Abecedario, 2005.

Fraile Mora, J. *Máquinas Eléctricas*. Mc Graw – Hill, quinta edición, 2003.

Fuchs, F.W. Some diagnosis methods for voltage source inverters in variable speed drives with induction machine – a survey. *Proceedings of the 29th Annual*

Gardel, P.E., *Aportaciones al mantenimiento predictivo de motores de inducción mediante una metodología de diagnóstico basada en el uso combinado de técnicas estadísticas y Redes Neuronales Artificiales*. Tesis Doctoral, Universidad de Valladolid, 2013.

Heras, A. *Estudio sobre indicadores del estado de un motor de inducción basados en estadísticos de orden superior*. Universidad de Valladolid, 2014.

Noriega, J.M. *Detección de fallos en motores de inducción en diferentes condiciones de funcionamiento mediante la Transformada de Gabor*. Proyecto Fin de Carrera, Universidad de Valladolid, 2013.

Rodríguez, B.M. *Detección de fallo de barras en motores de inducción utilizando histogramas*. Proyecto Fin de Carrera, Universidad de Valladolid, 2013.

Penman, J. y Stavrou, A. *Broken rotor bars: their effect on the transient performance of induction machines*. *Proc. Inst. Elect. Eng. Electric Power Applications* 143, no. 6, (1996) 449-457.

Persson, E. *Transient effects in application of PWM inverters to induction motors*. *IEEE Trans. Ind. Appl.* 28, no. 5 (1992) 1095-1101.

Puche, R. *Nuevos métodos de diagnosis de excentricidad y otras asimetrías rotóricas en máquinas eléctricas de inducción a través del análisis de la*





*corriente estatórica*. Tesis Doctoral, Universidad Politécnica de Valencia, 2008.

Tavner, J.P. y Penman, J. *Condition Monitoring of Electrical Machines*. Research Studies Press Ltd. Letchworth, Herfordshire, U.K., 1987.

Thomson, W.T. *A review of on-line condition monitoring techniques for three-phase squirrel-cage induction motors -past present y future*. *IEEE International Symposium on Diagnostics for Electrical Machines, Power Electronics y Drives*. Gijón, 1999, pp. 3-18.

Toribio, P. *Detección de fallos en motores de inducción en diferentes condiciones de funcionamiento mediante la Transformada de Park*. Proyecto Fin de Carrera, Universidad de Valladolid, 2013.

Volker, D. *The S252 Dual-System AC Electric Locomotive with Three-phase drive for Spanish Railways*. *Elektrische Bahnen* 224 (1990).

Watson, J.F. *The use of line current as a condition monitoring tool for three phase induction motors*. *IEE Colloquium on Design, Operation y Maintenance of High Voltage (3.3kV to 11kV) Electric Motors in Process Plant*, 1999, pp. 7/1-7/4.

Yahia, K., Cardoso, A. J. M., Zouzou, S. E., y S. Gueddidi, *Broken rotor bars diagnosis in an induction motor fed from a frequency converter: experimental research*, *Int. J. Syst. Assur. Eng. Manag.*, vol. 3, no. 1, pp. 40–46, Apr. 2012.

Zamora, C. *Estudio de aplicación de la técnica de estimación espectral MUSIC para la detección de fallos en motores de inducción*. Proyecto Fin de Carrera, Universidad de Valladolid, 2013.





# ANEXO

---



## 12. ANEXO: CÓDIGO EN MATLAB

En este anexo se presenta el código usado para el análisis de las distintas señales.

### 12.1. Ejecutar

A través de esta función Ejecutar, definiendo el motor a ensayar y el rango del orden en MUSIC para las corrientes ID e IQ, podemos realizar todos los pasos para obtener el análisis en frecuencia de las corrientes ID e IQ.

```
%% Cargamos los datos del motor a simular.

load M8_RED5_50_NC2_R5_0001;

% Nombre fichero original
nombre1 = 'M8_RED5_50_NC2_R5_0001';

% Nombre fichero estacionario
nombre2 = 'em8_RED5_50_NC2_R5_0001';

run ObtenerEstacionario; % Cargamos la función obtener
estacionario.

% Velocidad de la señal.
plot(data(:,7))
title('Velocidad')
xlabel('Tiempo [s]')
ylabel('Velocidad [rpm]')
figure

% Corriente R de la señal.
subplot(2,2,1)
plot(data(:,1))
title('Corriente R')
axis([24000 34000 -10 10])
xlabel('Tiempo [s]')
ylabel('Intensidad [A]')

% Corriente S de la señal.
subplot(2,2,2)
plot(data(:,3))
title('Corriente S')
axis([24000 34000 -10 10])
xlabel('Tiempo [s]')
ylabel('Intensidad [A]')

% Corriente S de la señal.
subplot(2,2,3)
```



```
plot(data(:,5))
title('Corriente T')
axis([24000 34000 -10 10])
xlabel('Tiempo [s]')
ylabel('Intensidad [A]')
figure

% Corrientes RST de la señal.
plot(data(:,1), 'b'); hold on; plot(data(:,3), 'r');
plot(data(:,5), 'g')
title('Corrientes RST')
axis([24000 34000 -10 10])
xlabel('Tiempo [s]')
ylabel('Intensidad [A]')
figure

% Estacionario de la velocidad.
plot(estacionario(:,7))
title('Estacionario de la velocidad')
xlabel('Tiempo [s]')
ylabel('Velocidad [rpm]')
figure

% Estacionario de las corrientes.
subplot(2,2,1)
plot(estacionario(:,1))
title('Estacionario de la corriente R')
axis([0 15000 -3 3])
xlabel('Tiempo [s]')
ylabel('Intensidad [A]')

subplot(2,2,2)
plot(estacionario(:,3))
title('Estacionario de la corriente S')
axis([0 15000 -3 3])
xlabel('Tiempo [s]')
ylabel('Intensidad [A]')

subplot(2,2,3)
plot(estacionario(:,5))
title('Estacionario de la corriente T')
axis([0 15000 -3 3])
xlabel('Tiempo [s]')
ylabel('Intensidad [A]')
figure

plot(estacionario(:,1), 'b'); hold on; plot(estacionario(:,3), 'r');
plot(estacionario(:,5), 'g')
title('Estacionario de la corrientes RST')
axis([0 5000 -3 3])
xlabel('Tiempo [s]')
ylabel('Intensidad [A]')
figure

% Fractional Resampling
% Definimos las variables del remuestreo:
actualSampleRate = 50000; % Indicamos nuestra frecuencia de
muestreo: 50000Hz.
```



```
desiredSampleRate = 256; % Marcamos la nueva frecuencia que
queremos: 256Hz.

f = estacionario(:,7); % Remuestreamos el estacionario de la
velocidad e imprimimos por pantalla.
v = FractionalResampling(f,actualSampleRate,desiredSampleRate);
plot (v)
title('Velocidad remuestreada')
xlabel('Tiempo [s]')
ylabel('Velocidad [rpm]')
figure

f = estacionario(:,1); % Remuestreamos el estacionario de la
corriente R e imprimimos por pantalla.
ir = FractionalResampling(f,actualSampleRate,desiredSampleRate);
subplot(2,2,1)
plot (ir)
title('Corriente R remuestreada')
axis([0 64 -2.5 2.5])
xlabel('Tiempo [s]')
ylabel('Intensidad [A]')

f = estacionario(:,3); % Remuestreamos el estacionario de la
corriente S e imprimimos por pantalla.
is = FractionalResampling(f,actualSampleRate,desiredSampleRate);
subplot(2,2,2)
plot (is)
title('Corriente S remuestreada')
axis([0 64 -2.5 2.5])
xlabel('Tiempo [s]')
ylabel('Intensidad [A]')

f = estacionario(:,5); % Remuestreamos el estacionario de la
corriente T e imprimimos por pantalla.
it = FractionalResampling(f,actualSampleRate,desiredSampleRate);
subplot(2,2,3)
plot (it)
title('Corriente T remuestreada')
axis([0 64 -2.5 2.5])
xlabel('Tiempo [s]')
ylabel('Intensidad [A]')

figure % Imprimimos las corrientes RST por pantalla.
plot(ir,'b'); hold on; plot(is,'r'); plot(it,'g')
title('Corrientes RST remuestreadas')
axis([0 64 -2.5 2.5])
xlabel('Tiempo [s]')
ylabel('Intensidad [A]')

% Transformada de Park
run Park;

%% Aplicamos MUSIC para ID
MinOrderID = 1;
MaxOrderID = 60;

run MUSIC_ID;
```



```
%% Aplicamos MUSIC para IQ
MinOrderIQ = 1;
MaxOrderIQ = 60;

run MUSIC_IQ;
```

## 12.2. ObtenerEstacionario

Función que nos permite extraer la parte estacionaria de la señal.

```
% Programa para extraer el estacionario de los transitorios
% suponiendo que la frecuencia de muestreo es de 5 kHz
% y el estacionario final es mayor de 10 segundos.
% Se extraen los últimos 5000*10=50000 puntos.

% Nombre fichero original
% nombre1 = 'M8_RED5_50_NC2_R5_0001';

% Nombre fichero estacionario
% nombre2 = 'eM8_RED5_50_NC2_R5_0001';

% Cargar fichero de datos
load(nombre1)

% Frecuencia de muestreo
fs = 50000; % 50 kHz

% Tiempo de muestreo
ts = 30; % 30 segundos

% Filtrado de la velocidad (columna 7) y del par (columna 8)
nivel = 7;
[Cn,Ln] = wavedec(data(:,7), nivel, 'db1');
[Cp,Lp] = wavedec(data(:,8), nivel, 'db1');

kcorreccion = 1; % Factor de corrección de la velocidad

data(:,7) = wrcoef('a', Cn, Ln, 'db1', nivel)/kcorreccion;
data(:,8) = wrcoef('a', Cp, Lp, 'db1', nivel);

save(nombre1,'data');

% Extracción del estacionario
tiempo = 10; % Tiempo de análisis en estacionario
Npuntos = fs*tiempo-1;
[N,M] = size(data);
estacionario = data((N-Npuntos):N,:);

% Calculo del espectro
NFFT = 2^(nextpow2(Npuntos));

% Calculo del PSD de la frecuencia de la fase 1
Hs = spectrum.periodogram('Hann');
```



```
hs1 = psd(Hs, estacionario(:,1), 'Fs', fs, 'NFFT', NFFT,  
'SpectrumType', 'onesided');  
dataespectro1 = [hs1.Frequencies  
10*log10(abs(hs1.Data/max(hs1.Data)))];  
  
% Guardar Estacionario y PSD de la corriente de la fase 1  
save(nombre2, 'estacionario', 'dataespectro1');
```

### 12.3. FractionalResampling

Función que realiza el resamplado de la parte estacionaria de la señal. De esta función, al ser confidencial por parte del departamento, no puedo adjuntar el código.

### 12.4. Park

Función que calcula la transformada de Park.

```
% Transformada de Park.  
  
% Asignamos cada una de las corrientes remuestreadas a las  
variables IR, IS e IT.  
IR = ir;  
IS = is;  
IT = it;  
  
% Componentes del Vector de Park.  
ID = sqrt(2/3)*IR-sqrt(1/6)*IS-sqrt(1/6)*IT; % Componente directa.  
IQ = sqrt(1/2)*(IS-IT); % Componente en cuadratura.  
  
% Vector de Park:  
P = ID+i*IQ;
```

### 12.5. MUSIC\_ID

Esta función aplica la técnica de MUSIC a la corriente ID.

```
% Transformada MUSIC para ID.  
% Es necesario elegir el valor del orden por lo que usamos un  
bucle  
% para poder ver la señal para cada valor y escoger el adecuado.  
  
% Datos del muestreo.  
Fs = 256; % 256Hz.  
ts = 10; % 10 segundos.  
NFFT = 2560; % Resolución del espectro obtenido.
```



```

window_1 = 0.5; % Ventana expresada en segundos.
window_1 = ceil(window_1*Fs); % Ventana expresada en data points.
window_2 = 0.40;
window_2 = ceil(window_2*Fs);

for order = MinOrderID:MaxOrderID % Limites del orden.
    order;
    [PxxD1,f1d] = pmusic(ID(1:window_1), order, NFFT, Fs,
window_2, window_2-1);
    PxxD1 = PxxD1/max(PxxD1);

    [x1 x2] = max(PxxD1);
    fc = f1d(x2,1); % Frecuencia fundamental.
    n1 = 30*fc;
    n = mean(v);
    s = (n1-n)/n1;
    lsh = fc*(1-2*s); % Frecuencia inferior de fallo de barras.
    ush = fc*(1+2*s); % Frecuencia superior de fallo de barras.

    h1 = figure;
    plot(f1d,20*log10(PxxD1))
    axis([0 100 -100 0]) % Definimos los límites de las gráficas.
    hold on

    line([lsh lsh], [-100 0], 'Color', 'r', 'LineStyle', '-.')
    line([ush ush], [-100 0], 'Color', 'r', 'LineStyle', '-.')
    xlabel('Frecuencia [Hz]')
    ylabel('MUSIC [dB]')

    file_name = strcat('e-order-', int2str(order));
    file_name = char(file_name);
    print(h1, '-dpng', '-r600', file_name)
    beep
end

```

## 12.6. MUSIC\_IQ

Esta función aplica la técnica de MUSIC a la corriente IQ.

```

% Transformada MUSIC para IQ.
% Es necesario elegir el valor del orden por lo que usamos un
bucle
% para poder ver la señal para cada valor y escoger el adecuado.

% Datos del muestreo.
Fs = 256; % 256Hz.
ts = 10; % 10 segundos.
NFFT = 2560; % Resolución del espectro obtenido.

window_1 = 0.5; % Ventana expresada en segundos.
window_1 = ceil(window_1*Fs); % Ventana expresada en data points.
window_2 = 0.40;
window_2 = ceil(window_2*Fs);

```



```
for order = MinOrderIQ:MaxOrderIQ % Limites del orden.
    order;
    [PxxQ1,f1q] = pmusic(IQ(1:window_1), order, NFFT, Fs,
window_2, window_2-1);
    PxxQ1 = PxxQ1/max(PxxQ1);

    [x1 x2] = max(PxxQ1);
    fc = f1q(x2,1); % Frecuencia fundamental.
    n1 = 30*fc;
    n = mean(v);
    s = (n1-n)/n1;
    lsh = fc*(1-2*s); % Frecuencia inferior de fallo de barras.
    ush = fc*(1+2*s); % Frecuencia superior de fallo de barras.

    h1 = figure;
    plot(f1q,20*log10(PxxQ1))
    axis([0 100 -100 0]) % Definimos los límites de las gráficas.
    hold on

    line([lsh lsh], [-100 0], 'Color', 'r', 'LineStyle', '-.')
    line([ush ush], [-100 0], 'Color', 'r', 'LineStyle', '-.')
    xlabel('Frecuencia [Hz]')
    ylabel('MUSIC [dB]')

    file_name = strcat('e-order-', int2str(order));
    file_name = char(file_name);
    print(h1, '-dpng', '-r600', file_name)
    beep

end
```