



Universidad de Valladolid



ESCUELA DE INGENIERÍAS
INDUSTRIALES

Máster en Ingeniería Industrial

MASTER EN INGENIERÍA INDUSTRIAL
ESCUELA DE INGENIERÍAS INDUSTRIALES
UNIVERSIDAD DE VALLADOLID

TRABAJO FIN DE MÁSTER

**MANTENIMIENTO PREDICTIVO EN MOTORES DE
INDUCCIÓN APLICANDO TÉCNICAS DE INTELIGENCIA
ARTIFICIAL Y TEORÍA DE DESEQUILIBRIOS
ELECTROMAGNÉTICOS.**

Autor: D. Carlos Del Pozo Gallego
Tutor: D. Óscar Duque Pérez

Valladolid, Septiembre, 2018



Universidad de Valladolid



ESCUELA DE INGENIERÍAS
INDUSTRIALES

Máster en Ingeniería Industrial

MASTER EN INGENIERÍA INDUSTRIAL
ESCUELA DE INGENIERÍAS INDUSTRIALES
UNIVERSIDAD DE VALLADOLID

TRABAJO FIN DE MÁSTER

**MANTENIMIENTO PREDICTIVO EN MOTORES DE
INDUCCIÓN APLICANDO TÉCNICAS DE INTELIGENCIA
ARTIFICIAL Y TEORÍA DE DESEQUILIBRIOS
ELECTROMAGNÉTICOS.**

Autor: D. Carlos Del Pozo Gallego
Tutor: D. Óscar Duque Pérez

Valladolid, Septiembre, 2018

RESUMEN

El desarrollo de la inteligencia artificial, el trabajo colaborativo, el Big Data, y el Internet de las cosas hace que estemos inmersos en plena revolución industrial 4.0. Esto hace que las empresas busquen ser cada vez más competitivas implementando sistemas que les ayuden a tener un control cada vez mayor de su proceso productivo prediciendo lo que va a suceder y adaptándose rápidamente a los cambios.

Teniendo en cuenta que el motor de inducción es el encargado de mover la mayoría de los sistemas industriales, es necesario crear un método de mantenimiento predictivo para la monitorización del estado del motor de inducción con el fin de predecir el momento exacto de sustitución de sus elementos, para la disminución de los costes por paradas inesperadas y de mantenimiento, haciendo que nuestra empresa sea más competitiva.

En este Trabajo Fin de Master nos vamos a ayudar de la Inteligencia Artificial y el Machine Learning para crear un software para diagnosticar el estado de los rodamientos de los motores de inducción mediante el análisis de la corriente estática.

PALABRAS CLAVE:

Mantenimiento predictivo, Motor de inducción, Rodamientos, Inteligencia Artificial, Big Data

ABSTRACT

The development of artificial intelligence, collaborative work, Big Data, and the Internet of things indicate that we are immersed in the industrial revolution 4.0. Therefore, companies must be increasingly more competitive by implementing systems that help them to have an ever-growing control of their productive process, being able to predict what is going to happen and adapting quickly to changes.

Considering that the induction motor is responsible for moving most industrial systems, it is necessary to create a predictive maintenance method for monitoring the state of the induction motor in order to predict exactly when to replace its elements and to reduce costs due to unexpected stops and maintenance, thus making our company more competitive.

In this final master degree thesis, we are going to use Artificial Intelligence and Machine Learning to create software to diagnose the state of the bearings of induction motors by analyzing the stator current.

KEY WORDS:

Predictive maintenance, Induction motor, Bearings, Artificial Intelligence, Big Data

AGRADECIMIENTOS

Me gustaría dedicar este Trabajo Fin de Master a:

Mis padres por haberme enseñado a ser como soy.

A mis amigos por sacarme una sonrisa en los momentos que pasamos juntos.

A todos aquellos que han dedicado su tiempo a enseñarme el lado más bonito de la ingeniería.

A mi tutor Óscar, por confiar en mí para que este Trabajo Fin de Master sea una realidad.

Y en especial a Leti por haberme acompañado y ayudado en todo momento, que, aunque nuestros caminos se separen, siempre estarás en mi corazón.

ÍNDICE CAPITULOS

CAPÍTULO 1	1
INTRODUCCIÓN Y OBJETIVOS.....	1
1.1. ESTRUCTURA DE LA MEMORIA POR CAPÍTULOS	3
CAPÍTULO 2	5
EL MOTOR DE INDUCCIÓN Y SU IMPORTANCIA EN LA INDUSTRIA.....	5
2.1 PRINCIPIO DE FUNCIONAMIENTO DEL MOTOR DEL INDUCCIÓN	7
2.2 TIPOS DE MOTORES DE INDUCCIÓN	8
2.3 COMPONENTES PRINCIPALES DEL MOTOR DE INDUCCIÓN	10
2.3.1 BOBINADO.....	10
2.3.2 ROTOR.....	11
2.3.3 BORNERO.....	12
2.3.4 CARCASA.....	12
2.3.5 RODAMIENTOS	13
2.4 ASPECTOS DE FUNCIONAMIENTO PARA LA SELECCIÓN DE UN MOTOR DE INDUCCIÓN.....	14
2.4.1 POTENCIA DEL MOTOR	14
2.4.2 PAR DEL MOTOR.....	14
2.4.3 CLASE DE SERVICIO	15
2.4.4 AISLAMIENTO DEL BOBINADO	16
2.4.5 DISPOSICIÓN Y MONTAJE	17
2.4.6 TIPOS DE MOTORES DE INDUCCIÓN.....	17
CAPÍTULO 3	19
TÉCNICAS DE MANTENIMIENTO EN EL MOTOR DE INDUCCIÓN.....	19
3.1. FALLOS EN EL AISLAMIENTO DE LAS BOBINAS DEL ESTATOR.....	20

3.2.	FALLOS EN RODAMIENTOS	22
3.3.	FALLOS POR EXCENTRICIDAD.....	25
3.4.	TÉCNICAS DE MANTEMINIEN TO	26
3.4.1.	MANTENIMIENTO CORRECTIVO.....	27
3.4.2.	MANTENIMIENTO PREVENTIVO	28
3.4.2.1.	MANTENIMIENTO BASADO EN LA FIABILIDAD (RCM).....	29
3.4.2.2.	ANÁLISIS MODAL DE FALLOS Y EFECTOS (AMFE)	29
3.4.2.3.	MANTENIMIENTO PRODUCTIVO TOTAL	30
3.4.3.	MANTENIMIENTO PREDICTIVO	30
3.4.3.1.	MEDIDA DEL AISLAMIENTO DEL BOBINADO DEL ESTATOR	32
3.4.3.2.	ANÁLISIS DE VIBRACIONES MECÁNICAS.....	33
3.4.3.3.	ANÁLISIS ESPECTRAL DE LA CORRIENTE DEL ESTATOR	35
	CAPÍTULO 4	37
	INTELIGENCIA ARTIFICIAL, MACHINE LEARNING	37
4.1	REGRESIÓN LINEAL.....	38
4.2	REGRESIÓN POLINÓMICA	42
4.3	REGULARIZACIÓN	44
4.4	REGRESIÓN LOGÍSTICA	46
4.5	CLASIFICACIÓN MULTICLASE	52
4.6	REDES NEURONALES	53
4.7	SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)	54
4.8	MÉTODOS DE EVALUACIÓN DE LOS ALGORITMOS DE CLASIFICACIÓN	56
4.8.1.	EXACTITUD O PRECISIÓN	56
4.8.2.	F1 SCORE.....	56
4.8.3.	MATRIZ DE CONFUSIÓN.....	58
4.8.4.	CURVA ROC (RECEIVER OPERATING CHARACTERISTIC)	58
	CAPÍTULO 5	61
	GESTIÓN DE DATOS	61

5.1.	EQUIPO DE REALIZACION DE ENSAYOS Y TOMA DE DATOS	63
5.2.	TIPOLOGÍA DE DATOS	66
5.3.	PREPARACIÓN DE DATOS.....	68
5.4.	MÉTODO DE ENTRENAMIENTO.....	69
	CAPÍTULO 6	71
	PROCESADO DE DATOS PARA EL MANTENIMIENTO PREDICTIVO DEL MOTOR DE INDUCCIÓN. TEORÍA DE DESEQUILIBRIOS ELECTROMAGNÉTICOS	71
6.1.	APLICACIÓN DE LA TEORÍA DE VIBRACIONES MECÁNICAS.....	72
6.1.1.	TODOS LOS CASOS POR SEPARADO	72
6.1.2.	CASOS SEPARADOS POR VARIADORES	77
6.1.3.	CASOS SEPARADOS POR CARGAS	80
6.1.4.	TODOS LOS CASOS UNIFICADOS.....	82
6.1.5.	CONCLUSIONES DE LA TEORÍA DE VIBRACIONES MECÁNICAS.....	83
6.2.	ANÁLISIS DE TODO EL ESPECTRO DE FRECUENCIAS, BIG DATA, MEDIANTE REGRESIÓN LOGISTICA CON REGULARIZACIÓN LASSO.....	83
6.2.1.	CONCLUSIONES DEL ANÁLISIS BIG DATA.....	86
6.3.	TEORÍA DE DESEQUILIBRIOS ELECTROMAGNÉTICOS.....	86
6.3.1.	FRECUENCIAS DE LA TEORÍA DE DESEQUILIBRIOS ELECTROMAGNÉTICOS	87
6.3.2.	ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS DE LOS ALGORITMOS APLICANDO LA TEORIA DE DESEQUILIBRIOS ELECTROMAGNÉTICOS.....	89
6.3.3.	VALIDACIÓN DE LA TEORÍA DE DESEQUILIBRIOS ELECTROMAGNÉTICOS ...	99
6.3.4.	CONCLUSIONES DE LA TEORÍA DE DESEQUILIBRIOS ELECTROMAGNÉTICOS	101
	CAPÍTULO 7	103
	INTEGRACIÓN EN LA INDUSTRIA.....	103
7.1.	SOFTWARE DE GESTIÓN DE DATOS	104
7.2.	MEJORAS PROPORCIONADAS EN LA EMPRESA	106

CAPÍTULO 8	109
CONCLUSIONES.....	109
CAPÍTULO 9	113
BIBLIOGRAFÍA.....	113
ANEXO 1	A1.1
BANCO DE ENSAYOS.....	A1.1
A1.1 MOTOR DE INDUCCIÓN COMERCIAL.	A1.1
A1.2 VARIADORES DE FRECUENCIA.	A1.3
A1.3 FRENO Y UNIDAD DE CONTROL.	A1.5
A1.4 SENSORES.....	A1.6
A1.5 SISTEMA DE ADQUISICIÓN DE DATOS.....	A1.8
ANEXO 2	A2.1
PROGRAMAS REALIZADOS PARA EL ENTRENAMIENTO DE DATOS	A2.1
A2.1. CLASIFICACIÓN MULTICLASE MEDIANTE REGRESIÓN LOGÍSTICA CON REGULARIZACIÓN LASSO. TEORÍA MECÁNICA.....	A2.2
A2.2. CLASIFICACIÓN MULTICLASE MEDIANTE REGRESIÓN LOGÍSTICA CON REGULARIZACIÓN LASSO. TODAS LAS FRECUENCIAS, BIG DATA.	A2.7
A2.3. CLASIFICACIÓN MULTICLASE MEDIANTE REDES NEURONALES. TEORÍA DESEQUILIBRIOS ELECTROMAGNÉTICOS.....	A2.13
A2.4. CLASIFICACIÓN MULTICLASE MEDIANTE SUPPORT VECTOR MACHINES. TEORÍA DESEQUILIBRIOS ELECTROMAGNÉTICOS.....	A2.16

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 2.1 Motor de inducción de jaula de ardilla	9
Figura 2.2 Componentes de un motor de inducción trifásico de jaula de ardilla	10
Figura 2.3 Bobinado imbricado y ondulado respectivamente	11
Figura 2.4 Conexiones motor de inducción.....	12
Figura 2.5 Disposición de montaje del motor de inducción.....	17
Figura 3.1 Bobinas de motor de inducción quemadas	21
Figura 3.2 Componentes de un rodamiento	22
Figura 3.3 Rotura pista interior rodamiento por fatiga.....	23
Figura 3.4 Descamación en un rodamiento.....	24
Figura 3.5 Rayado de la pista de un rodamiento debido al paso de corriente.....	24
Figura 3.6 Tipos de excentricidad	26
Figura 4.1 Estructura de una red neuronal	53
Figura 4.2 Hiperplanos de separación de la técnica SVM	55
Figura 4.3 Curva ROC.....	59
Figura 6.1 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, RED NC2	73
Figura 6.2 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, WEG, NC2.....	73
Figura 6.3 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB1, NC2.....	73
Figura 6.4 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB2 NC2.....	74
Figura 6.5 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB3 NC2.....	74
Figura 6.6 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB4 NC2.....	74
Figura 6.7 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, RED NC1	75
Figura 6.8 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, WEG NC1.....	75
Figura 6.9 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB1 NC1.....	75
Figura 6.10 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB2 NC1	76
Figura 6.11 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB3 NC1	76
Figura 6.12 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB4 NC1	76
Figura 6.13 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, RED	78
Figura 6.14 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, WEG	78
Figura 6.15 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB1.....	78

Figura 6.16 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB2.....	79
Figura 6.17 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB3.....	79
Figura 6.18 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB4.....	79
Figura 6.19 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, NC2	81
Figura 6.20 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, NC1	81
Figura 6.21 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, TODO JUNTO	82
Figura 6.22 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, RED NC2. Teoría desequilibrios electromagnéticos	89
Figura 6.23 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, WEG NC2. Teoría desequilibrios electromagnéticos	89
Figura 6.24 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB1 NC2. Teoría desequilibrios electromagnéticos	89
Figura 6.25 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB2 NC2. Teoría desequilibrios electromagnéticos	90
Figura 6.26 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB3 NC2. Teoría desequilibrios electromagnéticos	90
Figura 6.27 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB4 NC2. Teoría desequilibrios electromagnéticos	90
Figura 6.28 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, RED NC1. Teoría desequilibrios electromagnéticos	91
Figura 6.29 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, WEG NC1. Teoría desequilibrios electromagnéticos	91
Figura 6.30 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB1 NC1. Teoría desequilibrios electromagnéticos	91
Figura 6.31 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB2 NC1. Teoría desequilibrios electromagnéticos	92
Figura 6.32 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB3 NC1. Teoría desequilibrios electromagnéticos	92
Figura 6.33 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB4 NC1. Teoría desequilibrios electromagnéticos	92
Figura 6. 34 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, RED. Teoría desequilibrios electromagnéticos.....	94
Figura 6.35 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, WEG. Teoría desequilibrios electromagnéticos.....	94

Figura 6.36 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB1. Teoría desequilibrios electromagnéticos.....	94
Figura 6.37 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB3. Teoría desequilibrios electromagnéticos.....	95
Figura 6.38 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB3. Teoría desequilibrios electromagnéticos.....	95
Figura 6.39 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB4. Teoría desequilibrios electromagnéticos.....	95
Figura 6.40 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, NC2. Teoría desequilibrios electromagnéticos.....	97
Figura 6.41 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, NC1. Teoría desequilibrios electromagnéticos.....	97
Figura 6.42 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, TODO JUNTO. Teoría desequilibrios electromagnéticos	98
Figura 7.1 Interface gráfica para el diagnóstico del estado del rodamiento en motores de inducción.....	105
Figura 7.2 Navegador de selección de ensayos pulsando el botón seleccionar ensayo	106
Figura A1.1 Motor de 750 W de Siemens.	A1.2
Figura A1.2 Variador de frecuencia PowerFlex 40 de Allen-Bradley.	A1.3
Figura A1.3 Variador de frecuencia WEG CFW-11.	A1.4
Figura A1.4 Freno de polvo magnético y unidad de control de Lucas-Nülle.....	A1.5
Figura A1.5 Tarjetas dedicadas con los transductores de efecto Hall de tensión y corriente.	A1.6
Figura A1.6 Transductor de corriente de Honeywell.....	A1.7
Figura A1.7 Transductor de corriente de LEM.	A1.7
Figura A1.8 Sistema de adquisición de datos de National Instruments.....	A1.8
Figura A1.9 Ordenador portátil del sistema de adquisición de datos.	A1.9
Figura A2.1 Aplicación Classification Learner.....	A2.16
Figura A2.2 Importación de datos para SVM	A2.17
Figura A2.3 Matriz de confusión para el entrenamiento de datos mediante SVM	A2.18

Figura A2.4 Curva ROC para el entrenamiento de datos mediante SVM.....A2.18

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 2.1 Grados de protección IP.....	13
Tabla 2.2 Clases térmicas en motores eléctricos de inducción	16
Tabla 2.3 Clasificación de los motores de inducción. Norma CEI 60034-12.....	18
Tabla 2.4 Clasificación de los motores de inducción. Norma NEMA MG-1	18
Tabla 3.1 Tensiones de medida de aislamiento recomendadas	32
Tabla 3.2 Estado del aislamiento según el valor de la resistencia de aislamiento	32
Tabla 4.1 Resultados de las pruebas a los vehículos.	39
Tabla 4.2 Rendimiento deportivo del corredor	42
Tabla 4.3 Posibles clasificaciones de datos	57
Tabla 4.4 Matriz de confusión en una clasificación multiclase.....	58
Tabla 5.1 Metodología Cross Validation Leave-one-out.....	70
Tabla 6.1 Resumen resultados Algoritmos teoría mecánica vibraciones.....	77
Tabla 6.2 Resumen resultados Algoritmos por variadores teoría mecánica vibraciones.	80
Tabla 6.3 Resumen resultados Algoritmos por cargas teoría mecánica vibraciones	81
Tabla 6.4 Resumen resultados Algoritmos todo junto teoría mecánica vibraciones.....	82
Tabla 6.5 Comparativa de la teoría de vibraciones mecánicas y el análisis Big Data, todos los casos por separado.....	84
Tabla 6.6 Comparativa de la teoría de vibraciones mecánicas y el análisis Big Data, por variadores	85
Tabla 6.7 Comparativa de la teoría de vibraciones mecánicas y el análisis Big Data, por cargas.....	85
Tabla 6.8 Comparativa de la teoría de vibraciones mecánicas y el análisis Big Data, todo junto	85

Tabla 6.9 Ecuaciones frecuencias teoría desequilibrios electromagnéticos. Casos por separado	87
Tabla 6.10 Ecuaciones frecuencias teoría desequilibrios electromagnéticos. Datos por variadores	88
Tabla 6.11 Ecuaciones frecuencias teoría desequilibrios electromagnéticos. Datos por cargas.....	88
Tabla 6.12 Ecuaciones frecuencias teoría desequilibrios electromagnéticos. Todos casos juntos	88
Tabla 6.13 Resumen resultados Algoritmos teoría de los desequilibrios electromagnéticos	93
Tabla 6.14 Resumen resultados Algoritmos por variadores teoría desequilibrios electromagnéticos.....	96
Tabla 6.15 Resumen resultados Algoritmos por cargas teoría desequilibrios electromagnéticos.....	97
Tabla 6.16 Resumen resultados Algoritmos todo junto teoría desequilibrios electromagnéticos.....	98
Tabla 6.17 Validación teoría desequilibrios electromagnéticos. Casos por separado	99
Tabla 6.18 Validación teoría desequilibrios electromagnéticos. Por variadores	100
Tabla 6.19 Validación teoría desequilibrios electromagnéticos. Por cargas	100
Tabla 6.20 Validación teoría desequilibrios electromagnéticos. Todo junto	100
Tabla A1.1 Características del Motor ensayado	A1.2
Tabla A1.2 Características del Variador PowerFlex 40 de Allen-Bradley	A1.3
Tabla A1.3 Características del Variador WEG	A1.4
Tabla A1.4 Características del freno de polvo magnético Lucas- Nülle	A1.5
Tabla A1.5 Características de la unidad de control Lucas- Nülle	A1.5

ÍNDICE DE GRÁFICOS

Gráfico 3.1 Fallos comunes en el motor de inducción	20
Gráfico 3.2 Condiciones observadas cuando se produce un fallo en el aislamiento de las bobinas del estator.	21
Gráfico 4.1 Regresión lineal de las pruebas a los vehículos.	39
Gráfico 4.2 Representación regresión lineal y polinómica.....	42
Gráfico 4.3 Representación regresión polinómica con diferentes grados.....	43
Gráfico 4.4 Sobreajuste, bajo ajuste y ajuste correcto	45
Gráfico 4.5 Función sigmoidea	47
Gráfico 4.6 Datos a clasificar	49
Gráfico 4.7 Frontera de decisión	51

CAPÍTULO 1

INTRODUCCIÓN Y OBJETIVOS

En los últimos años, gracias al gran avance en la informática y de los sistemas de almacenamiento de datos, está teniendo lugar la transformación digital llamada revolución industrial 4.0. La adquisición de datos es cada más simple gracias al trabajo colaborativo entre los sistemas, introduciendo los datos que se recogen en la nube, dando lugar al concepto de internet de las cosas. Con este sistema ya no es necesario el almacenamiento de datos en sistemas físicos. Además, al estar los datos en la nube se puede acceder a ellos desde cualquier parte del mundo, haciendo su transferencia mucho más rápida.

Toda esta revolución provoca que las empresas se tengan que actualizar constantemente para poder estar a la vanguardia de los sistemas que les pueden hacer el líder en su sector. Tanta competitividad es positiva para el avance de la tecnología y la creación de nuevos proyectos.

El motor de inducción es uno de los equipos que está presente en prácticamente todos los sistemas que necesiten generar movimiento como son las cintas transportadoras, las bombas hidráulicas, los compresores, los agitadores, etc.

A principios del siglo XX el motor de inducción no era un equipo tan importante debido a su dificultad a la hora de regular la su velocidad. Con lo que el motor eléctrico más utilizado era un motor de corriente continua.

A finales del siglo XX con el desarrollo de la electrónica de potencia y los variadores de velocidad, se aumentó el uso del motor de inducción, debido, a que su gran inconveniente, el control de velocidad, ya no era un problema. A partir de ese momento el motor de inducción se situaba en mejor posición que el motor de corriente continua ya que su mantenimiento era más simple y los sistemas fallaban menos.

Actualmente, la mayor parte de los motores eléctricos en la industria son de inducción, estando los motores de corriente continua en constante sustitución por los motores de inducción.

El motor de inducción, aunque es muy fiable, necesita de un mantenimiento adecuado para su buen funcionamiento y alargar su vida útil. Las técnicas de mantenimiento más habituales hasta ahora han sido las de mantenimiento preventivo, realizando la sustitución de componentes cada número de horas prefijadas. Esta técnica de mantenimiento hace que no se aproveche totalmente la vida útil de los componentes del motor de inducción, aumentando los costes de mantenimiento y disminuyendo los beneficios de la empresa.

La solución que se va a aplicar es la del mantenimiento predictivo, que consiste en predecir cuál es el momento exacto en que se debe sustituir los componentes del motor de inducción. Con esta filosofía de mantenimiento, se reducirán los costes al mínimo, la empresa aumentará sus beneficios, pudiendo invertir más dinero en hacer que nuestra empresa sea más competitiva.

Para realizar el mantenimiento predictivo se va a analizar la corriente de alimentación al motor. Cuando existe un desequilibrio en el motor, este genera vibraciones y por lo tanto el campo magnético inducido no será perfecto, generándose armónicos en la corriente de alimentación al motor. La manera de realizar el diagnóstico del estado del motor será mediante la aplicación de técnicas de generación de algoritmos denominadas Machine Learning.

El Machine Learning es la ciencia que se encarga de dar a las máquinas la capacidad de aprender de la experiencia, en este caso datos de situaciones pasadas, tal y como lo hacen los humanos. El Machine Learning es la parte de la Inteligencia Artificial que se encarga de realizar los algoritmos de aprendizaje y su evaluación.

En nuestro caso se va a analizar el estado de los rodamientos del motor de inducción, ya que es el elemento del motor que más falla. Este método de análisis tiene la particularidad de que se realiza con el motor en funcionamiento, lo que hace que no se pare la producción, y desde un punto alejado del motor lo que supone que el operario no se adentre en zonas peligrosas. Por lo tanto, es un método rápido, fiable y seguro.

Todo el análisis se realizará con el software informático comercial Matlab R2015a, software que permite programar las técnicas de Machine Learning utilizadas, que son la regresión logística con regularización LASSO, las redes neuronales y los support vector machine (SVM). Además, aprovechando la herramienta para la realización de interfaces gráficas GUIDE del propio software Matlab R2015a, se va a realizar un programa que permita al operario realizar análisis del estado de los rodamientos del motor de inducción de la manera más sencilla posible.

Por lo tanto, el objetivo de este Trabajo Fin de Máster es el de utilizar las tecnologías más modernas para dar solución al problema de realizar un mantenimiento competitivo y eficaz al motor de inducción, favoreciendo la transferencia de datos para la gestión efectiva del personal de mantenimiento con el fin de hacer más competitiva nuestra empresa. Esto se realizará mediante la determinación de cuáles son las mejores técnicas de Machine Learning para tal uso, creando una teoría de desequilibrios electromagnéticos que nos dará robustez, rapidez y flexibilidad a nuestro sistema de diagnóstico de los rodamientos del motor de inducción.

A continuación, se va a presentar la estructura de la memoria por capítulos:

1.1. ESTRUCTURA DE LA MEMORIA POR CAPÍTULOS

- ❖ En el capítulo 1, se ha realizado una introducción a la problemática del problema

- ❖ En el capítulo 2, se va a explicar el principio de funcionamiento del motor de inducción, los componentes principales y los aspectos de funcionamiento más importantes de los motores de inducción.

- ❖ En el capítulo 3, se van a introducir las técnicas de mantenimiento más importantes de los motores de inducción, comenzando desde las más simples y acabando por las más modernas.

- ❖ En el capítulo 4, se van a explicar las técnicas de Machine Learning utilizadas en este Trabajo Fin de Master, así como los métodos de evaluación de algoritmos generados.

- ❖ En el capítulo 5, se va a comentar como se realiza la preparación de los datos para luego poder procesarles de una manera eficiente.

- ❖ En el capítulo 6, se van a mostrar los resultados obtenidos del procesado de datos a través de tres teorías diferentes, la teoría del análisis de vibraciones mecánicas, el análisis Big Data de todo el espectro de frecuencia, y la creada teoría de desequilibrios electromagnéticos. Además, se va a comentar los pros y contras del uso de cada una de estas teorías.

- ❖ En el capítulo 7, se va a proponer un software para la integración del trabajo realizado a la industria y comentar los beneficios de la integración de estas técnicas en la industria.

- ❖ En el capítulo 8, se exponen las conclusiones obtenidas en la realización de este Trabajo Fin de Máster.

CAPÍTULO 2

EL MOTOR DE INDUCCIÓN Y SU IMPORTANCIA EN LA INDUSTRIA.

Desde la primera revolución industrial, la energía eléctrica se convirtió en un medio energético muy interesante. Las grandes ventajas de la energía eléctrica son, la gran facilidad para su transporte a grandes distancias y su rendimiento en el transporte, la facilidad de convertirla a otro tipo de energías con bajas pérdidas energéticas, su conversión a diferentes tipos de energía eléctrica, la flexibilidad en su generación mediante diferentes métodos, fuente de energía acústicamente limpia.

Es por ello que era necesario inventar un sistema que fuese capaz de convertir la energía eléctrica generada en centrales eléctricas y transportada mediante una red eléctrica en movimiento mecánico. La máquina destinada a tal uso se denominó motor eléctrico.

Fue a mediados del siglo XIX cuando Pixii inventó la primera dinamo basándose en los descubrimientos del electromagnetismo, Oersted, e inducción magnética, Faraday. Fue Gramme el que en 1867 inventó y comercializó la dinamo de uso industrial, que constaba de colector de delgas tal y como se conoce al actual diseño de dinamos.

La dinamo es una máquina eléctrica capaz de generar corriente continua, tipo de corriente de mayor uso generalizado en ese momento.

A finales del siglo XIX, el italiano Ferraris y el estadounidense Tesla diseñaron cada uno por separado motores eléctricos que se alimentaban con corriente alterna. El funcionamiento del motor eléctrico de corriente alterna se basaba en el principio de los campos magnéticos giratorios. Fue Dobrowolsky el inventor del motor de inducción de jaula de ardilla, ampliamente utilizado en la actualidad [2].

A principios del siglo XX, el motor eléctrico más utilizado era el motor de corriente continua, eso se debía a su ventaja fundamental, la facilidad en la regulación de par y la velocidad. Aunque el motor de corriente continua presenta un gran inconveniente que es el desgaste por conmutación mecánica que se presenta en el colector de delgas, lo que hace que su mantenimiento sea elevado.

En la última mitad del siglo XX, con el desarrollo de la electrónica de potencia, fue cuando la gran desventaja del motor de corriente alterna, el control de velocidad, ya no era un problema, ya que equipos como el variador de velocidad, eran capaces de alimentarse de la red y convertir ese tipo de corriente alterna a 50 Hz a una frecuencia cualquiera, provocando que el motor girase a la velocidad deseada. Es, por tanto, a partir de finales del siglo XX cuando el motor de inducción fue sustituyendo al motor de corriente continua en la industria. La gran ventaja del motor de inducción es la gran fiabilidad, su robustez y su bajo mantenimiento.

Actualmente, la gran mayoría de los motores eléctricos en la industria son de corriente alterna de jaula de ardilla, sustituyendo a los motores de corriente continua en todas las aplicaciones.

Las políticas actuales están favoreciendo a los sistemas de mayor rendimiento, menor coste y mayor robustez. El motor de inducción es ideal, ya que su diseño es simple, muy robusto y sus rendimientos son elevados e incluso cuando funciona en la etapa de frenado, se puede recuperar parte de la energía mediante la aplicación de un frenado regenerativo.

2.1 PRINCIPIO DE FUNCIONAMIENTO DEL MOTOR DEL INDUCCIÓN

El funcionamiento del motor de inducción se basa en el principio de campos magnéticos giratorios. Si se sitúan tres bobinas situadas de manera equidistante alrededor del rotor de jaula de ardilla y se alimentan las bobinas con una tensión alterna trifásica equilibrada, es decir, desfasadas las tensiones un tercio de vuelta entre sí, se genera un campo magnético giratorio, con una frecuencia de giro de igual valor que la tensión alterna de alimentación, 50 o 60 hercios dependiendo del país.

La amplitud del campo magnético giratorio generado por la tensión de alimentación alterna trifásica en el estator, tiene un valor de tres medias partes el campo magnético generado por una de las fases del sistema trifásico [2].

De acuerdo a la ley de Faraday, la fuerza electromotriz (tensión) inducida en el rotor dependerá de la variación del campo magnético en el tiempo y del número de espiras que consta cada bobinado. Su expresión matemática será la siguiente (2.1):

$$e = -N \frac{d\phi}{dt} \quad (2.1)$$

Debido a la tensión inducida en el rotor, circularán unas corrientes por las barras de la jaula de ardilla, que, combinado con el campo magnético generado, se generará un par de fuerzas de acuerdo con la ley de Lenz (2.2):

$$F = \int i(dI \times B) = i(L \times B) \quad (2.2)$$

Una parte importante en el funcionamiento del motor es la velocidad de sincronismo o velocidad de giro del rotor imaginando que este girase a la misma velocidad que el campo magnético generado en el estator, es decir en sincronismo. La velocidad de sincronismo se determina mediante la siguiente expresión (2.3):

$$n_s = \frac{60f_1}{p} \quad (2.3)$$

donde:

n_s es la velocidad de sincronismo.

f_1 es la frecuencia de la corriente de alimentación.

p es el número de pares de polos del motor.

Otro parámetro fundamental en el funcionamiento de motor de inducción es el deslizamiento o tanto por uno de desviación entre la velocidad de giro del rotor y la velocidad de sincronismo. El deslizamiento se determina mediante la siguiente expresión (2.4):

$$s = \frac{n_s - n}{n} \quad (2.4)$$

donde:

n_s es la velocidad de sincronismo.

n es la velocidad de giro del rotor.

El deslizamiento es fundamental para saber cuáles son las corrientes que circularan por el rotor, a mayor deslizamiento, mayores son las corrientes que circulan por el rotor, mayores serán las pérdidas en el cobre, mayor será el calor producido y mayor será la necesidad de ventilación del motor.

2.2 TIPOS DE MOTORES DE INDUCCIÓN

El motor de inducción más utilizado debido a su simplicidad, robustez, bajo mantenimiento, volumen reducido, menor peso y bajo coste es el motor de inducción de jaula de ardilla. Este tipo de motor consta de un estator donde se sitúan las bobinas, un rotor con forma de jaula de ardilla, una carcasa, un bornero, un eje, dos rodamientos y la placa de características. En la figura 2.1 se puede observar el motor de inducción de jaula de ardilla:

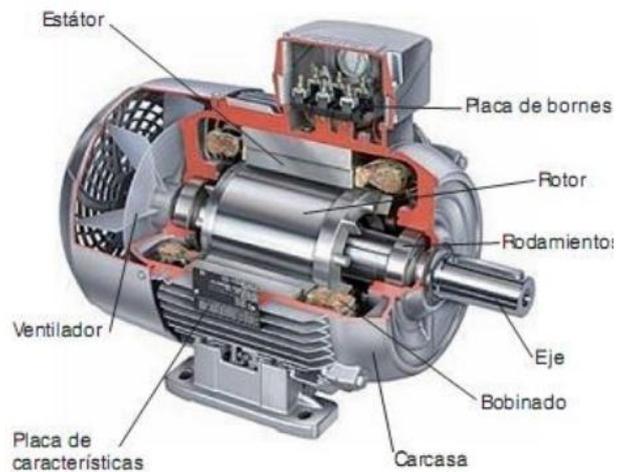


Figura 2.1 Motor de inducción de jaula de ardilla. [21]

Otros tipos de motores de inducción menos usados actualmente pero que se utilizaron en el pasado son [2]:

- Motor de rotor bobinado o anillos rozantes: los anillos servían para limitar las corrientes durante el arranque y mejorar el par de arranque. Actualmente, esa función se realiza mediante un variador de frecuencia.
- Motor de doble jaula de ardilla: la jaula externa tiene la función de limitar la corriente en el arranque mediante unas barras de alta resistencia y baja reactancia. La jaula interna se utiliza en el funcionamiento con el motor ya arrancado, funcionamiento normal. La jaula externa se caracteriza por utilizar un material de baja resistencia y alta reactancia.
- Motor de inducción monofásico: motor ampliamente utilizado para pequeñas potencias en aplicaciones domésticas.

El bobinado imbricado consiste en bobinar buscando que el final de una bobina retroceda para encontrar el principio de la siguiente. Este tipo de bobinado se utiliza cuando la corriente que circula por el bobinado es elevada.

El bobinado ondulado consiste en bobinar de forma que la bobina siempre avanza hacia delante. La bobina salta de polo en polo hasta rellenar todas las ranuras. Para entenderlo mejor, mostramos la figura 2.3:

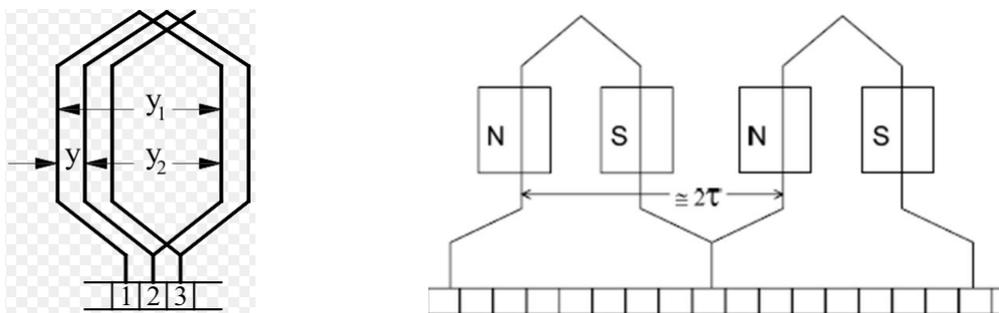


Figura 2.3 Bobinado imbricado y ondulado respectivamente. [5]

2.3.2 ROTOR

El rotor está formado por un conjunto de chapas apiladas de acero magnético. Las chapas forman un cilindro ranurado por la parte externa donde irán situadas las barras de la jaula. Las barras serán unidas por unos anillos en los dos extremos del cilindro para ponerlas en cortocircuito.

La forma de las ranuras varía dependiendo del arranque del motor y la carga nominal, la tensión de alimentación y rango de par motor de la máquina.

En cuanto a los materiales utilizados, actualmente se suelen fabricar las jaulas de aluminio fundido inyectado a presión, de cobre fundido inyectado a presión, de barras de cobre prefabricadas y de barras de aluminio prefabricadas. Los métodos más extendidos son la inyección de aluminio a presión, y las barras de cobre prefabricadas.

2.3.3 BORNERO

El bornero o caja de bornes es un lugar donde se realizan las conexiones del motor. Los extremos iniciales denominados U_1 , V_1 , W_1 son los que se conectan a la alimentación. Los extremos finales denominados U_2 , V_2 , W_2 se utilizan para conectar el motor en estrella o triángulo, dependiendo de la red a la que conectemos el motor y de sus especificaciones.

Las conexiones estrella o triángulo se realizan de la siguiente manera:

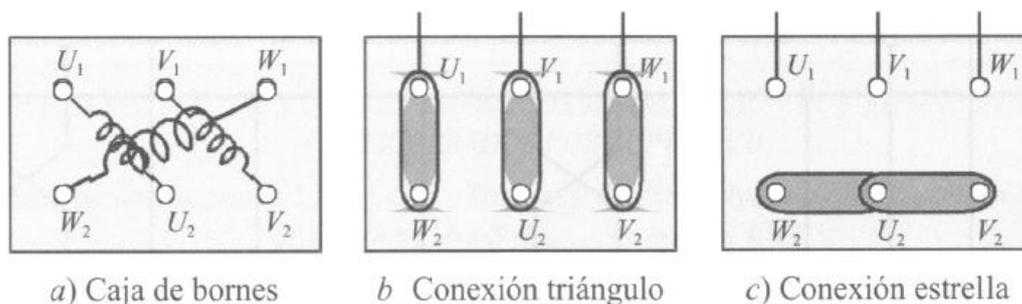


Figura 2.4 Conexiones motor de inducción. [5]

2.3.4 CARCASA

La carcasa suele estar construida en aluminio, acero o fundición de hierro, dependiendo del fabricante.

La carcasa es el elemento que recubre el estator para darle un cierto grado de protección frente al contacto de objetos y de elementos líquidos. El grado de protección se especifica mediante un código alfanumérico, IP XY (IEC 60529).

IP = International Protection

X= Nivel de protección contra ingreso de objetos sólidos.

Y = nivel de protección frente a la penetración de líquidos.

En la siguiente tabla se especifica cada grado de protección concreto:

nivel	X= nivel de protección contra ingreso de objetos sólidos	Y = nivel de protección frente a la penetración de líquidos.
0	Sin protección	Sin protección
1	≥ 50 mm diámetro	Goteo de agua
2	≥ 12.5 mm diámetro	Goteo de agua
3	≥ 2.5 mm diámetro	Agua nebulizada
4	≥ 1 mm diámetro	Chorros de agua
5	Protección contra polvo	Chorro de agua
6	Protección contra polvo fino	Chorros muy potentes de agua
7		Inmersión completa temporal
8		Inmersión completa continuada

Tabla 2.1 Grados de protección IP [14]

2.3.5 RODAMIENTOS

El rodamiento es el elemento de unión entre el estator y el rotor. Sus funciones son:

- Sujetar y fijar el rotor.
- Mantener una holgura entre estator y rotor pequeña y constante.
- Transferir las cargas del eje del rotor al bastidor del motor.
- Minimizar la fricción y por lo tanto ahorrar energía.

2.4 ASPECTOS DE FUNCIONAMIENTO PARA LA SELECCIÓN DE UN MOTOR DE INDUCCIÓN

Para la selección de un tipo de motor de inducción se debe tener diferentes aspectos en cuenta, esto es importante ya que un motor puede no tener buenas características para una aplicación concreta, pero ser idóneo para otro tipo de funcionamiento. Es por ello que se hace necesario primeramente determinar la función que debe desempeñar el motor de inducción y posteriormente observar las siguientes características para su selección:

2.4.1 POTENCIA DEL MOTOR

Es muy importante seleccionar un motor con una potencia adecuada y similar al elemento que debe mover. Una potencia superior de la carga a mover, hace que el motor funcione sobrecargado, aumentando la corriente consumida y por lo tanto aumentando su temperatura en el bobinado. El aumento en la corriente provocará que actúen las protecciones (guardamotor) dejando al motor fuera de servicio. En el peor de los casos, si las protecciones no han sido bien diseñadas, se podría quemar el aislamiento del bobinado dejando a las bobinas del motor en cortocircuito. La única solución posible para arreglar el motor sería volver a bobinar el estator del motor.

2.4.2 PAR DEL MOTOR

La curva de par del motor se debe adecuar a la curva de par resistente de la carga. Siendo la curva de par del motor superior que la de la carga para así poder trabajar en un punto de diseño tal que el rendimiento del motor sea lo mejor posible. Una mala selección del par motor provocará malos funcionamientos del motor, incluso llegando al no arranque del motor por falta de fuerza.

2.4.3 CLASE DE SERVICIO

La clase de servicio es el tipo de funcionamiento al que va a estar sometido el motor, arranque, frenadas, duración de los periodos transitorios y de los periodos de funcionamiento continuo. Las clases de servicio se obtienen a 40°C y una altitud de 1000 metros sobre el nivel del mar o menor. Existen diez clases de servicio [1]:

S1 (servicio continuo): servicio con carga constante llegando hasta el equilibrio térmico.

S2 (servicio temporal): servicio con carga constante durante un tiempo inferior al necesario para alcanzar el equilibrio térmico, seguido de un tiempo de refrigeración suficientemente largo como para que la temperatura del motor sea igual a la del fluido de refrigeración.

S3 (servicio intermitente periódico): sucesión de ciclos de funcionamiento formados por arranques, funcionamiento continuo, frenada y reposo. Seguido de S3 se especificará la relación entre el tiempo de funcionamiento y tiempo total del ciclo (factor de marcha), expresado en tanto por ciento.

S4 (servicio intermitente periódico con arranque): el servicio es similar al S3 salvo la duración del arranque que es superior. Seguido de S4 se especificará el factor de marcha, el momento de inercia del motor y de la carga.

S5 (servicio intermitente periódico con frenado eléctrico): servicio similar al S4 incrementando el tiempo de frenada. Se especificarán los mismos datos que en el servicio S4.

S6 (servicio intermitente periódico con carga intermitente): sucesión de ciclos de trabajo iguales. El ciclo de trabajo tendrá un periodo con carga constante y un periodo de trabajo en vacío, sin existencia de un periodo de reposo. Se denomina mediante las siglas S6 seguido del factor de marcha.

S7 (servicio ininterrumpido con frenado eléctrico): servicio idéntico a S6 añadiendo un periodo de arranque y un periodo de frenado eléctrico. Se denomina mediante las siglas S7 seguido de los momentos de inercia del motor y de la carga.

S8 (servicio ininterrumpido con cambios de carga y de velocidad relacionados): sucesión de ciclos idénticos, cada uno de los cuales comprende un periodo con carga

constante y una velocidad de giro determinada, seguido de periodos con otras cargas o velocidades de giro distintas, sin intervalos de reposo. Se denomina con las siglas S8 seguido de por los momentos de inercia del motor y de la carga, la velocidad y el factor de marcha para cada condición de velocidad.

S9 (variaciones no periódicas de carga y velocidad): funcionamiento en el cual la carga y la velocidad tienen una duración no periódica. Esta clase de servicio incluye frecuentes sobrecargas.

S10 (servicio con cargas constantes y diferentes): consiste en un funcionamiento con cuatro valores máximos de carga, cada uno se mantienen hasta que el motor alcance el equilibrio térmico. Se denomina con las siglas S10 seguido de las magnitudes de las cargas y sus duraciones. Además, se especifica en valor por unidad la vida térmica esperada del sistema de aislamiento del motor de inducción.

2.4.4 AISLAMIENTO DEL BOBINADO

El aislamiento del bobinado eléctrico del motor de inducción es el elemento más débil del motor. Es por ello que la vida del aislamiento va a determinar la vida útil del motor. En la tabla 2.2 mostramos los límites o clases térmicas de los motores que serían muy convenientes no sobrepasar si queremos que la vida útil del motor no disminuya considerablemente.

Letra (Clase)	Temperatura máxima
Y	90°C
A	105°C
E	120°C
B	130°C
F	155°C
H	180°C
C	>180°C

Tabla 2.2 Clases térmicas en motores eléctricos de inducción [1]

2.4.5 DISPOSICIÓN Y MONTAJE

A la hora de comprar el motor eléctrico de inducción es muy importante tener en cuenta la disposición de montaje en la que va a trabajar. Existe una clasificación normalizada en función de la disposición de montaje del motor, la norma CEI 60034-7

Las siglas IM significan International Mounting.

La letra B significa montaje horizontal, mientras que la letra V significa montaje vertical.

Los siguientes números hacen referencia al tipo de construcción, bridas, patas, etc.

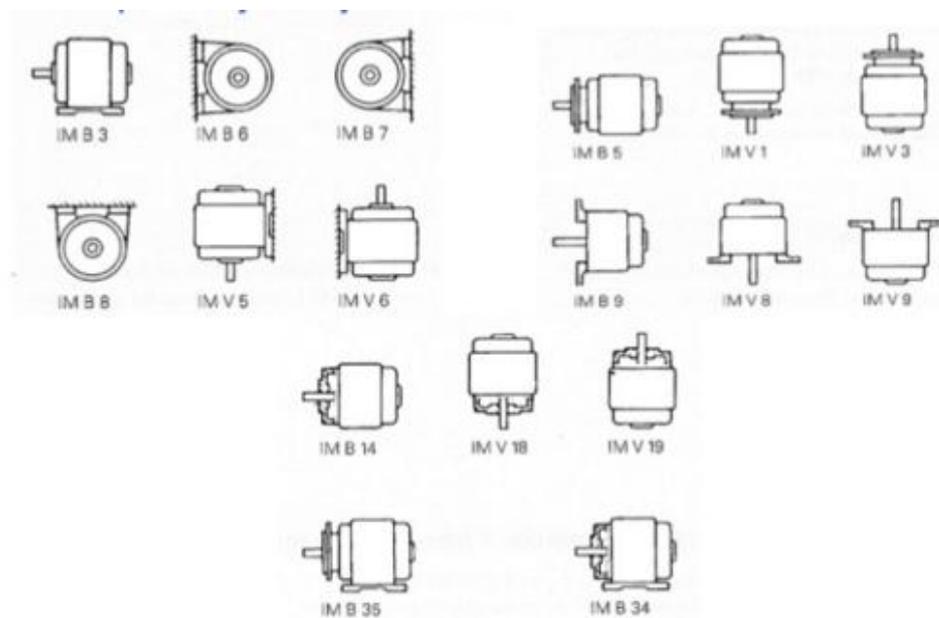


Figura 2.5 Disposición de montaje del motor de inducción [12]

2.4.6 TIPOS DE MOTORES DE INDUCCIÓN

La norma CEI 60034-12 establece la clasificación de los motores eléctricos de inducción en jaula de ardilla de acuerdo con las características de par y corriente consumida en función de su velocidad:

Categoría N	Par de arranque y corriente de arranque normal, con bajo deslizamiento. Se utilizan en cargas como bombas y ventiladores.
Categoría H	Par de arranque alto, corriente de arranque normal, bajo deslizamiento. Se utilizan asociadas a cargas con grandes inercias como son las cintas trasportadoras y molinos.
Categoría D	Par de arranque alto, corriente de arranque normal y deslizamiento mayor del 5%.

Tabla 2.3 Clasificación de los motores de inducción. Norma CEI 60034-12 [13]

La norma NEMA (National Electrical Manufacturers Association) MG-1 realiza su propia clasificación de los motores eléctricos de inducción en jaula de ardilla.

Clase A	Par y corriente de arranque elevados. Buena regulación de velocidad. Par máximo alto y factor de potencia elevado. Elevada aceleración.
Clase B	Par de arranque alto pero menor corriente de arranque que los motores de clase A. Par máximo y factor de potencia menores a los motores de clase A. La mayoría de los motores comerciales pertenecen a esta clase.
Clase C	Alto par de arranque. Corriente de arranque inferior a los motores de clase B. Mala regulación.
Clase D	Potencias en régimen de funcionamiento bajas. Altas inercias. Diseñados para arranque pesados. Son considerados motores especiales.

Tabla 2.4 Clasificación de los motores de inducción. Norma NEMA MG-1 [15]

CAPÍTULO 3

TÉCNICAS DE MANTENIMIENTO EN EL MOTOR DE INDUCCIÓN

El motor de inducción es una máquina cuya mayor ventaja es su simpleza y robustez. Es por ello, que actualmente su uso está muy generalizado en la industria. Con lo cual, es necesario analizar cuáles son sus puntos débiles que puedan provocar que el motor de inducción se averíe y deje una parte del proceso fuera de servicio, con las consecuentes pérdidas económicas en la producción.

Los fallos más comunes son una avería en los rodamientos con un 42% de los fallos ocurridos. Los fallos en los rodamientos se deben principalmente al desgaste del mismo o a un diseño inadecuado para la aplicación donde se utiliza el motor, lo que hace que la vida útil de rodamiento disminuya. Otro tipo de fallo que ocurre en el motor de inducción es el fallo en el bobinado del estator con un 37% de los fallos ocurridos. El principal fallo en el bobinado se debe al trabajo del motor en sobrecarga durante un tiempo prolongado sin que actúen las protecciones, que hace que se libere más calor del que el motor es capaz de evacuar. El aislamiento se deteriora, disminuyendo sus propiedades aislantes, dejando al motor en cortocircuito, quemándose el bobinado.

Un 10% de los fallos se deben a excentricidad, normalmente provocada por un mal alineamiento del eje del motor con el eje de la carga a mover. El fallo por excentricidad a la larga provoca una disminución de la vida útil de los rodamientos.

En el gráfico 3.1 se puede observar los fallos más comunes en el motor de inducción:

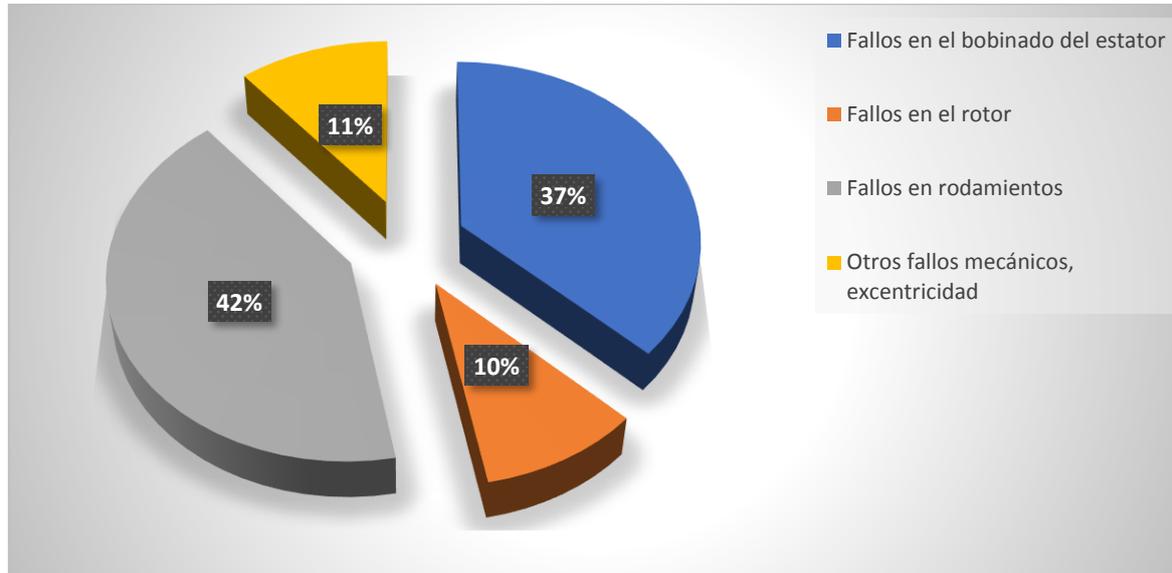


Gráfico 3.1 Fallos comunes en el motor de inducción [8]

A continuación, se va a comentar más en profundidad dos fallos más comunes en el motor de inducción:

3.1. FALLOS EN EL AISLAMIENTO DE LAS BOBINAS DEL ESTATOR

El aislamiento de las bobinas del estator es el elemento más débil del motor de inducción. La clase de aislamiento determina el valor máximo de temperatura que es capaz de soportar el aislamiento. Según la ley de Montsinger, si superamos en 10°C la temperatura máxima que aguanta el aislamiento del motor de forma continuada, la vida útil de este motor se disminuirá a la mitad. La temperatura puede aumentar en el caso de que la carga a mover sea demasiado elevada, a la falta de una de las fases o temperatura ambiental demasiado elevada.

Otra causa de fallo en el aislamiento de las bobinas es el diferente coeficiente de dilatación entre el material conductor de las bobinas, cobre, y el material aislante. El diferente coeficiente de dilatación, provoca deslizamiento entre las capas aislantes, incluso llegando a la rotura de la capa aislante.

Un exceso de tensión en la bobina también puede provocar un envejecimiento de aislamiento, disminuyendo su vida útil.

De manera resumida en el gráfico 3.2 se puede observar las causas más comunes que producen un fallo de aislamiento en las bobinas del estator:

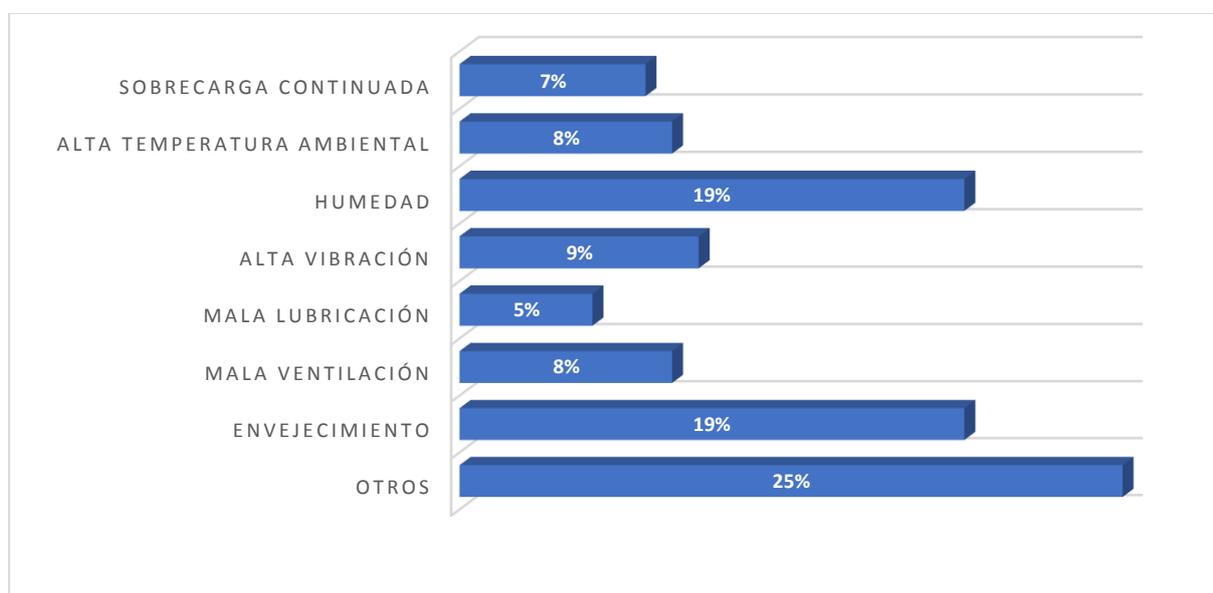


Gráfico 3.2 Condiciones observadas cuando se produce un fallo en el aislamiento de las bobinas del estator (IEEE, 85).

La consecuencia final de un fallo en el aislamiento de las bobinas del estator es la quemadura de las bobinas, como se puede observar en la figura 3.1:



Figura 3.1 Bobinas de motor de inducción quemadas [Elaboración propia]

3.2. FALLOS EN RODAMIENTOS

Los rodamientos son los elementos que unen el eje con el bastidor del motor, sufriendo el desgaste en lugar del eje. Los rodamientos son el elemento del motor de inducción que más se avería. La vida útil del rodamiento se da en ciclos de funcionamiento, es decir, el número de vueltas que es capaz de rodar sin averiarse. Estos valores se dan en percentiles. Es por ello, que la vida útil del rodamiento no es un valor exacto, siendo sustituidos los rodamientos en momentos no adecuados, ya que algunos de ellos se sustituyen antes de tiempo estando el rodamiento todavía servible.

El problema inverso es cuando no se sustituye el rodamiento a tiempo y hace que ese motor se tenga que parar, siendo catastrófico para la producción. Es importante realizar un mantenimiento predictivo bastante preciso en el rodamiento del motor de inducción para determinar exactamente el momento exacto de sustitución del mismo. Este tipo de mantenimiento será tratado en los capítulos posteriores. La alta precisión en el momento de la sustitución del rodamiento será necesaria para la gestión correcta del mantenimiento en la planta, la disminución de costes y la disminución hasta ser nula del tiempo de parada imprevista de la línea de producción.

En este apartado se va a tratar los tipos de fallos que puede sufrir un rodamiento, dejando para capítulos sucesivos el método de mantenimiento predictivo en los rodamientos.

Primeramente, es necesario conocer los componentes de un rodamiento, estos se pueden observar en la figura 3.2:

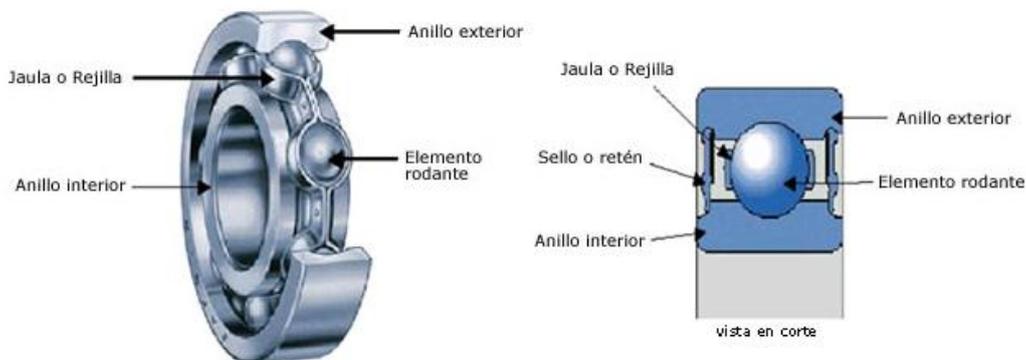


Figura 3.2 Componentes de un rodamiento [19]

Los elementos rodantes están formados generalmente por bolas, rodillos o agujas. Su función es disminuir la fricción entre el anillo interior y el anillo exterior. Se fabrican en aceros duros con alta resistencia a la fatiga y al desgaste. Su dureza aproximada es de entre 500-700 Brinell.

La jaula es el elemento encargado de mantener los elementos de rodadura separados y guiados. Las jaulas se fabrican en aceros más blandos, poliamida, resina fenólica, latón o bronce.

Los anillos o pistas, interior y exterior, proporcionan una superficie adecuada para el rodamiento de las bolas. También son los encargados de ajustar el rodamiento al eje y al bastidor del motor.

Las causas más comunes que provocan averías en los rodamientos son las siguientes [1]:

- Montaje deficiente.
- Carga excesiva.
- Lubricación inadecuada.
- Contaminación externa.
- Tamaño erróneo.
- Exposición a vibraciones cuando el motor está parado.
- Paso de la corriente eléctrica.

Un montaje deficiente de un rodamiento al igual que un tamaño inadecuado del rodamiento da lugar a unas amplias holguras no deseadas, aumentando las vibraciones en el rodamiento y finalmente desembocando en un fallo por fatiga del material. En la figura 3.3 podemos observar la rotura del anillo interior de un rodamiento axial de rodillos esféricos debido a la repetición de una carga de impacto.



Figura 3.3 Rotura pista interior rodamiento por fatiga [17]

El exceso de carga para la que está diseñado el rodamiento también provoca el fallo prematuro en los rodamientos. El rodamiento está diseñado para soportar una carga máxima, si se excede puede dar lugar a descamaciones, rayado, agrietamiento y rotura del rodamiento. En la figura 3.4 podemos observar la descamación de un rodamiento de rodillos esféricos debido a una carga axial excesiva.



Figura 3.4 Descamación en un rodamiento [17]

Otra de las causas que provocan el fallo en un rodamiento es la circulación de corrientes eléctricas a través del rodamiento. Cuando la corriente eléctrica pasa a través de un rodamiento, se produce un arco eléctrico y la fusión de la fina capa de aceite en los puntos de contacto entre la pista de rodadura y los elementos rodantes. Los puntos de contacto se funden localmente formando estrías y pliegues en forma de surco que se pueden ver a simple vista. La ampliación de estos surcos revela depresiones crateriformes que indican la fusión por arco eléctrico. En la figura 3.5 se puede observar los surcos en forma de rayas uniformes que se generan en la pista de rodadura debido al paso de una corriente eléctrica.



Figura 3.5 Rayado de la pista de un rodamiento debido al paso de corriente [17]

3.3. FALLOS POR EXCENTRICIDAD

El fallo por excentricidad ocurre cuando la amplitud del entrehierro no es uniforme. El aire es un material con elevada resistencia al paso del campo magnético. Cuando el entrehierro no es uniforme, tenemos dos zonas, una de máxima reluctancia y otra de mínima reluctancia. La fuerza de atracción es máxima en la zona de menor entrehierro, menor reluctancia, y mínima en la zona de mayor reluctancia, mayor entrehierro. Este desequilibrio entre las fuerzas generadas puede dar lugar a un doblamiento del eje y en el caso más extremo, un posible roce entre el eje y el estator [1].

Las causas más comunes que dan lugar a este tipo de fallo son:

- Tolerancias de fabricación.
- Montaje o acoplamiento del eje a la máquina accionada incorrecto (desalineamiento).
- Resonancia mecánica a velocidad crítica.
- Campo magnético desequilibrado.
- Existencia de gradientes térmicos.
- Fallos en los rodamientos.

Los tipos de excentricidad son los siguientes:

- Excentricidad estática: se produce cuando el desequilibrio en el entrehierro se mantiene constante en el espacio. Sus causas más comunes son una sujeción incorrecta, un deterioro del rodamiento, la deformación de la carcasa o la falta de redondez del estator.
- Excentricidad dinámica: se produce cuando la distancia mínima del entrehierro no se mantiene constante en el espacio y tiempo. Las causas pueden ser la falta de redondez del rotor, deformación del eje, desalineamiento, desgaste de los rodamientos, resonancias mecánicas a velocidades críticas.
- Excentricidad mixta: se produce cuando existe una combinación entre la excentricidad estática y la excentricidad dinámica.

En la figura 3.6 se puede observar los tipos de excentricidad.

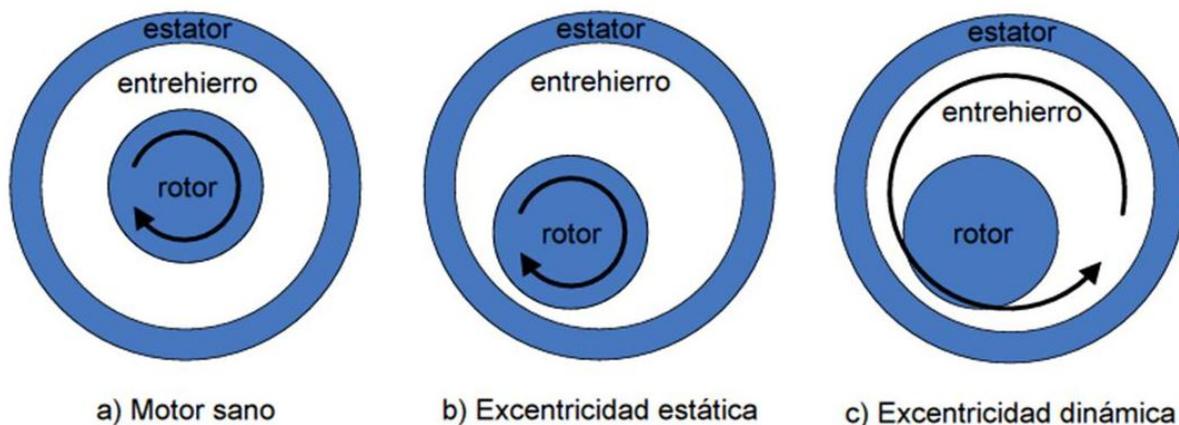


Figura 3.6 Tipos de excentricidad [22]

3.4. TÉCNICAS DE MANTENIMIENTO.

Para realizar una buena gestión del mantenimiento es necesario conocer las técnicas generales que se emplean. En este caso se adaptarán al mantenimiento de motores de inducción, aunque su uso se emplea en la gestión del mantenimiento de todos los elementos.

Primeramente, es necesario definir los objetivos de todo mantenimiento [8]:

- Crear una base de datos de todos los componentes de las máquinas utilizadas para la fabricación del producto.
- Conocer el comportamiento de todos los componentes de las máquinas utilizadas para la fabricación del producto durante su vida útil.
- Elaborar productos de alta calidad a bajo costo.
- Mejorar la satisfacción del cliente con respecto al producto comprado y a los tiempos de espera para la adquisición del producto.
- Reducir los riesgos en accidentes laborales ocasionados por el mal estado de las máquinas o sus componentes.
- Disminución de los costos provocados por paradas del proceso de producción cuando se presentan reparaciones imprevistas.

- Detención de fallos producidos por el desgaste de piezas permitiendo una adecuada programación en el cambio o reparación de las mismas.
- Evitar averías mayores en las máquinas.

3.4.1. MANTENIMIENTO CORRECTIVO

El mantenimiento correctivo es una técnica basada en la reparación de una anomalía cuando ésta se ha presentado. Es una técnica sencilla de implantar ya que no requiere ningún tipo de planificación previa. A la hora de llevar a cabo un mantenimiento correctivo se puede reparar la avería inmediatamente después de que ésta aparezca o esperar hasta disponer de un técnico adecuado para realizar la reparación. El mantenimiento correctivo se suele realizar cuando la reparación es rápida y el valor de la avería bajo.

Las ventajas de realizar un mantenimiento correctivo son [1]:

- Facilidad de implementación.
- No es necesario programar ni prever actividades.
- No genera gastos fijos.

Los inconvenientes de realizar un mantenimiento correctivo son [1]:

- Momento de aparición de la avería impredecible.
- Paradas en el proceso de producción generando grandes costes.
- Acortamiento de la vida útil de los componentes.
- Posible origen de una avería grande.
- Aumento de los riesgos laborales.
- Posesión de grandes stocks de material.

Aplicado al motor de inducción, el mantenimiento correctivo usual sería:

- Sustitución de rodamientos cuando estos se rompan y paren el motor.
- Rebobinado de las bobinas cuando estas se hayan quemado, se da en motores de grandes potencias.
- Sustitución de un motor por otro, se suele dar en motores de pequeñas potencias.

3.4.2. MANTENIMIENTO PREVENTIVO

El mantenimiento preventivo es aquel en el cual se realiza periódicamente la sustitución de componentes de los equipos basándose en el estudio del comportamiento de cada componente. Esta técnica se centra en la duración de la vida útil de cada componente en el tiempo, sin que importe las causas que provocan el fallo [1].

Uno de los problemas del mantenimiento preventivo ocurre cuando sustituimos algún componente en buen estado por precaución cuando su vida útil todavía está lejos de su finalización. Se estima que el 90% de las sustituciones de componentes se realizan de forma prematura. El coste económico se podría disminuir si se comprobara el estado de cada componente antes de su sustitución [8].

A continuación, se comentarán las ventajas e inconvenientes que conlleva realizar un mantenimiento preventivo.

Las ventajas de realizar un mantenimiento preventivo son [1]:

- Incremento de la vida útil y del rendimiento de las instalaciones.
- Se reduce el número de averías y tiempos muertos.
- Mejora la optimización de los recursos.
- Reduce los stocks de material de mantenimiento.
- Menor costo en las reparaciones.
- Mayor seguridad laboral.
- Creación de una base de datos.
- Ahorro de entorno al 60% del coste de manteniendo en comparación con el mantenimiento correctivo.

Los inconvenientes de realizar un mantenimiento preventivo son [1]:

- Sustitución de elementos anteriormente al fin de su vida útil.
- Necesidad de realización de una buena planificación.
- Requiere de la experiencia del personal para realizar la planificación.
- Genera gastos fijos.

Aplicado al motor de inducción las técnicas de mantenimiento preventivo más usuales son:

- Sustitución de rodamientos del motor en paradas programadas.
- Medida del aislamiento del bobinado cuando el motor esté fuera de servicio, es decir, en una parada programada.
- Limpieza de motores con el objetivo de que la ventilación no disminuya debido a la suciedad que haya podido haber entrado en el motor.

En cuanto a las técnicas más generalistas de mantenimiento preventivo se pueden destacar:

3.4.2.1. MANTENIMIENTO BASADO EN LA FIABILIDAD (RCM)

El mantenimiento basado en la fiabilidad consiste en un proceso sistemático de análisis para el desarrollo de unas bases técnicas de mantenimiento, que permitan la elaboración de un programa de mantenimiento preventivo. Fue desarrollada en la industria de la aviación en la década de los sesenta. Las ideas básicas en las que se fundamenta son las siguientes [10]:

- Mantener la funcionalidad del sistema.
- Distinguir los elementos críticos y no críticos.
- Actuar sobre los componentes críticos.
- Identificar las causas de los fallos.
- Estructurar la selección de las tareas.
- Implantación de sistemas de seguimiento y actuación.
- Controlar los procesos operativos de los equipos.

3.4.2.2. ANALISIS MODAL DE FALLOS Y EFECTOS (AMFE)

El análisis modal de fallos y efectos es una técnica utilizada para definir, identificar y eliminar fallos conocidos o potenciales causas de fallo, problemas errores, desde el diseño, proceso y operación de un sistema, antes de que el usuario pueda verse afectado [1].

Se fundamenta en la estimación de la probabilidad de que ocurra el fallo sobre el sistema de producción, su gravedad y su detectabilidad. Finalmente se obtiene un valor multiplicando la valoración de los tres factores comentados. Con ese valor se clasifican los tipos de fallos.

3.4.2.3. MANTENIMIENTO PRODUCTIVO TOTAL

El mantenimiento productivo total TPM (Total Productive Maintenance) es un conjunto de técnicas orientadas a eliminar las averías a través de la participación y motivación de todos los empleados. La idea fundamental es que la mejora y buena conservación de los activos productivos es una tarea de todos, desde los directivos hasta los ayudantes de los operarios [10]. Para ello, el TPM se propone cuatro objetivos:

- Maximizar la eficacia del equipo.
- Desarrollar un sistema de mantenimiento productivo para toda la vida útil del equipo que se inicie en el mismo momento de diseño de la máquina (diseño libre de mantenimiento) y que incluirá a lo largo de toda su vida acciones de mantenimiento preventivo sistematizado y mejora de la mantenibilidad mediante reparaciones o modificaciones.
- Implicar a todos los departamentos que planifican, diseñan, utilizan o mantienen los equipos.
- Implicar activamente a todos los empleados, desde la alta dirección hasta los operarios, incluyendo mantenimiento autónomo de empleados y actividades en pequeños grupos.

3.4.3. MANTENIMIENTO PREDICTIVO

A partir de la década de los 70 las técnicas de mantenimiento necesitan aumentar la seguridad en el proceso productivo y disminuir los costes asociados al mantenimiento. Debido a que realizando un mantenimiento preventivo el 90% de los componentes se sustituyen antes de finalizar su vida útil, las nuevas técnicas deben ser capaces de determinar el momento exacto en el que un componente debe ser sustituido por otro

nuevo. Con este método se puede determinar al detalle en momento en el que un componente debe ser sustituido [8].

Las ventajas de realizar un mantenimiento predictivo son:

- Elimina paradas y desmontajes innecesarios.
- Aprovecha la vida útil completa de los componentes.
- Mejora de la calidad del producto fabricado.
- Se aumenta la disponibilidad del personal de mantenimiento.
- Disminución de los stocks de piezas de recambio.
- Se limitan prácticamente en su totalidad las penalizaciones por retrasos en las entregas.
- Mejora la planificación.
- Aumenta la fiabilidad del proceso productivo.
- Generación de una base de datos para posibles estudios.
- Mejora del conocimiento sobre el funcionamiento de las máquinas y el sistema productivo.
- Las técnicas de monitorización pueden aplicarse de forma automática, pudiendo realizarse el control desde centros distanciados de la maquinaria.
- Aumenta la seguridad laboral.
- Reducción de los costes de mantenimiento a largo plazo.

Los inconvenientes de realizar un mantenimiento predictivo son:

- Mayor formación del personal de mantenimiento, ya que necesitan conocer las técnicas de inspección e interpretación de resultados.
- Mayor inversión inicial para la compra de equipos de medida.
- Posible aburrimiento de los operarios.

Algunas de las técnicas usadas en mantenimiento predictivo de motores de inducción son:

3.4.3.1. MEDIDA DEL AISLAMIENTO DEL BOBINADO DEL ESTATOR

La técnica de medir la resistencia de aislamiento se realiza con el motor fuera de funcionamiento. El ensayo comienza con la aplicación de tensión continua, tal como se indica en la tabla 3.1. La tensión no debe ser demasiado elevada, si no dañará el aislamiento. El resultado de la medición depende de la humedad y la temperatura, por ello el ensayo se debe realizar a 20°C.

ITC-BT-19		
Tensión nominal de la instalación	Tensión de ensayo en corriente continua (v)	Resistencia de aislamiento (M Ω)
Muy baja tensión de seguridad (MBTS) Muy baja tensión de protección (MBTP)	250	$\geq 0,25$
Inferior o igual a 500v, excepto el caso anterior	500	$\geq 0,5$
Superior a 500 v	1000	$\geq 1,0$
Nota: Para instalaciones a MBTS y MBTP, véase ITC-BT-36		

Tabla 3.1 Tensiones de medida de aislamiento recomendadas [ITC-BT-19]

Como valores adaptados a los motores de inducción decidir si un aislamiento está en buen estado o no, podemos tomar la tabla 3.2 como referencia.

Resistencia (MΩ)	Estado aislamiento
< 2	Mal
2 - 5	Crítico
5 - 10	Anormal
10 - 50	Bueno
50 - 100	Muy bueno
> 100	Excelente

Tabla 3.2 Estado del aislamiento según el valor de la resistencia de aislamiento [1]

Una medida baja de resistencia de aislamiento puede ser síntoma de:

- Cracks o fisuras en el aislamiento.
- Presencia de burbujas o huecos de aire.
- Absorción de humedad.
- Delaminación del aislamiento.
- Resina no curada correctamente después de una operación de mantenimiento.
- Contaminación superficial.

3.4.3.2. ANÁLISIS DE VIBRACIONES MECÁNICAS

Todo elemento mecánico que está en movimiento, puede generar vibraciones. Las vibraciones son síntoma de un funcionamiento incorrecto del elemento que vibra y por lo tanto requiere mantenimiento.

Para determinar qué tipo de avería está ocurriendo, se analiza el espectro en frecuencias. A determinadas frecuencias que generan los armónicos de vibraciones, se puede medir la amplitud del armónico y determinar si existe alguna avería en el motor.

Las amplitudes de los armónicos dependen de la frecuencia a las que se den. Para los rodamientos del motor de inducción las frecuencias que se deben analizar son:

$$f_{rod} = |f_1 \pm n f_v| \quad (3.1)$$

Donde:

- f_1 es la frecuencia de alimentación de las corrientes del motor.
- f_v son las frecuencias características de la vibración (BPFI, BPFO, FTF, BSF)

BPFI (Ball passing frequency inner race): frecuencia de deterioro de la pista interior. Físicamente es el número de bolas o rodillos que pasan por un punto de la pista interior cada vez que el eje realiza un giro completo.

$$BPFI = \frac{N_b}{2} \left[1 + \frac{B_d}{P_d} \cos(\alpha) \right] f_r \quad (3.2)$$

BPFO (Ball passing frequency outer race): frecuencia de deterioro de la pista exterior. Físicamente es el número de bolas o rodillos que pasan por un punto de la pista exterior cada vez que el eje realiza un giro completo.

$$BPFO = \frac{N_b}{2} \left[1 - \frac{B_d}{P_d} \cos(\alpha) \right] f_r \quad (3.3)$$

BSF (Ball spin frequency): frecuencia de deterioro de los elementos rodantes. Físicamente es el número de giros que realiza una bola del rodamiento cada vez que el eje realiza un giro completo.

$$BSF = \frac{P_d}{2B_d} \left[1 - \left(\frac{B_d}{P_d} \cos(\alpha) \right)^2 \right] f_r \quad (3.4)$$

FTF (Fundamental train frequency): frecuencia fundamental de tren o deterioro de la jaula. Físicamente es el número de giros que realiza la jaula del rodamiento cada vez que el eje realiza un giro completo.

$$FTF = \frac{1}{2} \left[1 - \frac{B_d}{P_d} \cos(\alpha) \right] f_r \quad (3.5)$$

Donde:

- f_r es la frecuencia de rotación del eje.
- N_b es el número de bolas o rodillos.
- B_d es diámetro de la bola o rodillo.
- P_d es el diámetro de la circunferencia imaginaria que pasa por los centros de los elementos rodantes.
- α es el ángulo de contacto.

Normalmente el fabricante del rodamiento suele proporcionar las frecuencias de fallo para cada tipo de fallo. A veces, no tenemos datos suficientes para determinar las frecuencias características de fallo en los rodamientos. En esta situación podemos utilizar las siguientes aproximaciones:

$$\text{➤ } BPFI \approx 0.6 \times N_b \times f_r \quad (3.6)$$

$$\text{➤ } BPFO \approx 0.4 \times N_b \times f_r \quad (3.7)$$

$$\text{➤ } FTF \approx 0.4 \times f_r \quad (3.8)$$

3.4.3.3. ANÁLISIS ESPECTRAL DE LA CORRIENTE DEL ESTATOR

El método del análisis espectral de la corriente del estator se basa en que cuando existe un funcionamiento asimétrico del motor debido a una avería, la corriente absorbida por el motor no es uniforme.

Cuando existe un fallo en un rodamiento de un motor de inducción, la distancia del entrehierro del motor no es uniforme, lo que provoca un campo magnético desequilibrado. Debido a que el campo magnético está desequilibrado, la corriente de alimentación al motor también estará desequilibrada, generando diferentes armónicos. Analizando la amplitud de los diferentes armónicos se puede determinar el estado del rodamiento en cada instante.

Este método presenta grandes ventajas debido a que:

- Se aplica con el motor en funcionamiento.
- Alta fiabilidad en el diagnóstico
- La captación de la corriente de alimentación al motor se puede realizar desde el subcuadro que alimenta al motor.
- El riesgo de accidente para el operario es muy bajo ya que no se debe acercarse al motor.
- Se puede monitorizar el estado del rodamiento en cada instante.
- Mejora la transferencia de datos
- Mejora en la gestión del mantenimiento.

Este método combinado con la inteligencia artificial es lo que se usará en el capítulo 5 de este trabajo fin de master para realizar un mantenimiento a los rodamientos del motor de inducción, adaptado a las exigencias actuales de las empresas inmersas en la revolución industrial 4.0.

CAPÍTULO 4

INTELIGENCIA ARTIFICIAL, MACHINE LEARNING

La aparición del término Inteligencia artificial data de los años 40 cuando Alan Turing se preguntó si las máquinas serían capaces de pensar como los humanos. La inteligencia artificial es la ciencia que se encarga de dotar a las máquinas la capacidad de pensar y tomar decisiones tal y como lo harían los humanos.

En los últimos años, ha surgido un gran repunte de la inteligencia artificial gracias a la capacidad de conseguir datos, de su almacenamiento de manera económica y de su procesamiento mediante sistemas cada vez más rápidos. Es por ello que los tres factores que han provocado que la inteligencia artificial esté ahora en nuestras vidas y que su crecimiento sea exponencial son [11]:

- Facilidad en la construcción de enormes bases de datos, Big Data.
- El desarrollo de la computación.
- Mejora en los algoritmos de aprendizaje.

En estos últimos años, con el diseño de nuevos algoritmos, ha surgido el Machine Learning o Aprendizaje Automático. El Machine Learning es la ciencia que mediante algoritmos estadísticos da a las máquinas la capacidad de aprender de la experiencia. Actualmente

con la posibilidad de interconectar sistemas en la nube, internet of things, se puede almacenar mayor cantidad de datos, mejorar la capacidad de computación y que las máquinas trabajen de manera colaborativa las unas con las otras compartiendo el aprendizaje adquirido en el pasado.

La tipología de los algoritmos que se utilizan en Machine Learning se puede clasificar en dos grandes grupos, aprendizaje supervisado y aprendizaje no supervisado. El aprendizaje supervisado consiste en la predicción de patrones a través de datos recogidos en el pasado en los cuales se conocen las circunstancias y la solución de esos problemas. En el aprendizaje no supervisado se conoce las circunstancias de nuestro problema, pero no se conoce la solución previa, es por ello que los algoritmos de aprendizaje no supervisado más comunes consistan en el agrupamiento.

La inteligencia artificial y el Machine Learning ya están infiltrados en todas las áreas donde exista gran presencia de datos a analizar, desde la biomedicina, la economía, la industria y el análisis del comportamiento humano, detectando comportamientos inusuales en las personas e incluso pudiendo intuir lo que las personas piensan. Unos ejemplos son los diagnósticos médicos, detención de fraude en el uso de tarjetas de crédito, análisis de mercados, clasificación de secuencias de ADN, análisis de imágenes, análisis de escritura, reconocimiento de voz. Como se puede observar la inteligencia artificial utiliza para el beneficio de las personas, evitando accidentes, detectando cánceres en un estado primario para poder llegar a curarlo entre otras aplicaciones.

A continuación, se van a explicar los algoritmos más comunes de Machine Learning, así como algún método más moderno que se utilizará para el análisis de datos en este Trabajo Final de Master

4.1 REGRESIÓN LINEAL

La regresión lineal es una técnica estadística que se utiliza para pronosticar el valor de una salida a partir de unos datos de entrada. La regresión lineal es la más simple de las técnicas de machine learning, la cual consiste en aproximar mediante la técnica de los mínimos cuadrados los valores de los ensayos realizados anteriormente.

Para explicar cómo se realiza la regresión lineal utilizaremos un ejemplo sencillo en dos dimensiones [8]. Supongamos que queremos predecir cuál será la velocidad máxima que podrá alcanzar un vehículo dependiendo de la potencia de dicho vehículo. Anteriormente hemos probado vehículos de la misma marca con diferentes potencias y sus resultados han sido los obtenidos en la tabla 4.1. Los valores de la tabla 4.1 serán lo que llamaremos datos de entrenamiento. También podemos observar que el número de ensayos realizados (m) son diez y que el número de características (n) o número de datos de entrada es uno (potencia del coche ensayado). La salida en este ejemplo es la velocidad máxima alcanzada.

Potencia (CV)	velocidad máxima (km/h)
65	160
80	171
90	175
95	182
105	188
115	190
120	195
140	202
170	217
210	240

Tabla 4.1 Resultados de las pruebas a los vehículos.

Para observar cómo se comportan los datos, lo que hacemos es realizar su representación gráfica.

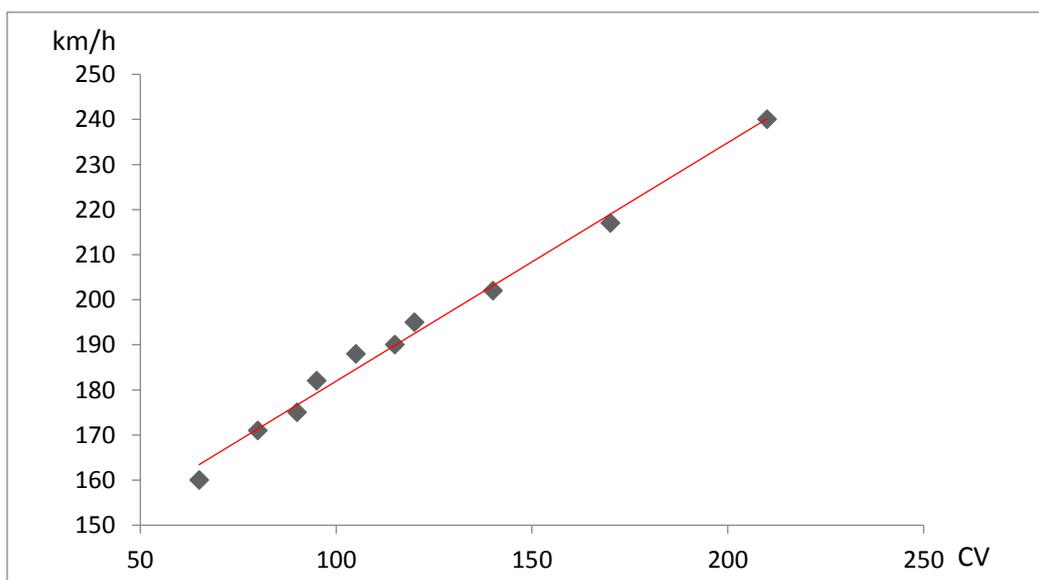


Gráfico 4.1 Regresión lineal de las pruebas a los vehículos.

La función que aproxima los datos se llama función hipótesis y en este caso concreto de regresión lineal se expresa de la siguiente forma:

$$h_{\theta}(x_1) = \theta_0 + \theta_1 x_1 \quad (4.1)$$

La variable x_1 representa la entrada, en nuestro caso la potencia del coche. Los parámetros θ_0 y θ_1 son característicos de la función hipótesis. Estos parámetros los vamos a determinar mediante el método de los mínimos cuadrados.

Para determinar los parámetros theta, debemos explicar lo que es la función de coste. La función de coste proporciona el error cometido en la aproximación entre el valor real y el valor predicho, con lo que determina lo buena que es la aproximación realizada. Cuanto mayor sea el valor de la función de coste, peor será la aproximación realizada. La gran ventaja de la función de costes es que es convexa, lo cual siempre obtendremos el mínimo absoluto. En este ejemplo concreto la expresión de la función de coste es:

$$J(\theta_0, \theta_1) = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m (h_{\theta}(x_i) - y_i)^2 \quad (4.2)$$

Donde:

- m es el número de datos de entrenamiento, en este ejemplo, $m=10$.
- $h_{\theta}(x_i)$ es la salida de cada ensayo i que predice nuestra función hipótesis.
- y_i es la salida exacta de cada ensayo i .

El objetivo es minimizar la función de coste en función de los parámetros theta, así las predicciones de nuestros ensayos serán lo más próximas a los valores reales.

- Objetivo $\rightarrow \min J(\theta_0, \theta_1)$

Una vez minimizada la función de coste, ya hemos hallado los valores theta de la función hipótesis. Estamos en disposición de realizar tantas predicciones como necesitemos. El método se denomina de los mínimos cuadrados porque se minimizan las distancias cuadráticas entre los valores predichos por la función hipótesis y los valores reales de las salidas.

En el ejemplo de la predicción de la velocidad máxima que puede alcanzar un coche en función de su potencia, los parámetros theta obtenidos son:

- $\theta_0 = 129,04$
- $\theta_1 = 0,529$
- $h(\theta) = 129,04 + 0,529 x_1$

Ahora si quisiéramos predecir cuál sería la velocidad máxima que podría alcanzar un coche con una potencia de 150 CV, lo único que tendríamos que hacer es introducir $x_1 = 150$ en la función hipótesis y obtendríamos es resultado. $h(150) = 129.04 + 0.529 \times 150 = 208.39$ km/h.

La regresión lineal se utiliza también en la predicción de datos con varias variables de entrada. Para ello debemos generalizar las funciones anteriormente descritas.

La expresión generalizada de la función hipótesis cuando realizamos una regresión lineal es:

$$h_{\theta}(\vec{x}) = \theta_0 + \theta_1 x_1 + \theta_2 x_2 + \dots + \theta_n x_n \quad (4.3)$$

Donde el valor n es el número de características de entrada.

De forma vectorial la función hipótesis se expresa:

$$h_{\theta}(\vec{x}) = \vec{\theta}^T \vec{x} \quad (4.4)$$

La función de costes de forma generalizada sería:

$$J(\vec{\theta}) = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m (h_{\theta}(x_i) - y_i)^2 \quad (4.5)$$

Existe un método para obtener los valores de los parámetros theta de forma directa mediante una ecuación matricial, esta ecuación se llama ecuación normal. La expresión matemática de la ecuación normal es la siguiente:

$$\theta = (X^T X)^{-1} X^T y \quad (4.6)$$

4.2 REGRESIÓN POLINÓMICA

La misión de la regresión polinómica es la misma que la regresión lineal, es decir, predecir resultados a partir de ensayos realizados anteriormente. La diferencia con la regresión lineal es que la función hipótesis en la regresión polinómica es de un grado superior a uno.

Veamos el siguiente ejemplo en el que se quiere predecir el rendimiento deportivo de un deportista [8]. El deportista desea mejorar su ritmo de carrera y no sabe cuántos días de entrenamiento a la semana debe realizar. Para ello revisa los datos recogidos por su entrenador, tabla 4.2.

días entrenamiento	velocidad media carrera (km/h)
0	6
1	9,7
2	10,1
3	14
4	15
5	17
6	16,5
7	15

Tabla 4 2 Rendimiento deportivo del corredor

Para observar cómo se comportan los datos realizamos el gráfico 4.2. A su vez se representa gráficamente la regresión lineal y la regresión polinómica de grado 2 en el mismo gráfico 4.2. Se observa que la regresión lineal, línea roja, no es un modelo predictivo totalmente bueno, mientras que la regresión polinómica de grado 2, curva verde, se adapta mejor a los datos.

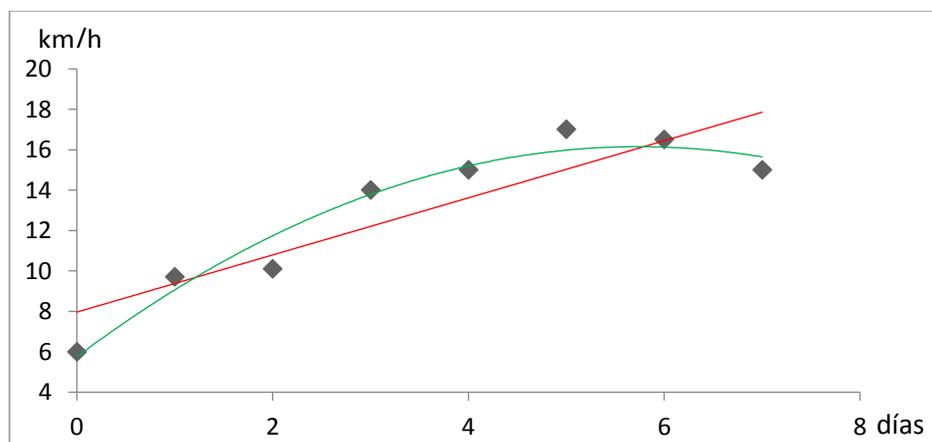


Gráfico 4.2 Representación regresión lineal y polinómica

La expresión de la función hipótesis en la regresión polinómica de grado dos en la siguiente:

$$h_{\theta}(x) = \theta_0 + \theta_1x + \theta_2x^2 \quad (4.7)$$

La función de costes a minimizar para hallar los valores de los parámetros theta de la función de costes es la misma que en el caso de la regresión lineal, ecuación (4.5).

El grado de la función hipótesis determina el grado de la regresión polinómica. Por lo tanto, la expresión general de la función hipótesis en una regresión polinómica es:

$$h_{\theta}(x) = \theta_0 + \theta_1x + \theta_2x^2 + \dots + \theta_kx^k \quad (4.8)$$

El valor k es el grado de la función hipótesis y por lo tanto el grado de la regresión polinómica.

Volviendo al ejemplo del corredor, en la gráfica 4.3 se representan regresiones polinómicas con diferente grado. La curva verde representa una regresión polinómica de grado 2, y la curva oscura representa una regresión polinómica de grado 6. Se observa que al aumentar el grado de la función hipótesis el error cometido entre la aproximación y el valor real disminuye, es decir, el coste es menor.

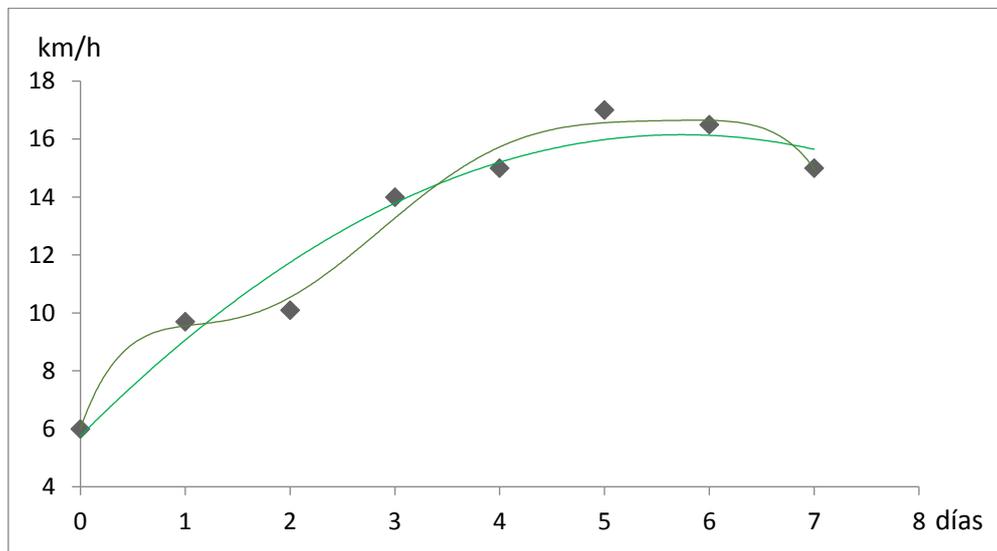


Gráfico 4.3 Representación regresión polinómica con diferentes grados

La obtención de los valores theta se realiza en ambos casos minimizando la función de costes $J(\theta)$. Para el ejemplo de la regresión polinómica de sexto grado los valores de los parámetros theta son:

- $\theta_0 = 6,021$
- $\theta_1 = 10,166$
- $\theta_2 = -11,385$
- $\theta_3 = 6,093$
- $\theta_4 = -1,507$
- $\theta_5 = 0,174$
- $\theta_6 = -0,0077$
- $h(\theta) = 6,021 + 10,166X_1 - 11,166X_2 + 6,093X_3 - 1,507X_4 + 0,174X_5 - 0,0077X_6$

Para un diseño de 3.5 días de entrenamiento, el ritmo de carrera de un corredor estándar aplicando la función hipótesis de predicción es 14.46 km/h

4.3 REGULARIZACIÓN

Antes de explicar en qué consiste la regularización se debe explicar un problema llamado sobreajuste. Como se ha visto en el apartado 4.2 donde se estudiaba la regresión polinómica, cuanto mayor es el grado de la función hipótesis menor es el valor de la función de coste, lo que quiere decir que mejor se ajusta la función hipótesis a los datos de entrenamiento. Esto no quiere decir que las predicciones futuras sean mejores, ya que puede que ocurra el problema del sobreajuste. Para explicar en qué consiste el sobreajuste vamos a hacerlo a través de un ejemplo. Observemos la gráfica 4.4 donde se tiene una serie de datos de entrenamiento y se quiere determinar la función hipótesis que mejor se ajusta al modelo a entrenar.

En morado se puede observar un modelo de regresión lineal donde la función hipótesis tiene la siguiente forma: $h_{\theta} = \theta_0 + \theta_1 x$, se observa que este modelo no realizará buenas previsiones. El problema que está ocurriendo se denomina bajo ajuste debido a que la función hipótesis es demasiado simple.

En verde se puede observar un modelo de regresión polinómica de grado 6 donde la función hipótesis tiene la forma:

$$h_{\theta} = \theta_0 + \theta_1 x + \theta_2 x^2 + \theta_3 x^3 + \theta_4 x^4 + \theta_5 x^5 + \theta_6 x^6$$

Se observa que se ajusta muy bien a los datos de entrenamiento pero que las predicciones no son muy buenas, la curva es demasiado ondulada. Por ejemplo, si quisiéramos predecir cuál será la salida cuando tenemos un valor de entrada 5.5 la función hipótesis predeciría un valor aproximado de 7.5. Como podemos ver no es un valor bueno.

Sin embargo, cuando se toma como función hipótesis una función polinómica de segundo grado, más simple que la de sexto grado, las predicciones serán mejores. En este caso la función hipótesis será $h_{\theta} = \theta_0 + \theta_1 x + \theta_2 x^2$ dibujada en color rojo. Los costes son algo superiores a los costes en la hipótesis de sexto grado, pero las predicciones son mejores.

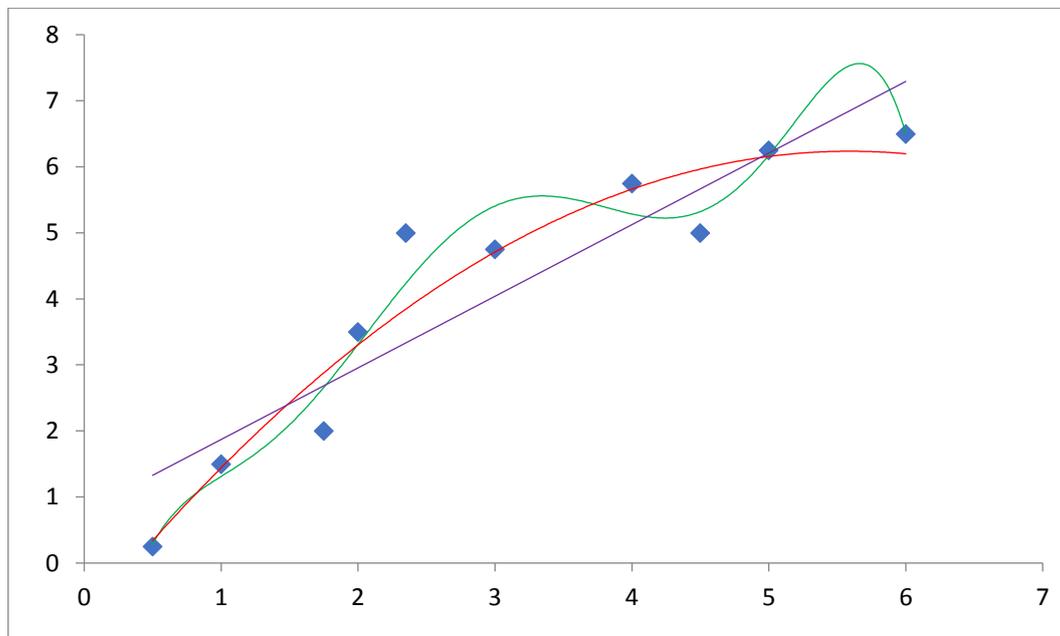


Gráfico 4.4 Sobreajuste, bajo ajuste y ajuste correcto

El problema de sobreajuste está ocurriendo en la función hipótesis de sexto grado. Para prevenir este efecto aplicamos algún método de regularización. Aplicando la regularización penalizamos los términos de mayor grado de la función hipótesis disminuyendo su importancia dentro de la predicción. Así las predicciones mejorarán. En este trabajo fin de master el método de regularización que se utilizará para la mejora en las predicciones en el tratamiento de datos será la regularización LASSO (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator). Este tipo de regularización actúa de la siguiente manera para la regresión polinómica:

$$J(\theta) = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m (h_{\theta}(x_i) - y_i)^2 + \lambda \sum_{j=1}^n |\theta_j| \quad (4.9)$$

Mediante la regularización LASSO, las características de entrada que no aporten un valor theta relevante no se tendrán en cuenta, es decir, su valor theta asociado será cero, realizándose una selección de las variables a analizar. A la hora de aplicar la regularización LASSO, hay que prestar especial atención, ya que se descartan características que no se sabe de antemano si son útiles o no.

4.4 REGRESIÓN LOGÍSTICA

La regresión logística es una técnica estadística utilizada para predecir el resultado de una variable categórica, la cual puede adoptar un número limitado de valores, en función de las variables predictoras o de entrada. La regresión logística es ampliamente utilizada en las ciencias médicas para predecir la probabilidad de que un paciente sufra una determinada enfermedad [8].

La regresión logística es un algoritmo de clasificación, a diferencia de la regresión lineal y polinómica, las salidas solo pueden tomar unos valores concretos. Por lo tanto, los resultados obtenidos se darán como la probabilidad de pertenecer a cada clase de clasificación. El ensayo se clasificará en la clase en la que tenga más probabilidad de pertenecer [8].

Las salidas de la función hipótesis en este caso deben estar en el intervalo [0 - 1] donde 0 significa que existe una probabilidad de pertenecer a esta clase del 0 % y 1 significa que existe una probabilidad de pertenecer a esta clase del 100 %. Por lo tanto, tenemos que transformar nuestra función hipótesis para que sus salidas únicamente puedan estar en el intervalo entre 0 y 1.

Para conseguirlo utilizaremos la función sigmoidea. La función sigmoidea es la siguiente:

$$g(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad (4.10)$$

Como se puede observar en la gráfica 4.5 para todos los valores posibles de entradas “z”, el valor de la salida está entre 0 y 1. Ahora tenemos que definir el umbral de decisión. En nuestro caso ese umbral será 0.5, es decir, para valores de la salida $g(z)$ menores a 0.5 el valor predicho será 0 o negativo, y para valores igual o superiores a 0.5 el valor predicho será 1 o positivo.

- Si $g(z) < 0.5 \rightarrow y = 0$
- Si $g(z) \geq 0.5 \rightarrow y = 1$

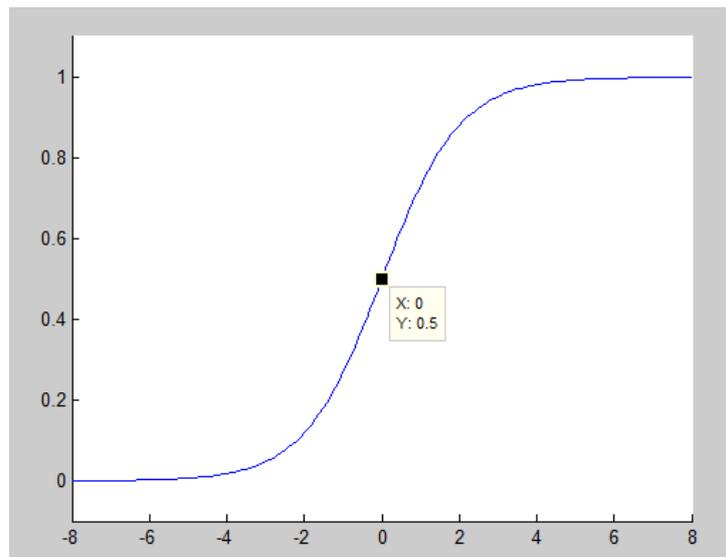


Gráfico 4.5 Función sigmoidea [elaboración propia]

El modelo de función estadística que se va a utilizar para predecir el estado del motor de inducción va a ser una combinación de la función hipótesis en la regresión lineal y la función sigmoidea. La combinación se denomina en la ciencia estadística como modelo lineal generalizado, donde la función sigmoidea es una de las posibles funciones de enlace utilizadas. Los modelos lineales generalizados se forman mediante dos elementos:

- Predictor lineal, en nuestro caso es: $z = \theta^T x$
- Función de enlace, en nuestro caso la función sigmoidea (4.10)

Combinando estos dos factores obtenemos la función hipótesis de la regresión logística es:

$$h_{\theta}(\vec{x}) = \frac{1}{1 + e^{-(\vec{\theta}^T \vec{x})}} \quad (4.11)$$

La función $h_{\theta}(x)$ nos va a estimar la probabilidad de que $y = 1$ cuando la entrada es x . Por ejemplo, si queremos predecir si el Real Valladolid de futbol sería capaz de subir a primera división y el resultado de la función hipótesis es 0.75, significa que el Real Valladolid tendría el 75 % de probabilidad de subir a primera división. En caso de que la solución de la función hipótesis sea 0.3, significaría que el Real Valladolid tendría el 30 % de probabilidad de subir a primera división.

Supongamos que no queremos saber la probabilidad de promocionar a primera división, sino que queremos saber únicamente si promociona o no. En el primer caso donde la solución de la función hipótesis es 0.75, mayor o igual a 0.5, la predicción será que el Real Valladolid sí promocionará a primera división. En el segundo caso donde la solución de la función hipótesis es 0.3, menor a 0.5, la predicción será que el Real Valladolid no promocionará a primera división [10].

Hasta ahora se ha hablado de la función sigmoidea o función logística y de cómo se ha obtenido la función hipótesis para nuestro modelo de regresión logística. Ahora se va a explicar cómo obtener los parámetros theta de la función hipótesis. Para obtener los parámetros theta lo que se debe realizar es minimizar la función de costes al igual que en los modelos anteriores, salvo que en la regresión logística al ser un modelo de clasificación la función de costes es diferente.

La expresión función de costes en el caso de la regresión logística varía si la comparamos con la regresión lineal o polinómica. Se debe a que en la regresión logística las salidas solo pueden tomar unos valores finitos mientras que en la regresión lineal y en la regresión polinómica los valores que puede tomar la salida son infinitos. La expresión de la función de costes cuando empleemos la técnica de modelado regresión logística es:

$$J(\theta) = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [y_i \log(h_{\theta}(x_i)) + (1 - y_i) \log(1 - h_{\theta}(x_i))] \quad (4.12)$$

Se observa que la expresión tiene dos términos, el primer término multiplicado por el factor y_i . El primer término quedará anulado cuando el ejemplo de entrenamiento sea negativo. El segundo término multiplicado por el factor $(1 - y_i)$. El segundo término quedará

anulado cuando el ejemplo de entrenamiento sea positivo. La función de coste es convexa por lo que nos asegura que siempre se encontrará un valor de los parámetros theta que la minimicen.

Para ver exactamente como trabaja la función sigmoidea a la hora de realizar una clasificación se va a explicar el siguiente ejemplo. Supongamos que tenemos los siguientes datos de entrenamiento [8]:

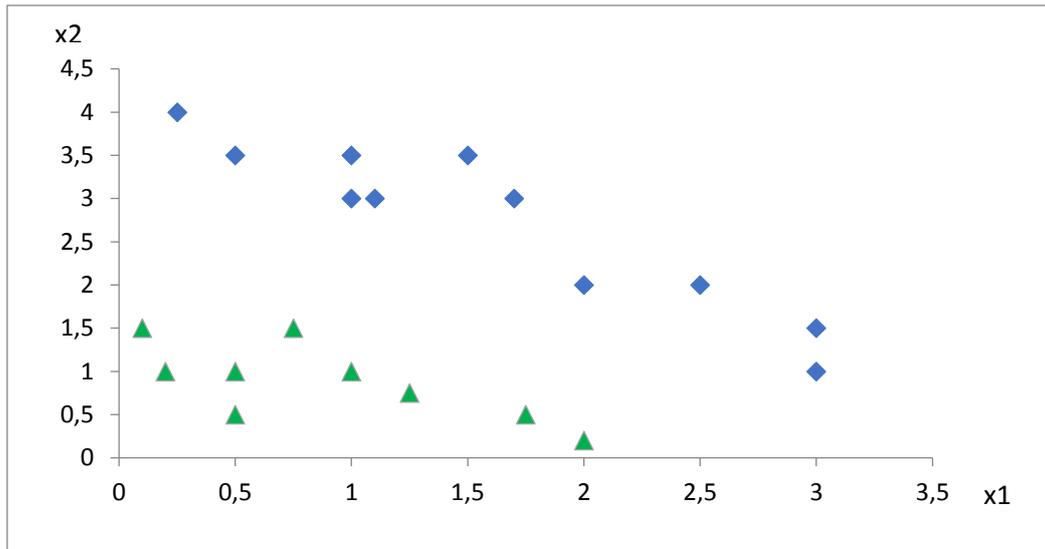


Gráfico 4.6 Datos a clasificar [8]

Los puntos romboides de color azul corresponden a los datos con una salida positiva ($y = 1$) y los puntos triangulares de color verde corresponden a datos con salida negativa ($y = 0$).

La función hipótesis que va a ser capaz de realizar la clasificación es la siguiente:

$$h_{\theta}(x) = g(\theta_0 + \theta_1 x_1 + \theta_2 x_2 + \dots + \theta_n x_n) \quad (4.13)$$

Siendo g la función sigmoidea. La ecuación (4.13) es la expresión general de la función hipótesis. En el ejemplo propuesto únicamente tenemos dos variables de entrada, x_1, x_2 . Por lo tanto, la función hipótesis es la siguiente:

$$h_{\theta}(x) = g(\theta_0 + \theta_1 x_1 + \theta_2 x_2) \quad (4.14)$$

Para obtener los valores de los parámetros theta, lo que se hace es minimizar la función de costes (4.12). En este ejemplo concreto los valores de los parámetros theta obtenidos son:

- $\theta_0 = -3$
- $\theta_1 = 1$
- $\theta_2 = 1$

Por lo tanto, el vector theta es: $\theta = \begin{bmatrix} -3 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}$

Sustituyendo los valores de los parámetros theta en la función hipótesis:

$$h_{\theta}(x) = g(-3 + x_1 + x_2)$$

Observando la gráfica (4.5), podemos deducir como trabaja el clasificador logístico:

$$\left. \begin{array}{l} \text{Si } -3 + x_1 + x_2 < 0 \rightarrow g(-3 + x_1 + x_2) < 0.5 \rightarrow y = 0 \\ \text{Si } -3 + x_1 + x_2 \geq 0 \rightarrow g(-3 + x_1 + x_2) \geq 0.5 \rightarrow y = 1 \end{array} \right\}$$

De forma general podemos deducir que si $\theta^T x$ es negativo, la predicción será negativa, es decir, $y = 0$. Mientras que si $\theta^T x$ es positivo, la predicción será positiva, es decir, $y = 1$.

La recta $\theta^T x$ es lo que se denomina frontera de decisión, en nuestro ejemplo la frontera de decisión es la recta $-3 + x_1 + x_2$. Se denomina así ya que es la frontera entre un valor que será clasificado como positivo y un valor clasificado como negativo. En la gráfica (4.7) se puede observar como la frontera de decisión, recta roja, se sitúa de forma correcta entre los dos grupos, positivo y negativo.

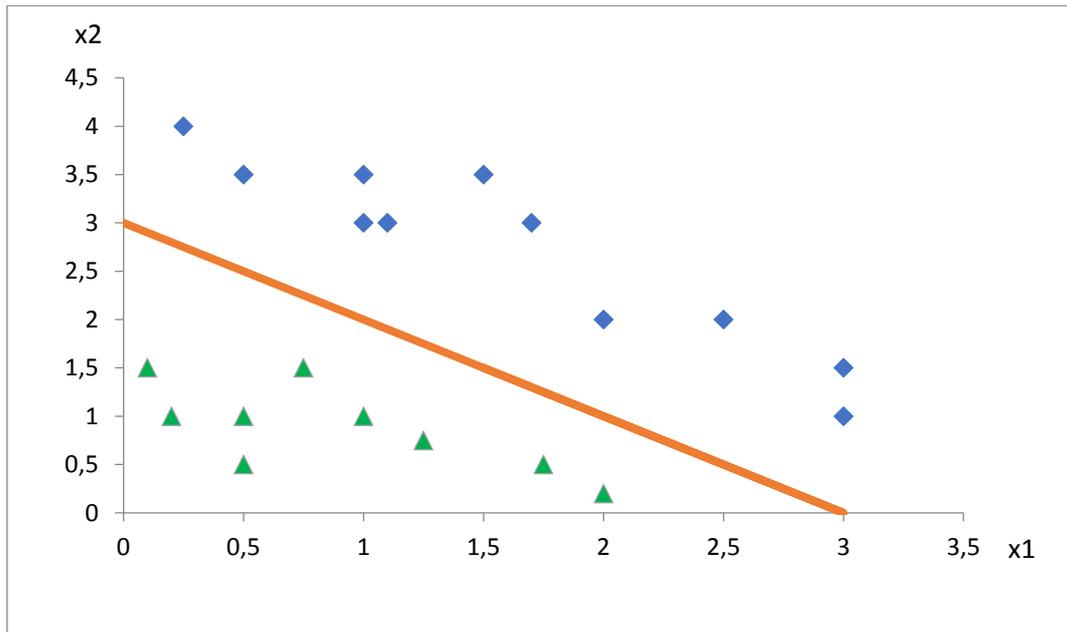


Gráfico 4.7 Frontera de decisión [8]

De forma analítica, supongamos de después de haber entrenado nuestros datos y de haber obtenido los valores de los parámetros theta, tenemos que clasificar el ejemplo en el cual las entradas son: $x_1 = 2$, $x_2 = 3$

La función hipótesis será: $h_{\theta}(x) = g(-3 + 2 + 3) = g(2)$

Aplicando la función sigmoidea:

$$h_{\theta}(x) = \frac{1}{1 + e^{-(\theta^T x)}} = \frac{1}{1 + e^{-2}} = 0.88$$

Lo que significa que el ejemplo a clasificar tiene el 88 % de probabilidad de ser positivo. Al tener una probabilidad igual o superior al 50%, la regresión logística le clasificará como positivo.

Quando se aplica regularización LASSO a la regresión logística, la función de costes a minimizar es la siguiente:

$$J(\theta) = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [y_i \log(h_{\theta}(x_i)) + (1 - y_i) \log(1 - h_{\theta}(x_i))] + \frac{\lambda}{2m} \sum_{j=1}^n |\theta_j| \quad (4.15)$$

Esta es la función de costes que se utilizará en los capítulos siguientes para clasificar el estado del rodamiento del motor de inducción y determinar las frecuencias armónicas más importantes.

4.5 CLASIFICACIÓN MULTICLASE

La clasificación multiclase hace referencia a la realización de una clasificación en varios grupos o estados, como se realizará en los siguientes capítulos, clasificando los rodamientos del motor de inducción en diferentes estados de gravedad de fallo. Un ejemplo donde se emplea la clasificación multiclase es en la realización de diagnósticos médicos. Un paciente puede estar sano, tener un simple resfriado o tener gripe. Vemos que la clasificación ya no es entre sano y enfermo, sino que se valora la gravedad del resfriado.

Para realizar la clasificación multiclase se aplicará la técnica uno contra todos. Esta técnica se basa en realizar tantas clasificaciones binarias como posibles estados de clasificación. La metodología que se emplea es:

- 1) Se selecciona un estado como caso positivo ($y = 1$) y se ponen los demás estados como negativos ($y = 0$).
- 2) Se halla la probabilidad que tiene el ejemplo a clasificar de pertenecer a la clase que hemos seleccionado positiva.
- 3) Se elige otra clase como positiva poniendo las demás como negativas, tal como se realizó en el paso 1.
- 4) Se halla la probabilidad que tiene el ejemplo a clasificar de pertenecer a la nueva clase positiva.
- 5) Se realizan los pasos 3 y 4 hasta que se determine la probabilidad de pertenecer a cada una de las posibles clases.
- 6) Finalmente se clasifica el ejemplo en la clase que mayor probabilidad tenga de pertenecer.

Con este método se tiene que hallar los parámetros theta minimizando la función de costes $J(\theta)$, ecuación (4.12), para cada una de las clases posibles. El método de entrenamiento se hace más lento ya que tenemos que repetir los pasos realizados en una clasificación binaria varias veces. El resultado de la función hipótesis para cada ejemplo es la probabilidad de pertenecer a cada clase. La suma de las probabilidades de un ejemplo de pertenecer a cada clase debe ser 100 %. En los siguientes capítulos se aplicará el método uno contra todos para realizar la clasificación multiclase entre otras técnicas.

4.6 REDES NEURONALES

La técnica de clasificación mediante redes neuronales intenta seguir el modelo de aprendizaje que ocurre en nuestro cerebro. En nuestro cerebro tenemos una gran cantidad de neuronas interconectadas entre sí. Cada neurona se comunica con las otras neuronas enviando impulsos eléctricos. Dependiendo de la intensidad del impulso y de la combinación de impulsos eléctricos que reciben las nuestras neuronas, se envía una u otra información. Por ejemplo, cuando nuestros ojos captan un objeto, dependiendo la forma, tamaño y color, se transmite una información a través de nuestras neuronas para que nuestro cerebro sea capaz de tomar la mejor decisión sobre ese objeto.

La técnica de redes neuronales fue ampliamente utilizada en inteligencia artificial en la década de los 80s y al principio de los 90s. A finales de los 90s esta técnica perdió interés dejando paso a otras técnicas. Actualmente la técnica de redes neuronales está recobrando el interés que tenía en la década de los 80s.

En los algoritmos de aprendizaje utilizados, la estructura de la red neuronal es la representada en la figura 4.1:

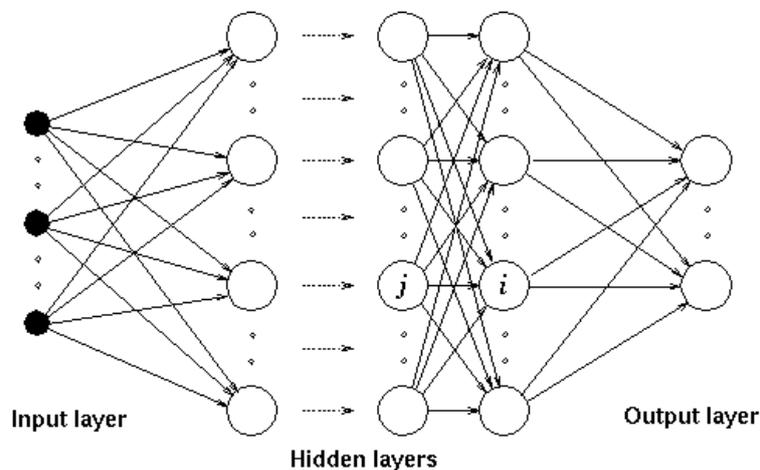


Figura 4.1 Estructura de una red neuronal [3]

Existe una capa de entrada donde introducimos los diferentes datos de nuestro problema a tratar. Cada círculo negro representa una característica de los datos tomados. La primera fila de cada capa se denomina unidad de oscilación. La unidad de oscilación es una neurona cuya salida siempre es uno. Su función es fijar un punto de partida, es decir, estabilizar la red ante posibles oscilaciones en los cálculos. Las capas ocultas se

encargan de procesar la información para poder realizar una clasificación eficaz. La capa de salida representa los diferentes niveles de clasificación de la información en una clasificación multiclase o binaria si solo tenemos dos salidas. Como podemos observar cada neurona (círculos en el dibujo) transmite cierta información a todas las neuronas de la capa posterior.

La salida de información transmitida por cada neurona es similar a la salida en la regresión logística. Se utiliza la función sigmoidea para acotar la salida a un valor entre cero y uno. Por lo tanto la salida de cada neurona es:

$$h_{\theta}(x) = \frac{1}{1 + e^{-(\theta^T x)}} \quad (4.16)$$

La salida de la red será el resultado de la aplicación sucesiva de las salidas de cada neurona multiplicado por unos parámetros similares a los parámetros theta explicados en las regresiones. Los parámetros se obtienen mediante el entrenamiento de los datos recogidos anteriormente. Para obtener más información sobre las técnicas usadas para la obtención de parámetros en una red neuronal y profundizar en su utilización para el tratamiento de datos se puede consultar el libro [3] Haykin, Simon. Neural networks a comprehensive foundation.

4.7 SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)

Otras técnicas supervisadas de clasificación de datos son las máquinas de vectores soporte o support vector machines. Realiza la clasificación sobre vectores transformados a un espacio superior, separando los datos mediante un hiperplano en el espacio transformado. El proceso se puede observar en la figura 4.2.

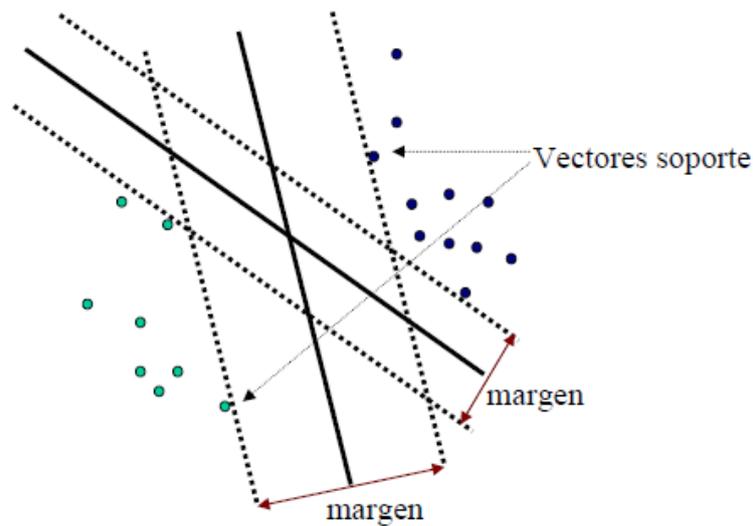


Figura 4.2 Hiperplanos de separación de la técnica SVM [20]

Como se puede observar en la figura 4.2, la máquina de vectores soporte busca los hiperplanos que maximizan el margen entre los dos grupos de datos a entrenar. El proceso de maximización del margen es similar al proceso de minimización de la norma euclídea en las regresiones. Cuando tengamos un nuevo ensayo que queramos clasificar, el clasificador situará el ensayo en la zona perteneciente separada por el hiperplano.

Este método de realización de un clasificador es más moderno que el método de las regresiones, por lo tanto, a la hora de desarrollarlo se ha tenido más presente la importancia de la disminución del coste computacional. El entrenamiento de datos se realiza en un menor tiempo que el caso de las regresiones o de las redes neuronales. El método de clasificación mediante máquinas de vectores soporte suele funcionar muy bien cuando el número de datos de entrenamiento (m) es elevado. Si se desea conocer las matemáticas de la clasificación mediante máquinas de vectores soporte, se puede consultar la referencia bibliográfica [20] Alba, J.L. (2013) Curso de doctorado: Decisión, estimación y clasificación.

4.8 MÉTODOS DE EVALUACIÓN DE LOS ALGORITMOS DE CLASIFICACIÓN

Una vez realizado el algoritmo de evaluación del estado del rodamiento del motor de inducción, se debe evaluar si ese algoritmo realiza predicciones válidas o no. Que una predicción sea válida depende del grado de precisión necesaria para la aplicación del algoritmo de predicción. Los métodos más comunes de evaluación del algoritmo de predicción son:

4.8.1. EXACTITUD O PRECISIÓN

Se define la exactitud del algoritmo como el porcentaje de aciertos en las predicciones que realiza el algoritmo. Normalmente el grupo de datos a entrenar se divide en dos o tres partes. El primer grupo que suele poseer entre el 60% y el 70% de los datos sirve como datos de entrenamiento, entre el 20% y el 40% de validación y entre el 10% y el 20% de evaluación, este último en el caso de tener tres grupos, entrenamiento, validación y evaluación. Otra de las maneras utilizadas es tener únicamente dos grupos, entrenamiento, aproximadamente 70% de los datos, y evaluación, 30% de los datos.

En los algoritmos creados es necesario una exactitud, también llamada precisión o accuracy en inglés, elevada. En nuestro caso se busca una precisión superior al 95% para suponer que el algoritmo es bueno para determinar el estado del rodamiento del motor de inducción.

4.8.2. F1 SCORE

El factor F1 score, se define para evitar los problemas de asimetría. El problema de asimetría ocurre cuando en el conjunto de evaluación se tiene por ejemplo noventa y nueve ensayos como rodamiento del motor sano y uno como rodamiento del motor en fallo. El clasificador puede estar prediciendo constantemente que el rodamiento del motor está sano y su exactitud sería del 99%, aunque está claro que predecir constantemente el

rodamiento del motor sano sin detectar el fallo en el rodamiento del motor no sería un algoritmo correcto.

Para evitar este problema de asimetría en los grupos de entrenamiento y evaluación del tratamiento de datos se definió en factor F1 score. Antes de analizar el factor F1 score se deben definir los siguientes conceptos:

- Verdaderos positivos: se da cuando nuestro clasificador clasifica como positivo un ensayo que es positivo.
- Falsos positivos: se da cuando nuestro clasificador clasifica como positivo un ensayo que es negativo.
- Verdaderos negativos: se da cuando nuestro clasificador clasifica como negativo un ensayo que es negativo.
- Falsos negativos: se da cuando nuestro clasificador clasifica como negativo un ensayo que es positivo.

Gráficamente los conceptos introducidos anteriormente significan lo siguiente:

		solución predicha por el clasificador	
		1	0
solución real del ensayo	1	Verdaderos positivos	Falsos negativos
	0	Falsos positivos	Verdaderos negativos

Tabla 4 3 Posibles clasificaciones de datos

A partir de los cuatro conceptos definidos anteriormente se definen los siguientes conceptos de precisión, no confundir con el concepto de exactitud definido en el apartado 4.8.1, Recall y el buscado F1 score.

- Precision (P): determina la fracción de verdaderos positivos dentro de los clasificados como positivos.

$$\text{Precision} = \frac{\text{verdaderos positivos}}{\text{verdadero positivos} + \text{falso positivos}}$$

- Recall (R): nos indica la capacidad de nuestro estimador para dar como casos positivos los casos realmente positivos. Este parámetro también es llamado sensibilidad o relación de verdaderos positivos.

$$\text{Recall} = \frac{\text{verdaderos positivos}}{\text{verdaderos positivos} + \text{falsos negativos}}$$

- **F1 score:** Es una forma de medida que combina la precision y recall con el fin de proporcionar una cifra identificativa de la eficacia del clasificador.

$$F1 \text{ score} = 2 \frac{PR}{P+R}$$

4.8.3. MATRIZ DE CONFUSIÓN

La matriz de confusión es un elemento muy utilizado para saber dónde comete el error un algoritmo de clasificación. La mejor manera de entender cómo se utiliza una matriz de confusión es mediante un ejemplo. Supongamos que nuestro algoritmo debe reconocer el color que se proyecta en una imagen. La matriz de confusión de nuestro algoritmo es la siguiente:

		solución predicha por el clasificador				
		azul	azul turquesa	verde	verde-amarillo	amarillo
solución real del ensayo	azul	12	0	0	0	0
	azul turquesa	1	15	1	0	0
	verde	0	2	14	1	0
	verde-amarillo	0	0	2	10	1
	amarillo	0	0	0	3	15

Tabla 4.4 Matriz de confusión en una clasificación multiclase

En la matriz de confusión se puede observar que el clasificador utilizado clasifica dos ensayos como verdes cuando realmente son verde - amarillo. Como ejemplo adicional se puede observar que el clasificador utilizado clasifica 3 ensayos como si fueran de color verde - amarillo cuando realmente eran de color amarillo.

4.8.4. CURVA ROC (RECEIVER OPERATING CHARACTERISTIC)

La curva ROC es otro método de determinar lo bueno que es nuestro algoritmo a la hora de realizar una clasificación. Este método es ampliamente utilizado en medicina para la evaluación del diagnóstico de enfermedades en pacientes. La figura 4.3 representa un ejemplo de curva ROC. En el eje de abscisas se representan los falsos positivos o especificidad y el eje de ordenada se representan los verdaderos positivos o sensibilidad.

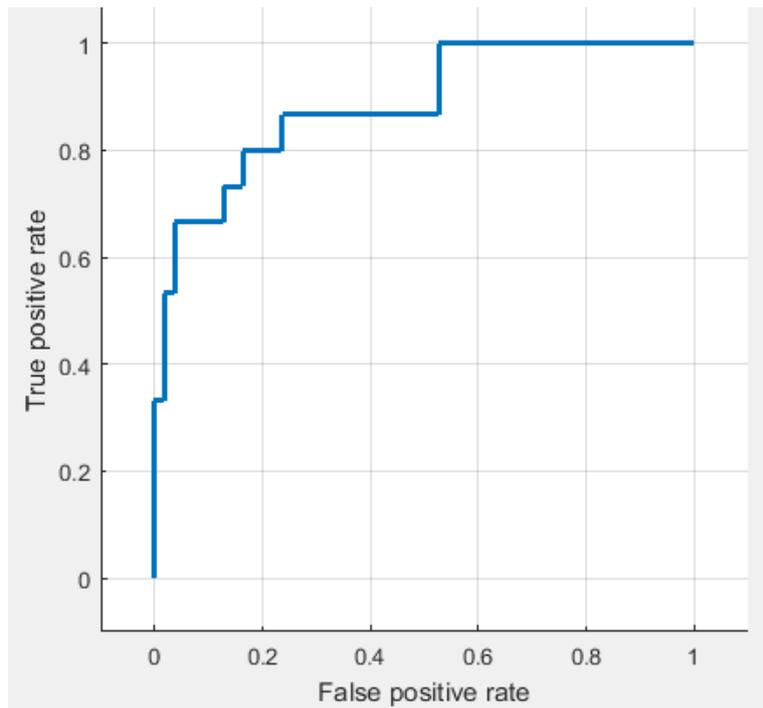


Figura 4.3 Curva ROC [8]

Interesa que el área bajo la curva sea lo mayor posible, eso significa que el número de errores cometidos por el algoritmo de clasificación es bajo. Si el área es 1 significa que el algoritmo tiene una precisión o exactitud en la clasificación del 100%, si el área bajo la curva es de 0.5 significa que el algoritmo tiene una precisión o exactitud en la clasificación del 0%, algoritmo completamente inútil [23].

CAPÍTULO 5

GESTIÓN DE DATOS

Desde la irrupción de la electrónica de potencia en la segunda mitad del siglo XX, se fueron sustituyendo los motores de corriente continua por motores de inducción. El número de motores de inducción ha ido creciendo constantemente. El motor de inducción es el encargado de mover elementos tan importantes en la industria como pueden ser las cintas transportadoras, los agitadores, las bombas o los rodillos.

Los requerimientos industriales cada vez son más exigentes debido a la competitividad entre empresas. La tecnología informática ha sufrido un gran avance en los últimos años, provocando que las empresas tengan capacidades de ajustar y controlar todos los procesos. El departamento de mantenimiento no es una excepción, cada vez se hace más necesario un control y gestión del mantenimiento más precisos para poder disminuir los costos asociados a las averías provocadas por los equipos de las fábricas.

Una avería no detectada a tiempo en un motor de inducción puede provocar el paro de líneas de producción con su gran coste económico asociado debido a la no producción de producto y los retrasos de las entregas sus clientes.

Los rodamientos en el motor de inducción como ya se especificó en el capítulo 3 son el elemento del motor de inducción más sensible a sufrir averías. Por lo tanto, el control de cuándo va a fallar exactamente el rodamiento es muy importante para determinar el momento exacto de sustitución del rodamiento por otro.

Actualmente, la sustitución de los rodamientos se realiza mediante planes preventivos, sustituyendo el rodamiento cada un cierto tiempo de horas de funcionamiento dependiendo del tipo de rodamiento. Mediante esta técnica aseguras la no aparición de averías imprevistas debidas a un fallo en el rodamiento del motor de inducción, aunque normalmente se sustituyen los rodamientos cuando aún son capaces de funcionar un número de horas más, aumentando el coste de mantenimiento de los motores de inducción.

Con la reciente revolución industrial 4.0 se tiende a realizar un mantenimiento predictivo donde se monitoriza el estado de los rodamientos de los motores de inducción de la fábrica a tiempo real y se realizan planes de sustitución muy precisos, ajustando los costes del mantenimiento del rodamiento del motor de inducción al mínimo.

La manera en que funciona el mantenimiento predictivo de los equipos consiste en detectar indicadores o patrones fáciles de medir que posteriormente se puedan tratar para realizar predicciones sobre el estado del equipo a mantener.

En el caso del rodamiento en el motor de inducción tradicionalmente se medía las vibraciones mecánicas, aunque en este trabajo final de master se va a medir la corriente de alimentación al motor ya que es más sencillo, se puede medir desde el subcuadro de alimentación al motor con la seguridad para el operario de no acercarse ni tocar el motor de inducción que puede estar instalado en lugares poco accesibles.

La técnica de la medición de la corriente de alimentación al motor se basa en que cuando el rodamiento del motor de inducción comienza a sufrir un desgaste, el equilibrio mecánico de la rodadura no es perfecto, produciendo cambios en las holguras del entrehierro del motor de inducción y por lo tanto generando un campo magnético inducido con pequeños desequilibrios. Estos pequeños desequilibrios del campo magnético inducido se transmiten a la corriente de alimentación al motor generando armónicos a unas frecuencias propias del desequilibrio.

En este capítulo y en el siguiente se va a determinar las frecuencias donde se puede detectar el desequilibrio y se pueden obtener algoritmos fiables mediante diferentes

técnicas de Machine Learning, así como los algoritmos y su evaluación para la detección y diagnóstico del estado del rodamiento en el motor de inducción.

5.1. EQUIPO DE REALIZACIÓN DE ENSAYOS Y TOMA DE DATOS

Lo primero que se debe realizar son los ensayos a los rodamientos en los motores de inducción. Especificar que para acelerar la toma de datos se le introduce una pasta abrasiva al rodamiento para acelerar su desgaste. Se tomarán datos de cinco estados:

- Rodamiento sano.
- Rodamiento con fallo leve.
- Rodamiento con fallo moderado.
- Rodamiento con fallo grave.
- Rodamiento con fallo catastrófico.

En las siguientes figuras se puede observar el rodamiento en los diferentes estados:



Figura 5.1 Rodamiento sano



Figura 5.2 Rodamiento con fallo leve



Figura 5.3 Rodamiento con fallo moderado



Figura 5.4 Rodamiento con fallo grave



Figura 5.5 Rodamiento con fallo catastrófico

El equipo del banco de ensayos se le puede observar realizando un ensayo en la figura 5.6:



Figura 5.6 Equipo para la realización de ensayos

El banco de ensayos consta del motor de inducción a ensayar, los variadores de frecuencia para el control de velocidad del motor, freno electromagnético que simula la carga que debe mover el motor, sensores y sistema de adquisición de datos. Para conocer en profundidad los equipos utilizados en los ensayos consultar el Anexo 1 de este Trabajo Fin de Master.

El método de conexionado consta de una toma de corriente trifásica a 400 V entre fases, posteriormente se sitúa un interruptor seccionador con el fin de conectar el sistema a la alimentación. A continuación, se tiene un interruptor magnetotérmico de protección de los equipos y un interruptor diferencia para proteger a las personas. Aguas a bajo se sitúan el variador de velocidad y el motor. Por el otro lado se sitúan un contactor para cuando se conecte el motor alimentado directamente de red y el motor.

Para adquirir los datos de conectan tres sensores de corriente, uno en cada fase, que se conectan a una tarjeta de adquisición de datos. Posteriormente, se conecta la tarjeta de adquisición de datos al PC donde se recogen y almacenan los datos de los ensayos tomados. En la figura 5.7 se puede observar el esquema eléctrico del equipo para adquirir los datos de los ensayos realizados al motor.

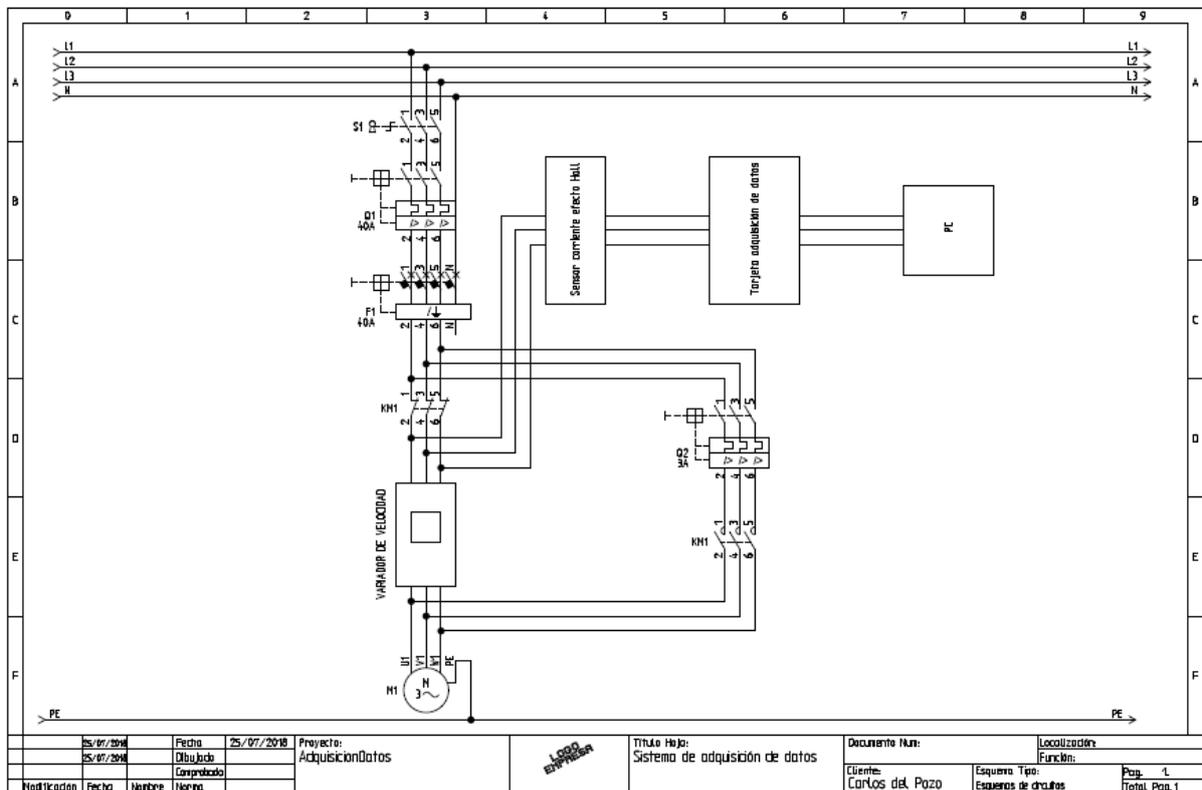


Figura 5.7 Esquema del sistema de adquisición de datos

5.2. TIPOLOGÍA DE DATOS

Los ensayos realizados a los rodamientos del motor de inducción se han realizado en diferentes situaciones. El motor industrialmente se puede alimentar a través de diferentes medios, siendo actualmente el más común alimentar el motor a través de variador de frecuencia. En un variador de frecuencia se puede variar la frecuencia de la corriente de alimentación al motor y la frecuencia de conmutación del control PWM de la señal de alimentación al motor. Cada fabricante, debido a la electrónica propia del variador de velocidad y a su control, introduce una serie de armónicos a la red diferente, por ello se ensayarán los rodamientos del motor con dos fabricantes de variadores de velocidad. La otra forma de alimentar el motor es directamente de la red a través de un contactor de arranque. De forma resumida, los métodos de funcionamiento del motor en función de su método de alimentación al sido:

- ❖ Directamente de red

- ❖ Con variador de frecuencia de fabricante WEG a la frecuencia de alimentación al motor de 50 Hz y la frecuencia de conmutación de la electrónica de 4 kHz.

- ❖ Con variador de frecuencia de fabricante Allen Bradley a la frecuencia de alimentación al motor de 50 Hz y la frecuencia de conmutación de la electrónica de 4 kHz. Denominado en el resto del documento como AB1.

- ❖ Con variador de frecuencia de fabricante Allen Bradley a la frecuencia de alimentación al motor de 25 Hz y la frecuencia de conmutación de la electrónica de 4 kHz. Denominado en el resto del documento como AB2.

- ❖ Con variador de frecuencia de fabricante Allen Bradley a la frecuencia de alimentación al motor de 75 Hz y la frecuencia de conmutación de la electrónica de 4 kHz. Denominado en el resto del documento como AB3.

- ❖ Con variador de frecuencia de fabricante Allen Bradley a la frecuencia de alimentación al motor de 50 Hz y la frecuencia de conmutación de la electrónica de 5 kHz. Denominado en el resto del documento como AB4.

Además, en la industria, el motor no va a funcionar con una carga constante. Es por ello, que se han ensayado los rodamientos con el motor funcionando a plena carga y con el motor funcionando a cargas bajas en los seis casos diferentes de alimentación al motor, generando doce grupos de ensayos dependiendo de la alimentación al motor y de la carga que debe mover el motor:

- Carga nominal NC2, Alimentación RED
- Carga nominal NC2, Alimentación variador WEG
- Carga nominal NC2, Alimentación variador AB1
- Carga nominal NC2, Alimentación variador AB2
- Carga nominal NC2, Alimentación variador AB3
- Carga nominal NC2, Alimentación variador AB4
- Carga baja NC1, Alimentación RED
- Carga baja NC1, Alimentación variador WEG
- Carga baja NC1, Alimentación variador AB1
- Carga baja NC1, Alimentación variador AB2
- Carga baja NC1, Alimentación variador AB3
- Carga baja NC1, Alimentación variador AB4

Para cada uno de los doce grupos de modos de funcionamiento del motor se han realizado 70 tomas de datos de la corriente de alimentación del motor de inducción. Cada dato tomado corresponde con un estado del rodamiento del motor de inducción, la repartición de los datos tomados es la siguiente:

- 20 ensayos con el rodamiento sano
- 15 ensayos con el rodamiento con fallo leve
- 15 ensayos con el rodamiento con fallo moderado
- 10 ensayos con el rodamiento con fallo grave
- 10 ensayos con el rodamiento con fallo catastrófico

Cabe denotar que el número de ensayos realizados para cada una de las doce situaciones es muy pequeño, únicamente 70, lo cual es un hándicap a la hora de seleccionar cual es el modelo de algoritmo de Machine Learning que se adapta mejor a la tipología de datos.

5.3. PREPARACIÓN DE DATOS

Una vez se han registrado los datos, lo que se realiza es la transformada rápida de Fourier para convertir la señal del dominio del tiempo al dominio de frecuencias. En la figura 5.8 se muestra un ejemplo gráfico de cómo se realiza la transformación del dominio temporal al dominio frecuencial.

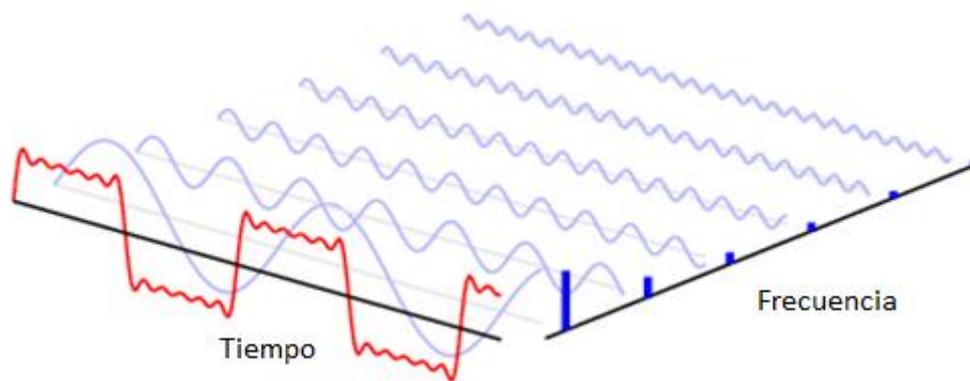


Figura 5.8 Transformada de Fourier

Una vez se tiene los datos de las amplitudes de los armónicos de la señal de corriente de alimentación al motor de inducción, se deben filtrar aquellos datos que el sistema de adquisición de datos no ha sido capaz de captar correctamente. Es por ello que todos los programas del anexo A2 comienzan mediante un filtrado de datos mal tomados y la interpolación de esos datos por valores similares a datos tomados.

Cuando se tienen los datos que se deben analizar, antes de comenzar el proceso de entrenamiento de datos se deben normalizar. La normalización de datos consiste en presentar los datos en una unidad donde se puedan comparar diferentes características de los ensayos cuyas unidades de medida sean completamente diferentes. Para entenderlo mejor se va a presentar el siguiente ejemplo. Imaginemos que se quiere predecir el precio de una casa. Las características de la casa que se pueden evaluar a la hora de elegirla son muy diversas, el número de metros cuadrados útiles, el número de habitaciones, el número de baños o la distancia al centro de la ciudad. Para poder comparar el número de habitaciones, los metros cuadrados o la distancia al centro lo que se hace es normalizar los datos. Para normalizar los datos y situarles todos dentro de un rango, método de normalización utilizado es el siguiente:

$$x = \frac{x - \mu}{S} \quad (5.1)$$

Donde:

X = valor a normalizar.

μ = media de los valores a normalizar.

S = Xmax – X min, diferencia entre el valor máximo y el valor mínimo a normalizar.

Después de la normalización de los datos tomados de los ensayos a los rodamientos del motor de inducción, se deben seleccionar las frecuencias que se quieren analizar, en este trabajo fin de master se van a analizar por una parte las amplitudes de los armónicos a las frecuencias que nos aconseja la teoría de vibraciones mecánicas presentada en el apartado 3.4.3.2 análisis de vibraciones mecánicas del capítulo 3 de este documento, en total 968 frecuencias, y por la otra se va a analizar todo el espectro de frecuencias tomado el sistema de adquisición de datos, es decir desde la frecuencia 0.1 Hz hasta la frecuencia 1000 Hz del desequilibrio en la corriente de alimentación al motor, en total 10000 frecuencias. Analizando todo el espectro de frecuencias tomadas no se pierden datos tomados del sistema de adquisición de datos, realizando un análisis genérico más completo denominado Big Data.

5.4. MÉTODO DE ENTRENAMIENTO

Cuando hablamos del método de entrenamiento nos referimos al modo de realizar el grupo de entrenamiento y el grupo de evaluación cuando se genera el algoritmo de mantenimiento predictivo del rodamiento en el motor de inducción. De los algoritmos generados se hablará en el capítulo 6.

El método de entrenamiento utilizado es el denominado cross validation leave-one-out o en español validación cruzada dejando uno fuera, es decir, se toma como grupo de entrenamiento todos los ensayos menos uno que se tomará de evaluación, pasando todos los ensayos como ensayo de evaluación. Para entenderlo más fácilmente se presenta la

tabla 5.1 que especifica cómo organizar los ensayos en el método cross validation leave-one-out.

	Ensayo 1	Ensayo 2	Ensayo 3	Ensayo 4	Ensayo 5	Ensayo 6	Ensayo 7	Ensayo 8	Ensayo 9	Ensayo último
Iteración 1	Validac	Entren								
Iteración 2	Entren	Validac	Entren							
Iteración 3	Entren	Entren	Validac	Entren						
Iteración 4	Entren	Entren	Entren	Validac	Entren	Entren	Entren	Entren	Entren	Entren
Iteración 5	Entren	Entren	Entren	Entren	Validac	Entren	Entren	Entren	Entren	Entren
Iteración 6	Entren	Entren	Entren	Entren	Entren	Validac	Entren	Entren	Entren	Entren
Iteración 7	Entren	Entren	Entren	Entren	Entren	Entren	Validac	Entren	Entren	Entren
Iteración 8	Entren	Validac	Entren	Entren						
Iteración 9	Entren	Validac	Entren							
Iteración última	Entren	Validac								

Tabla 5.1 Metodología Cross Validation Leave-one-out

Con este método, todos los ensayos tienen el mismo peso a la hora de generar el algoritmo de mantenimiento predictivo del rodamiento del motor de inducción, evitando la aleatoriedad que supondría dividir los ensayos en grupos de 70% ensayos para entrenamiento y de 30% ensayos para evaluación.

CAPÍTULO 6

PROCESADO DE DATOS PARA EL MANTENIMIENTO PREDICTIVO DEL MOTOR DE INDUCCIÓN. TEORÍA DE DESEQUILIBRIOS ELECTROMAGNÉTICOS

En el capítulo 6 de este trabajo fin de master se va a presentar los resultados de los algoritmos de mantenimiento predictivo en los rodamientos del motor de inducción para diferentes métodos de funcionamiento. Inicialmente se darán los resultados cuando se aplique la teoría de vibraciones presentada en el apartado 3.4.3.2 Análisis de vibraciones mecánicas. Se analizará los pros y las contras de aplicar esta teoría. Posteriormente se realizará un análisis masivo de datos, Big Data, para el mantenimiento predictivo de los rodamientos del motor de inducción analizándose los pros y las contras de este método. Finalmente se explicará la teoría de desequilibrios electromagnéticos creada en este Trabajo Fin de Master para resolver los problemas de las dos teorías anteriores. Se analizarán los resultados de los algoritmos generados para las diferentes situaciones analizadas.

6.1. APLICACIÓN DE LA TEORÍA DE VIBRACIONES MECÁNICAS

Inicialmente se va a analizar los resultados de los algoritmos de mantenimiento de los rodamientos del motor de inducción cuando se analizan las amplitudes de los desequilibrios en la corriente de alimentación al motor en las frecuencias que aconseja analizar la teoría de vibraciones electromagnéticas. Los tres métodos de Machine Learning utilizados para ver la precisión robustez y flexibilidad de los algoritmos serán:

- Regresión logística con regularización LASSO
- Red neuronal con 5 capas escondidas y 10 neuronal por capa
- Support Vector Machine (SVM)

En todos los métodos se ha aplicado el método de entrenamiento cross validation leave-one-out para tener en cuenta todos los ensayos realizados por igual. Se debe tener en cuenta que la tipología de datos a analizar es del tipo de pocos ensayos realizados al motor, 70, y muchas características a analizar por ensayo, 968 aplicando la teoría de vibraciones mecánicas, 10000 aplicando Big Data.

6.1.1. TODOS LOS CASOS POR SEPARADO

En este apartado se analizarán los doce casos de análisis presentados en el apartado 5.2 Tipología de datos por separado. Al analizar todos los casos por separado las precisiones de los algoritmos serán más elevada ya que no se tienen interferencia entre la generación de armónicos entre equipos de diseño electrónico diferente. Los resultados obtenidos para regresión logística con regularización LASSO, la red neuronal y la máquina de vectores soporte representados mediante su matriz de confusión son:

➤ ALIMENTACIÓN DE RED CARGA NOMINAL

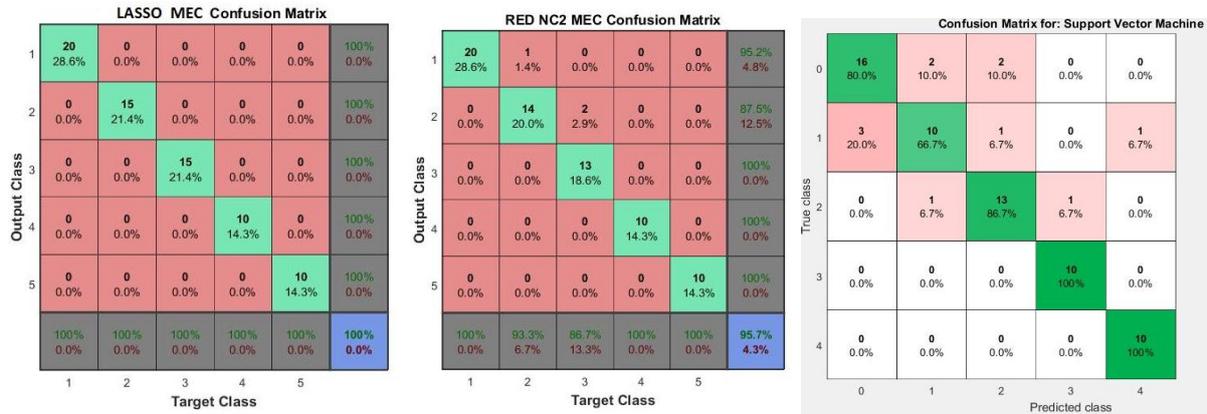


Figura 6.1 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, RED NC2

➤ ALIMENTACIÓN DE VARIADOR WEG CARGA NOMINAL

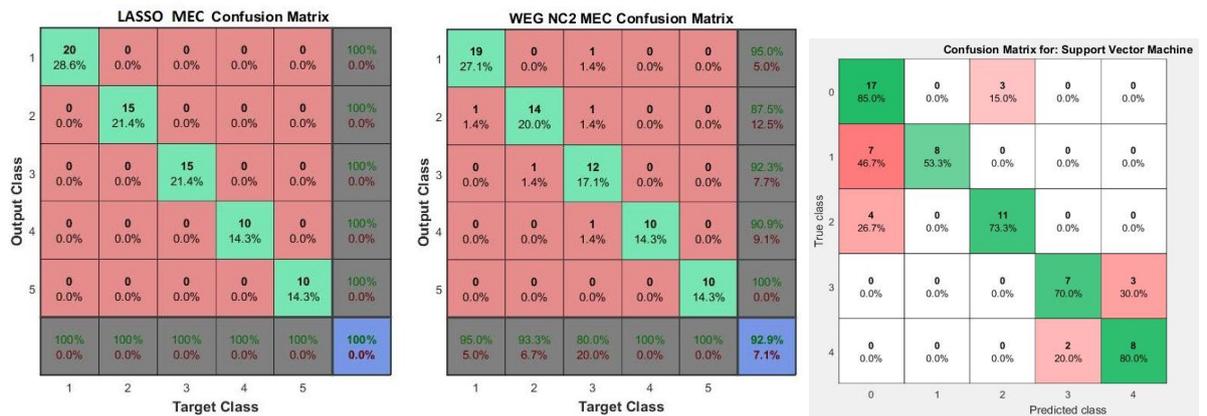


Figura 6.2 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, WEG, NC2

➤ ALIMENTACIÓN DE VARIADOR ALLEN BRADLEY AB1 CARGA NOMINAL

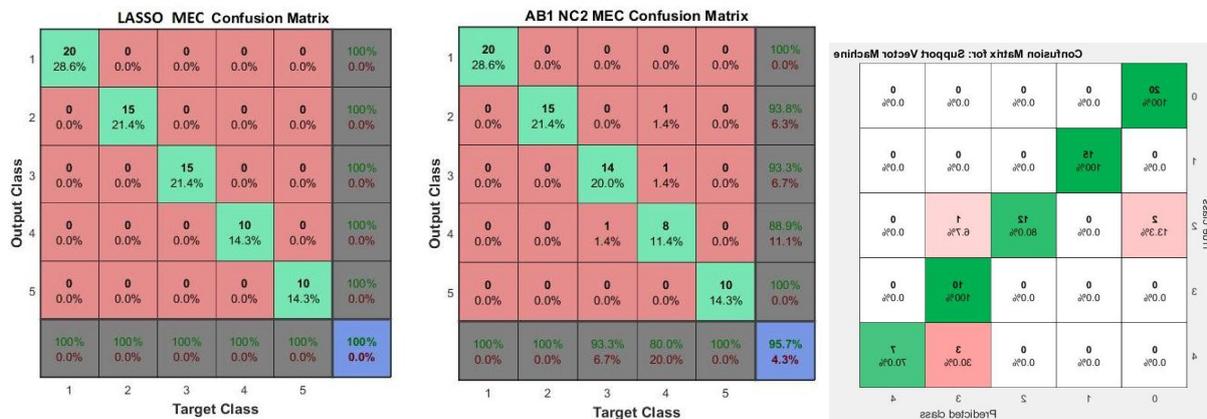


Figura 6.3 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB1, NC2

➤ ALIMENTACIÓN DE VARIADOR ALLEN BRADLEY AB2 CARGA NOMINAL

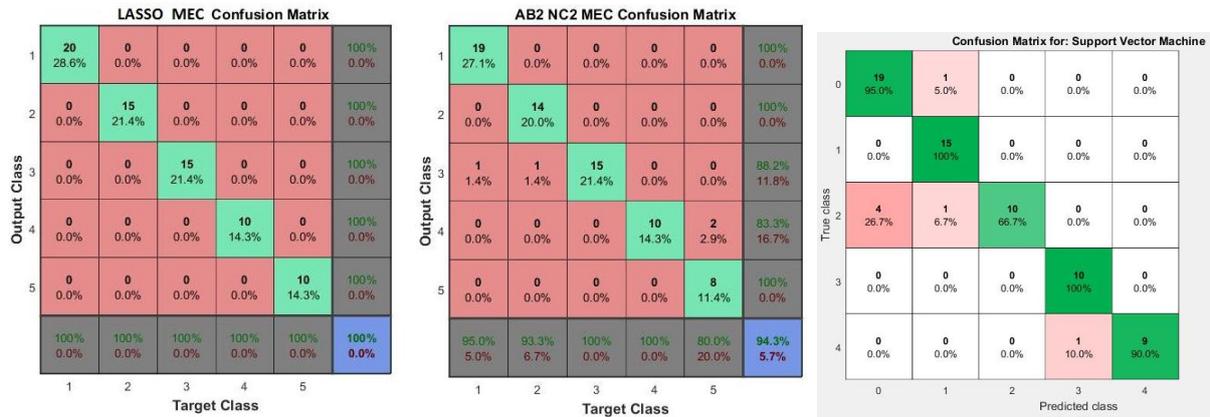


Figura 6.4 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB2 NC2

➤ ALIMENTACIÓN DE VARIADOR ALLEN BRADLEY AB3 CARGA NOMINAL

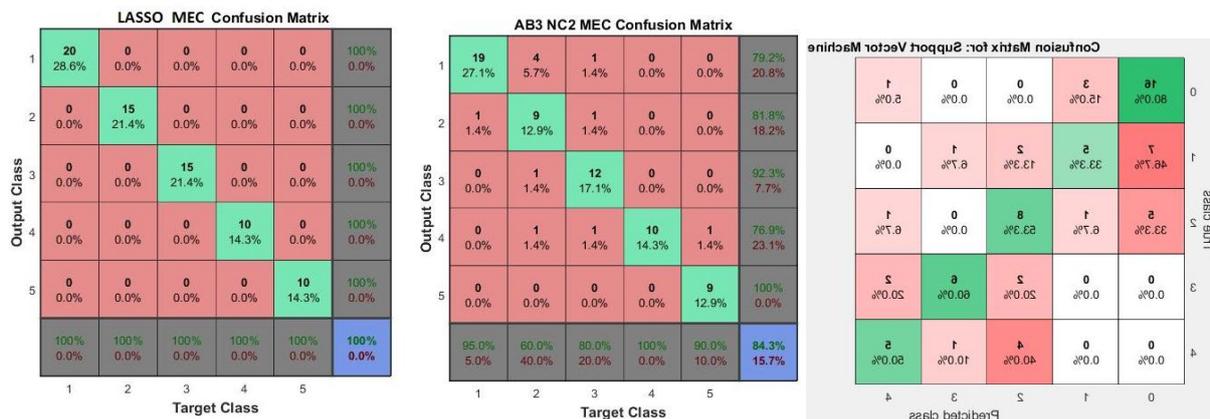


Figura 6.5 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB3 NC2

➤ ALIMENTACIÓN DE VARIADOR ALLEN BRADLEY AB4 CARGA NOMINAL

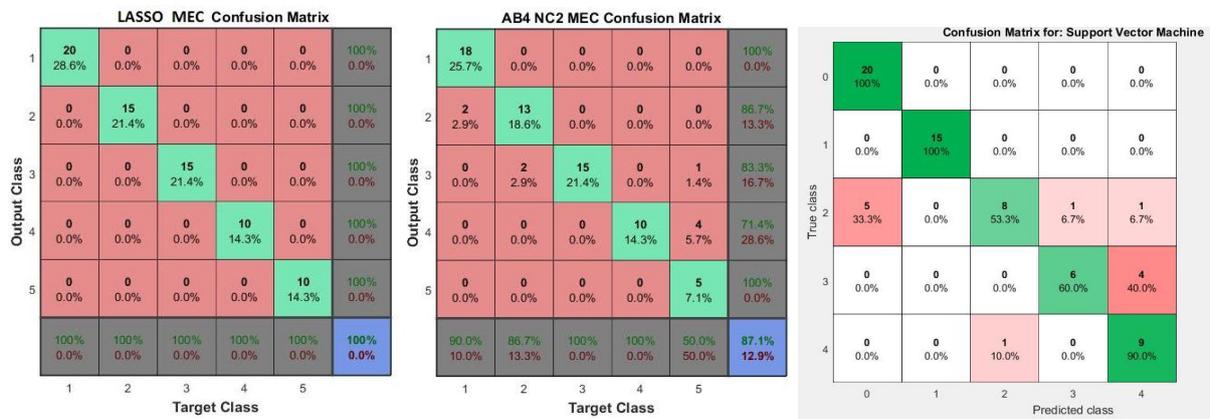


Figura 6.6 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB4 NC2

➤ ALIMENTACIÓN DE RED CARGA BAJA

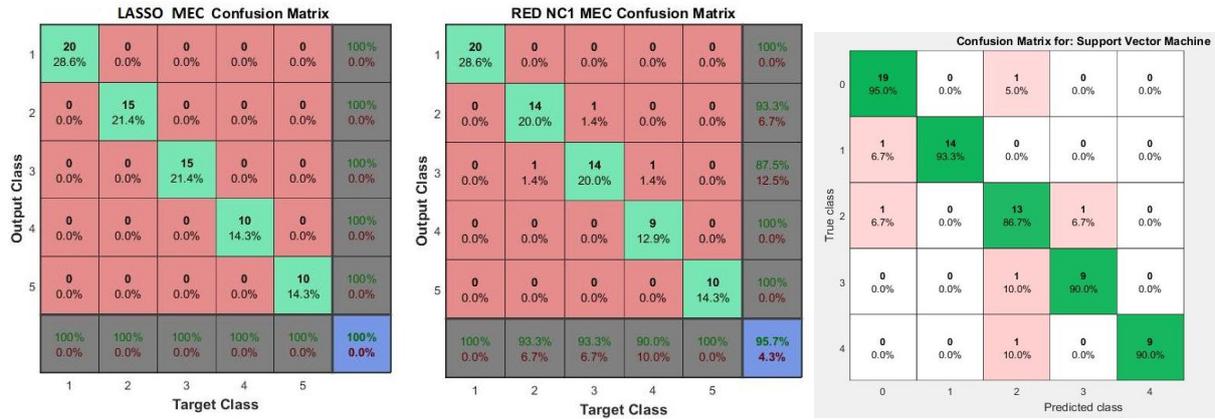


Figura 6.7 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, RED NC1

➤ ALIMENTACIÓN DE VARIADOR WEG CARGA BAJA

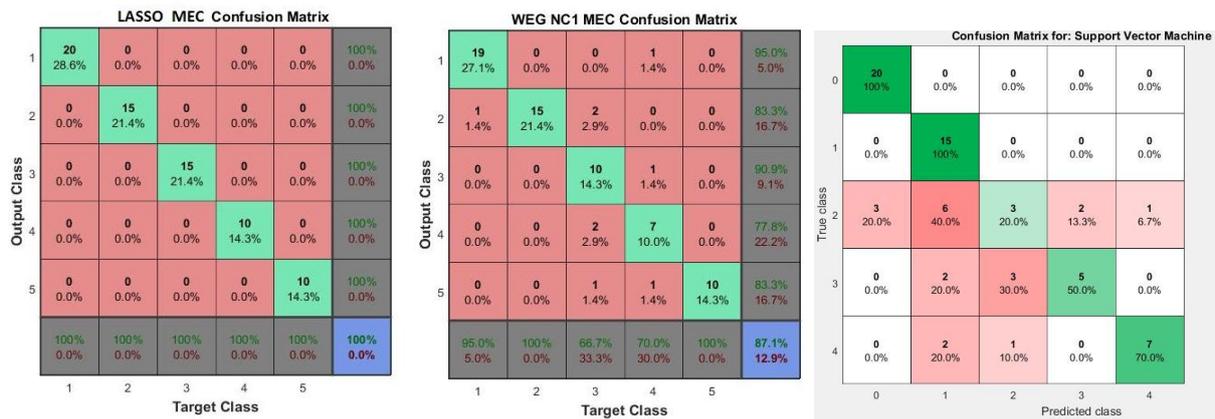


Figura 6.8 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, WEG NC1

➤ ALIMENTACIÓN DE VARIADOR ALLEN BRADLEY AB1 CARGA BAJA

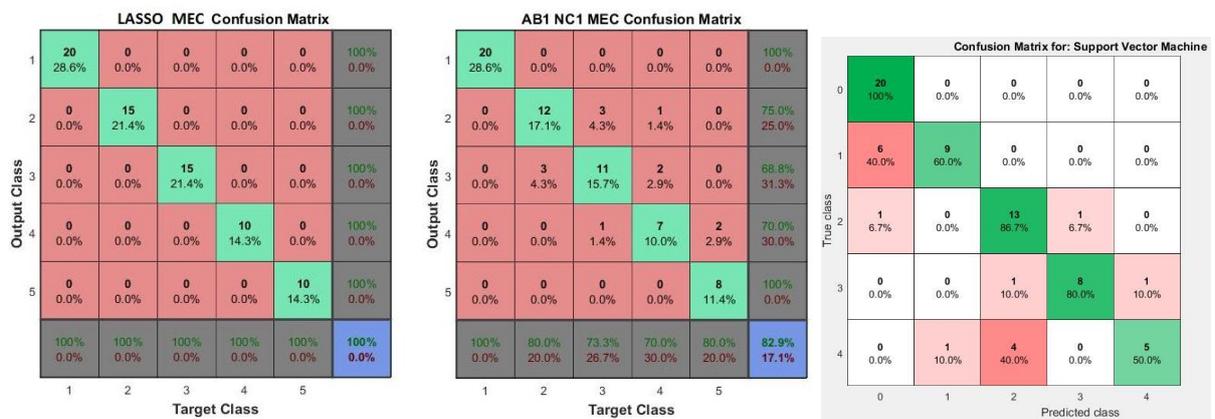


Figura 6.9 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB1 NC1

➤ ALIMENTACIÓN DE VARIADOR ALLEN BRADLEY AB2 CARGA BAJA

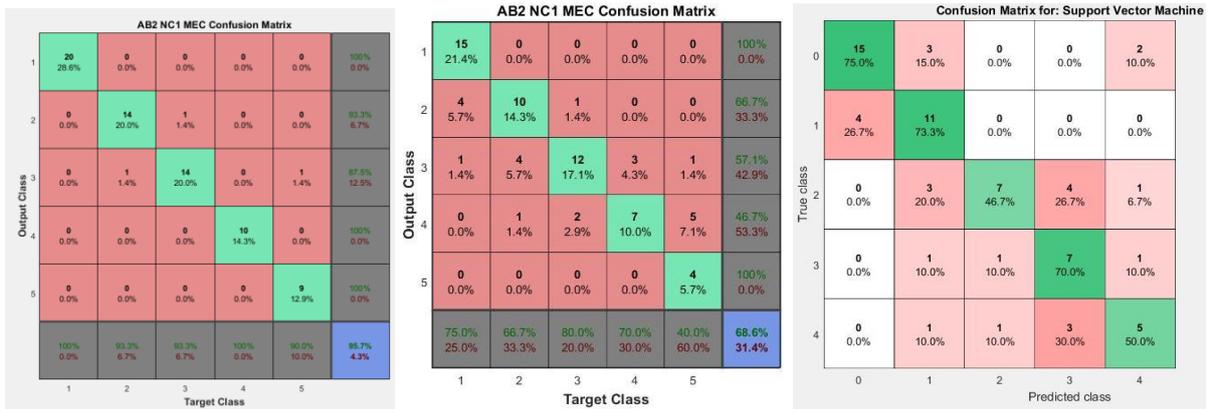


Figura 6.10 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB2 NC1

➤ ALIMENTACIÓN DE VARIADOR ALLEN BRADLEY AB3 CARGA BAJA

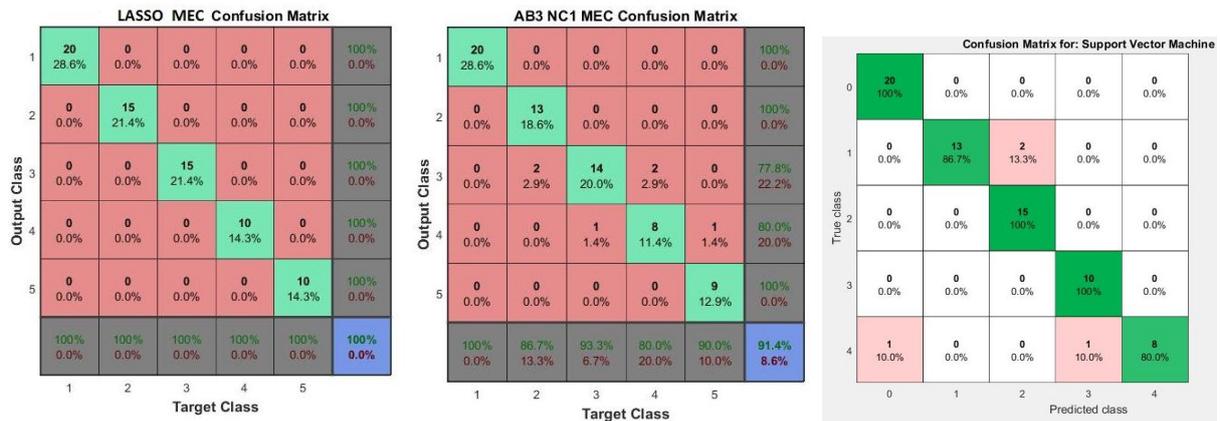


Figura 6.11 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB3 NC1

➤ ALIMENTACIÓN DE VARIADOR ALLEN BRADLEY AB4 CARGA BAJA

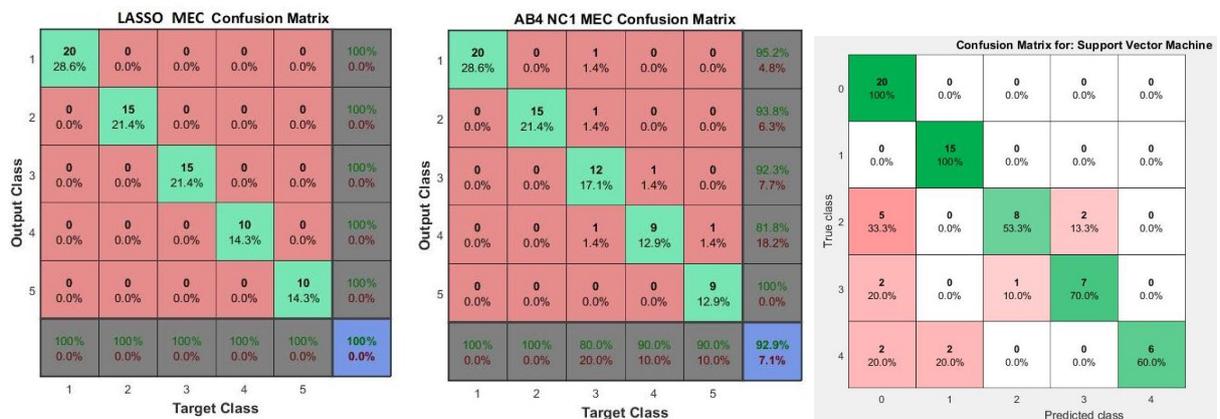


Figura 6.12 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB4 NC1

En la tabla 6.1 se va a realizar un resumen de los resultados obtenidos para cada uno de los diferentes casos analizados mediante la técnica de vibraciones mecánicas.

	LASSO ACCURACY (%)	LASSO TIEMPO (min)	RED NEURONAL ACCURACY (%)	RED NEURONAL TIEMPO (min)	SVM ACCURACY (%)	SVM TIEMPO (min)
NC2 RED	100	9:04	95.71	10:55	91.40	2:02
NC2 WEG	100	10:56	92.86	10:23	71.40	3:12
NC2 AB1	100	12:23	95.71	14:08	91.40	2:54
NC2 AB2	100	8:45	94.29	16:07	90.00	2:36
NC2 AB3	100	12:25	84.29	13:01	57.10	3:27
NC2 AB4	100	10:32	87.14	32:58	82.90	3:06
NC1 RED	100	10:21	95.71	25:53	84.30	2:15
NC1 WEG	100	9:58	87.14	22:48	72.90	2:49
NC1 AB1	100	12:34	82.86	12:36	78.60	3:25
NC1 AB2	95.71	13:12	68.57	22:38	64.30	3:05
NC1 AB3	100	13:20	91.43	7:00	94.30	3:31
NC1 AB4	100	12:51	92.86	12:52	80.00	4:01

Tabla 6.1 Resumen resultados Algoritmos teoría mecánica vibraciones

En cuanto a los resultados obtenidos, para las técnicas redes neuronales y SVM los resultados de precisión del algoritmo no son aceptables por ser demasiado bajos. En cuanto a los resultados obtenidos mediante la técnica regresión logística con regularización LASSO los resultados obtenidos son muy buenos ya que la precisión del algoritmo es muy buena y los tiempos de computación son aceptables.

6.1.2. CASOS SEPARADOS POR VARIADORES

Con el objetivo de generalizar los algoritmos, en este apartado se va a analizar los resultados de algoritmos cuando no se tienen en cuenta la carga aplicada al motor, pero si se tienen en cuenta el tipo de variador de velocidad que alimenta al motor.

Cuando se separan los casos a analizar por tipo de alimentación al motor, se reducen los casos de análisis de doce a seis.

➤ ALIMENTACIÓN DE RED

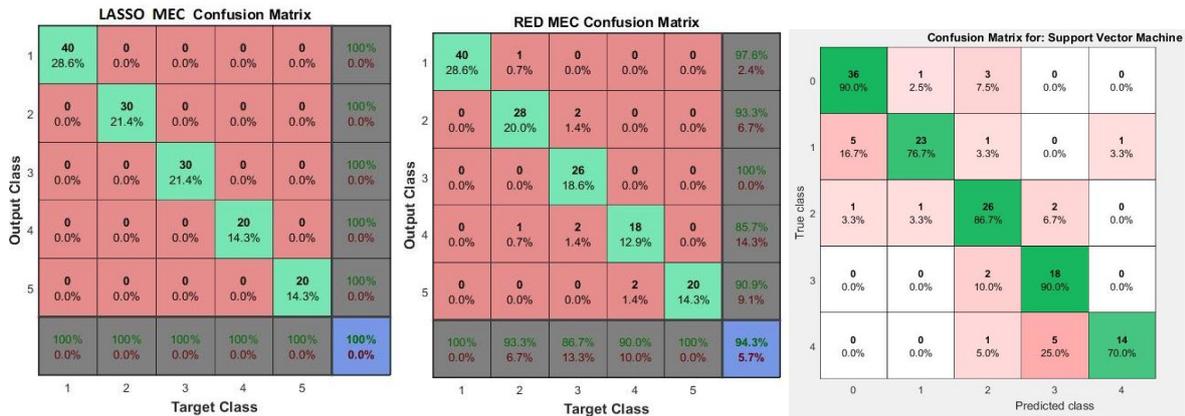


Figura 6.13 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, RED

➤ ALIMENTACIÓN DE VARIADOR WEG

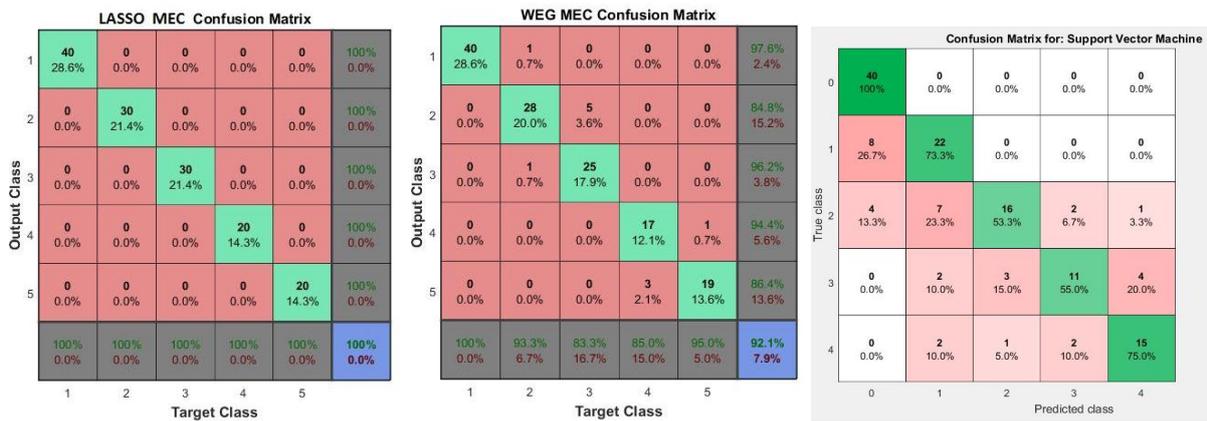


Figura 6.14 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, WEG

➤ ALIMENTACIÓN DE VARIADOR ALLEN BRADLEY AB1



Figura 6.15 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB1

➤ ALIMENTACIÓN DE VARIADOR ALLEN BRADLEY AB2

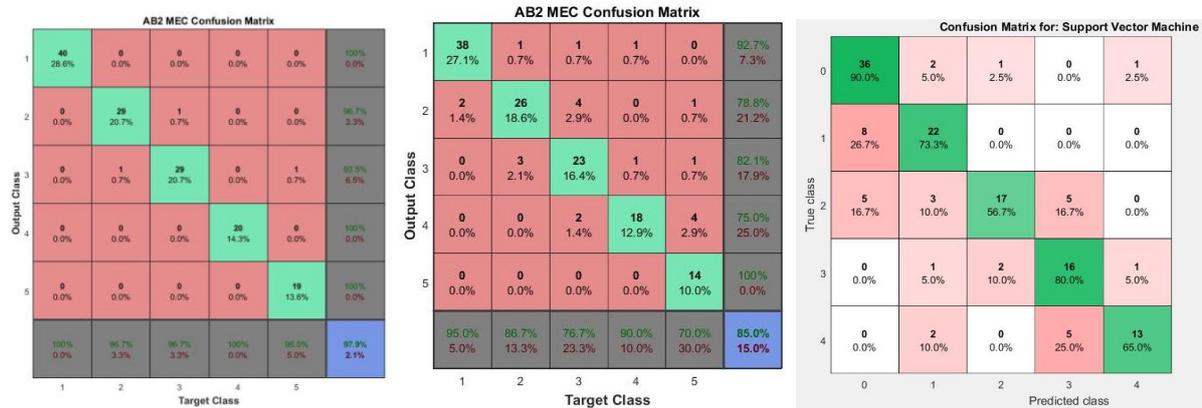


Figura 6.16 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB2

➤ ALIMENTACIÓN DE VARIADOR ALLEN BRADLEY AB3

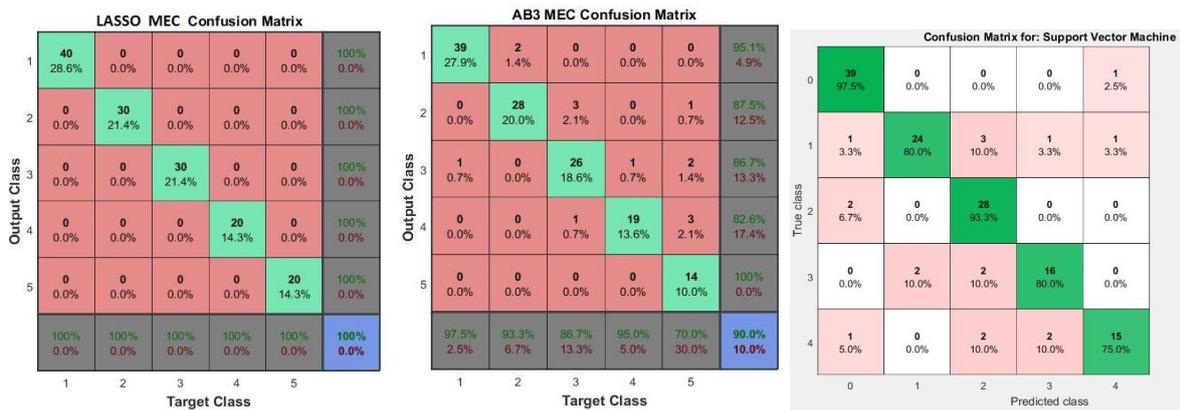


Figura 6.17 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB3

➤ ALIMENTACIÓN DE VARIADOR ALLEN BRADLEY AB4

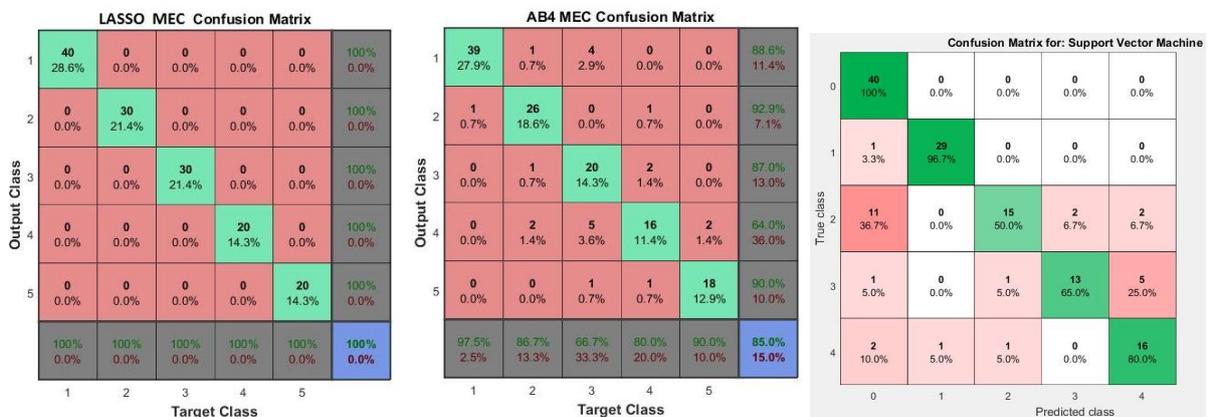


Figura 6.18 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB4

En la tabla 6.2 se va a realizar un resumen de los resultados obtenidos para cada uno de los diferentes casos analizados, separados por variadores, mediante la técnica de vibraciones mecánicas.

	LASSO ACCURACY (%)	LASSO TIEMPO (min)	RED NEURONAL ACCURACY (%)	RED NEURONAL TIEMPO (min)	SVM ACCURACY (%)	SVM TIEMPO (min)
RED	100	22:53	94.29	16:28	83.60	3:52
WEG	100	30:25	92.14	11:45	74.30	4:02
AB1	100	32:15	92.14	13:16	84.30	4:20
AB2	97.86	27:14	85.00	25:44	74.30	4:15
AB3	100	29:32	90.00	20:30	87.10	4:56
AB4	100	30:02	85.00	40:00	80.70	4:14

Tabla 6.2 Resumen resultados Algoritmos por variadores teoría mecánica vibraciones

Los resultados de precisión del algoritmo mediante la técnica de regresión logística con regularización LASSO son muy buenos, aunque los tiempos de computación son algo elevados pero aceptables. Los resultados de precisión del algoritmo mediante redes neuronales y SVM son bajos para las exigencias industriales.

El ordenador utilizado para el procesado de datos y por lo tanto importante a la hora de acabar la tarea de obtención de los algoritmos tiene las siguientes características:

- Procesador Intel i3-350M
- Memoria RAM de 4GB
- Disco duro tipo HDD de 320 GB de capacidad

Como se puede observar el tratamiento de datos se realiza con un ordenador doméstico, lo cual hace que sea accesible a todas las personas.

6.1.3. CASOS SEPARADOS POR CARGAS

Con el objetivo de generalizar aún más los algoritmos de mantenimiento predictivo de los rodamientos del motor de inducción, se va a realizar los algoritmos cuando no se tiene en cuenta el tipo de variador por el que se alimenta al motor, sino el tipo de carga que va a tener que mover el motor.

● CARGA NOMINAL

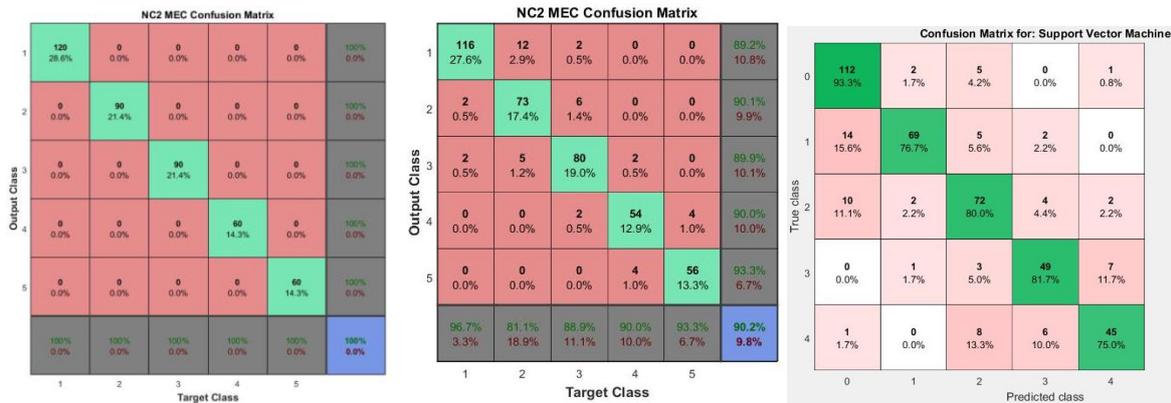


Figura 6.19 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, NC2

● CARGA BAJA

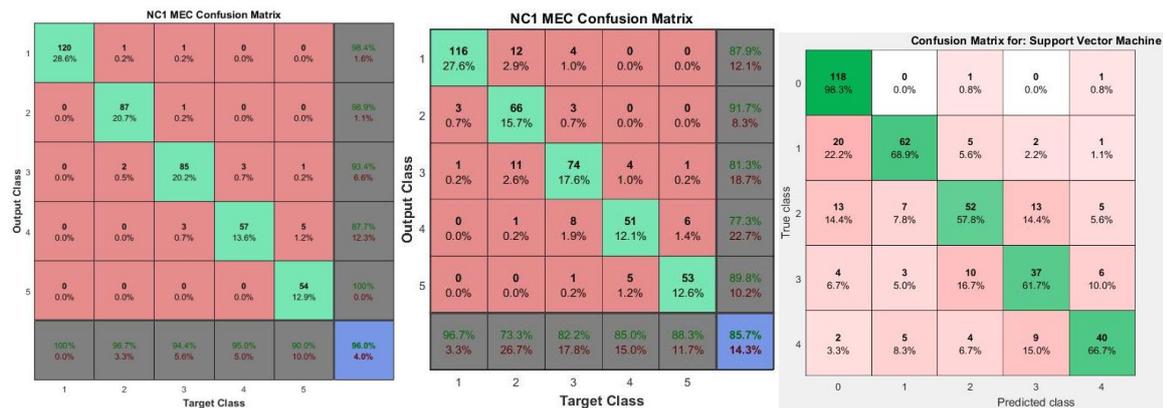


Figura 6.20 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, NC1

En la tabla 6.3 se va a realizar un resumen de los resultados obtenidos para cada uno de los diferentes casos analizados, separados por cargas, mediante la técnica de vibraciones mecánicas.

	LASSO ACCURACY (%)	LASSO TIEMPO (min)	RED NEURONAL ACCURACY (%)	RED NEURONAL TIEMPO (min)	SVM ACCURACY (%)	SVM TIEMPO (min)
NC1	96	241:21	85.71	33:56	73.60	8:02
NC2	100	253:06	90.24	31:12	82.60	7:39

Tabla 6.3 Resumen resultados Algoritmos por cargas teoría mecánica vibraciones

Los resultados mediante la técnica de regresión logística con regularización LASSO son muy buenos en cuanto a la precisión de los algoritmos, no ocurre así con las técnicas de redes neuronales o SVM. Los tiempos de computación en la técnica de regresión logística con regularización LASSO no son aceptables ya que ronda las 4 horas de computación.

6.1.4. TODOS LOS CASOS UNIFICADOS

Con el fin de realizar el algoritmo más general posible, aquel que aúna todos los casos posibles, independientemente del tipo de carga o el tipo de alimentación. Se evalúa el algoritmo realizado para el mantenimiento predictivo de los rodamientos del motor de inducción para la regresión logística con regularización LASSO, la red neuronal y los SVM.

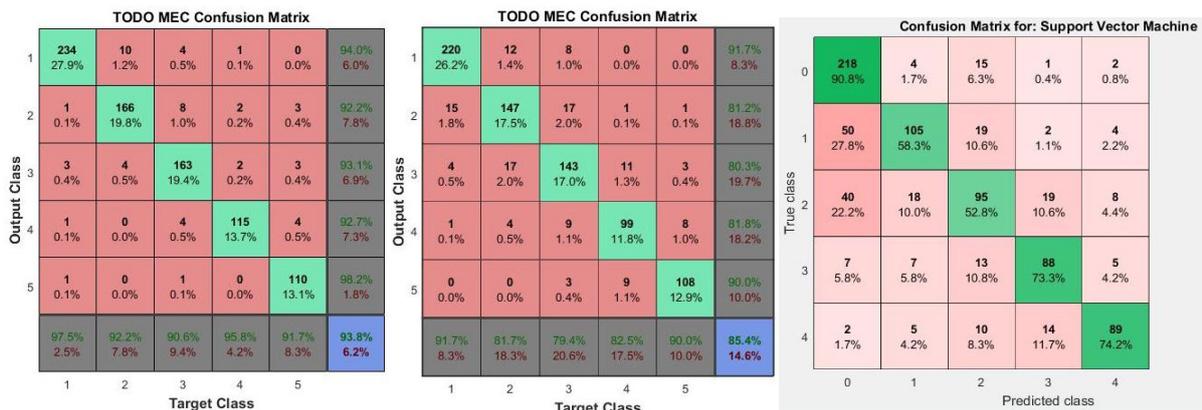


Figura 6.21 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, TODO JUNTO

En la tabla 6.4 se va a realizar un resumen de los resultados obtenidos para cada uno de los diferentes casos analizados, con todos los tipos de ensayos juntos, mediante la técnica de vibraciones mecánicas.

	LASSO ACCURACY (%)	LASSO TIEMPO (min)	RED NEURONAL ACCURACY (%)	RED NEURONAL TIEMPO (min)	SVM ACCURACY (%)	SVM TIEMPO (min)
JUNTO	93.91	523:29	85.36	33:46	70.80	24:51

Tabla 6.4 Resumen resultados Algoritmos todo junto teoría mecánica vibraciones

6.1.5. CONCLUSIONES DE LA TEORÍA DE VIBRACIONES MECÁNICAS

Como se ha podido observar, la técnica de regresión logística con regularización LASSO es muy buena para el mantenimiento predictivo de los rodamientos del motor de inducción, cuando se analizan los desequilibrios en la corriente de alimentación al motor.

El mayor problema que tiene esta técnica es cuando se intenta realizar algoritmos genéricos, donde el número de frecuencias a analizar aumenta, aumentando el tiempo de computación a valores no aceptables. Esto hace sospechar que el filtrado previo mediante la teoría de las vibraciones mecánicas elimina frecuencias que podría resultar interesante tenerlas en cuenta en el análisis de datos. Para sanar este posible problema, se va a analizar todo el espectro de frecuencias mediante la técnica de regresión logística con regularización LASSO y compararlas con los resultados obtenidos cuando se ha realizado un filtrado previo aplicando la teoría de vibraciones mecánicas.

En cuanto a las técnicas de redes neuronales y SVM no son aceptables debido a su baja precisión en las predicciones realizadas. Por lo que cuando se realiza el filtrado previo mediante la teoría de vibraciones mecánicas solo se permite realizar el análisis mediante regresión logística con regularización LASSO, no dando ninguna flexibilidad para elegir varias técnicas de generación de algoritmos para el mantenimiento de los rodamientos del motor de inducción.

6.2. ANÁLISIS DE TODO EL ESPECTRO DE FRECUENCIAS, BIG DATA, MEDIANTE REGRESIÓN LOGÍSTICA CON REGULARIZACIÓN LASSO

Como se ha dicho anteriormente, se aplicará el análisis Big Data para determinar si mediante la teoría mecánica de vibraciones mecánicas se pierde información o no. Se realizará el análisis en todos los casos anteriormente realizados:

- Todos los casos separados
- Casos por variadores de velocidad
- Casos por cargas

- Todos los casos juntos

Cuando se realiza el tratamiento de datos al Big Data las precisiones obtenidas son en todos los casos posibles del 100%, dando lugar a matrices de confusión perfectas. A modo de comparación se va a dar los resultados de precisión y tiempos de computación cuando se analiza todo el espectro de frecuencias y cuando se realiza un filtrado previo aplicando la teoría de vibraciones mecánicas.

➤ TODOS LOS CASOS POR SEPARADO

	TEORÍA MECÁNICA LASSO ACCURACY (%)	TEORÍA MECÁNICA LASSO TIEMPO (min)	BIG DATA ACCURACY (%)	BIG DATA TIEMPO (min)
NC2 RED	100	9:04	100	65:18
NC2 WEG	100	10:56	100	144:41
NC2 AB1	100	12:23	100	70:05
NC2 AB2	100	8:45	100	95:42
NC2 AB3	100	12:25	100	137:15
NC2 AB4	100	10:32	100	81:11
NC1 RED	100	10:21	100	90:25
NC1 WEG	100	9:58	100	189:37
NC1 AB1	100	12:34	100	204:37
NC1 AB2	95.71	13:12	100	452:55
NC1 AB3	100	13:20	100	67:40
NC1 AB4	100	12:51	100	227:59

Tabla 6.5 Comparativa de la teoría de vibraciones mecánicas y el análisis Big Data, todos los casos por separado

➤ CASOS SEPARADOS POR VARIADORES

	TEORÍA MECÁNICA LASSO ACCURACY (%)	TEORÍA MECÁNICA LASSO TIEMPO (min)	BIG DATA ACCURACY (%)	BIG DATA TIEMPO (min)
RED	100	22:53	100	491:38
WEG	100	30:25	100	298:14
AB1	100	32:15	100	286:20
AB2	97.86	27:14	100	327:05
AB3	100	29:32	100	245:02
AB4	100	30:02	100	310:05

Tabla 6.6 Comparativa de la teoría de vibraciones mecánicas y el análisis Big Data, por variadores

➤ CASOS SEPARADOS POR CARGAS

	TEORÍA MECÁNICA LASSO ACCURACY (%)	TEORÍA MECÁNICA LASSO TIEMPO (min)	BIG DATA ACCURACY (%)	BIG DATA TIEMPO (min)
NC1	96	241:21	100	22340:20
NC2	100	253:06	100	16168:09

Tabla 6.7 Comparativa de la teoría de vibraciones mecánicas y el análisis Big Data, por cargas

➤ TODOS LOS CASOS JUNTOS

	TEORÍA MECÁNICA LASSO ACCURACY (%)	TEORÍA MECÁNICA LASSO TIEMPO (min)	BIG DATA ACCURACY (%)	BIG DATA TIEMPO (min)
JUNTOS	93.91	523:29	100	52591:14

Tabla 6.8 Comparativa de la teoría de vibraciones mecánicas y el análisis Big Data, todo junto

6.2.1. CONCLUSIONES DEL ANÁLISIS BIG DATA

El análisis big data aplicando la técnica de regresión logística con regularización LASSO nos da resultados de los algoritmos de mantenimiento predictivo en los rodamientos del motor de inducción perfectos. Con toda la dificultad que tiene el hecho de juntar los datos con diferentes cargas y diferentes variadores con diferentes electrónicas, el algoritmo generado nos proporciona una fiabilidad del 100%. El único problema que se nos genera en el análisis big data son los tiempos de computación muy elevados. Cuando se analizan los diferentes casos por separado los tiempos de computación son una pocas horas pero cuando se intenta realizar el algoritmo más general con todos los casos de estudio juntos el tiempo de computación es de 36 días, inviable en la industria.

El hecho de que los resultados sean perfectos y los tiempos de computación inviables, nos hace pensar que se debe investigar en el modo de disminuir los tiempos de computación manteniendo la fiabilidad de los algoritmos al 100%.

El método desarrollado en el siguiente apartado y que nos soluciona el problema del tiempo de computación elevado se denominará la teoría de desequilibrios electromagnéticos.

6.3. TEORÍA DE DESEQUILIBRIOS ELECTROMAGNÉTICOS

La teoría de desequilibrios electromagnéticos surge de la necesidad de dar solución al problema del tiempo de computación del análisis Big Data. Al igual que la teoría de vibraciones mecánica selecciona las frecuencias a analizar, con la teoría de desequilibrios electromagnéticos también se seleccionan las frecuencias más interesantes a analizar. Para realizar esa selección de las frecuencias más interesantes a analizar se aprovecha el carácter selectivo y los buenos resultados de la técnica de regresión logística con regularización LASSO.

Una vez aplicada la regresión logística con regularización LASSO se realiza la selección de frecuencias interesantes de la teoría de desequilibrios electromagnéticos, los resultados obtenidos son los siguientes.

6.3.1. FRECUENCIAS DE LA TEORÍA DE DESEQUILIBRIOS ELECTROMAGNÉTICOS

➤ TODOS LOS CASOS POR SEPARADO

	ECUACIÓN DE LA TENDENCIA	R ²	Nº FRECUENCIAS ANALIZADAS
NC2 RED	$0,0001x^5 - 0,0116x^4 + 0,3204x^3 - 3,1484x^2 + 23,626x - 18,949$	0.9959	59
NC2 WEG	$-4E-06x^6 + 0,0009x^5 - 0,0692x^4 + 2,271x^3 - 25,104x^2 + 110,98x - 90,282$	0.9949	68
NC2 AB1	$1,5641x^2 + 84,114x - 532,8$	0.9933	69
NC2 AB2	$-0,0002x^6 + 0,0264x^5 - 1,2914x^4 + 29,253x^3 - 294,95x^2 + 1185,4x - 1268,5$	0.9919	40
NC2 AB3	$1,8602x^2 + 118,92x - 625,69$	0.9920	61
NC2 AB4	$-9E-06x^6 + 0,0018x^5 - 0,1306x^4 + 4,3385x^3 - 59,401x^2 + 305,58x - 359,24$	0.9957	70
NC1 RED	$0,0002x^5 - 0,0209x^4 + 0,7049x^3 - 9,7434x^2 + 63,968x - 77,004$	0.9900	53
NC1 WEG	$9E-05x^5 - 0,0127x^4 + 0,5059x^3 - 0,7154x^2 - 21,105x + 129,13$	0.9958	66
NC1 AB1	$-0,0004x^4 - 0,0012x^3 + 5,9916x^2 - 65,66x + 148,38$	0.9928	62
NC1 AB2	$-0,0925x^3 + 10,29x^2 - 101,01x + 83,109$	0.9944	69
NC1 AB3	$4E-05x^6 - 0,0055x^5 + 0,259x^4 - 5,0896x^3 + 42,851x^2 - 45,798x - 19,078$	0.9935	49
NC1 AB4	$-2E-07x^6 - 8E-05x^5 + 0,0176x^4 - 1,1455x^3 + 31,891x^2 - 231,2x + 470,85$	0.9953	68

Tabla 6.9 Ecuaciones frecuencias teoría desequilibrios electromagnéticos. Casos por separado

➤ CASOS SEPARADOS POR VARIADORES

	ECUACIÓN DE LA TENDENCIA	R ²	Nº FRECUENCIAS ANALIZADAS
RED	$1E-07x^6 - 2E-05x^5 + 0,0019x^4 - 0,0763x^3 + 1,4526x^2 - 2,361x + 12,944$	0.9931	119
WEG	$-8E-09x^6 + 5E-06x^5 - 0,0013x^4 + 0,1475x^3 - 6,4576x^2 + 106,46x - 385,7$	0.9978	170
AB1	$5E-06x^5 - 0,0018x^4 + 0,2081x^3 - 8,1767x^2 + 114,35x - 341,72$	0.9972	131
AB2	$-9E-08x^6 + 4E-05x^5 - 0,0059x^4 + 0,4111x^3 - 11,448x^2 + 124,21x - 314,21$	0.9982	128
AB3	$2E-08x^6 - 4E-06x^5 + 0,0002x^4 + 0,0158x^3 - 0,4026x^2 + 14,176x - 32,159$	0.9983	134
AB4	$3E-08x^6 - 1E-05x^5 + 0,0012x^4 - 0,0411x^3 + 0,972x^2 - 7,2635x + 24,949$	0.9983	132

Tabla 6.10 Ecuaciones frecuencias teoría desequilibrios electromagnéticos. Datos por variadores

➤ CASOS SEPARADOS POR CARGAS

	ECUACIÓN DE LA TENDENCIA	R ²	Nº FRECUENCIAS ANALIZADAS
NC1	$-7E-11x^6 + 8E-08x^5 - 3E-05x^4 + 0,0068x^3 - 0,5916x^2 + 20,812x - 142,82$	0.9971	435
NC2	$-6E-11x^6 + 9E-08x^5 - 4E-05x^4 + 0,0104x^3 - 1,1148x^2 + 47,492x - 454,2$	0.9919	472

Tabla 6.11 Ecuaciones frecuencias teoría desequilibrios electromagnéticos. Datos por cargas

➤ TODOS LOS CASOS JUNTOS

	ECUACIÓN DE LA TENDENCIA	R ²	Nº FRECUENCIAS ANALIZADAS
JUNTO	$3E-14x^6 - 1E-11x^5 - 3E-08x^4 + 3E-05x^3 - 0,007x^2 + 1,0351x - 3,6885$	0.9987	759

Tabla 6.12 Ecuaciones frecuencias teoría desequilibrios electromagnéticos. Todos casos juntos

6.3.2. ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS DE LOS ALGORITMOS APLICANDO LA TEORIA DE DESEQUILIBRIOS ELECTROMAGNÉTICOS

Inicialmente se analizarán los casos por separado:

➤ ALIMENTACIÓN DE RED CARGA NOMINAL

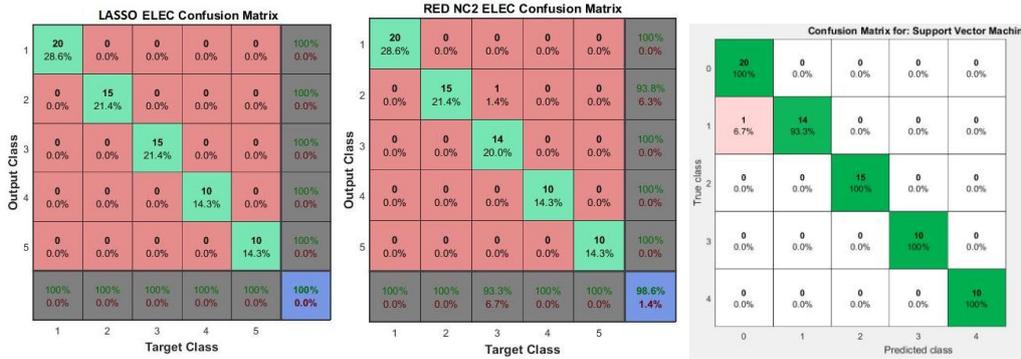


Figura 6.22 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, RED NC2. Teoría disequilibrios electromagnéticos

➤ ALIMENTACIÓN DE VARIADOR WEG CARGA NOMINAL

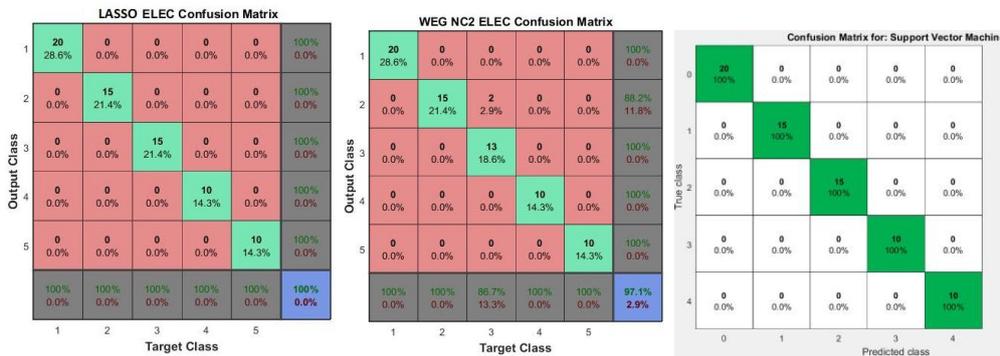


Figura 6.23 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, WEG NC2. Teoría disequilibrios electromagnéticos

➤ ALIMENTACIÓN DE VARIADOR ALLEN BRADLEY AB1 CARGA NOMINAL

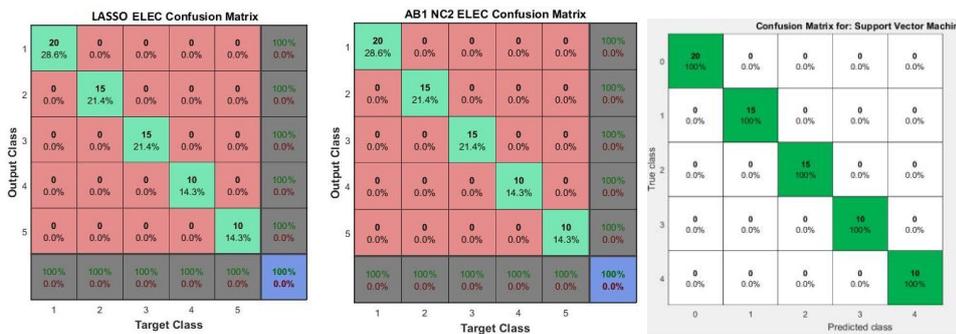


Figura 6.24 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB1 NC2. Teoría disequilibrios electromagnéticos

➤ ALIMENTACIÓN DE VARIADOR ALLEN BRADLEY AB2 CARGA NOMINAL

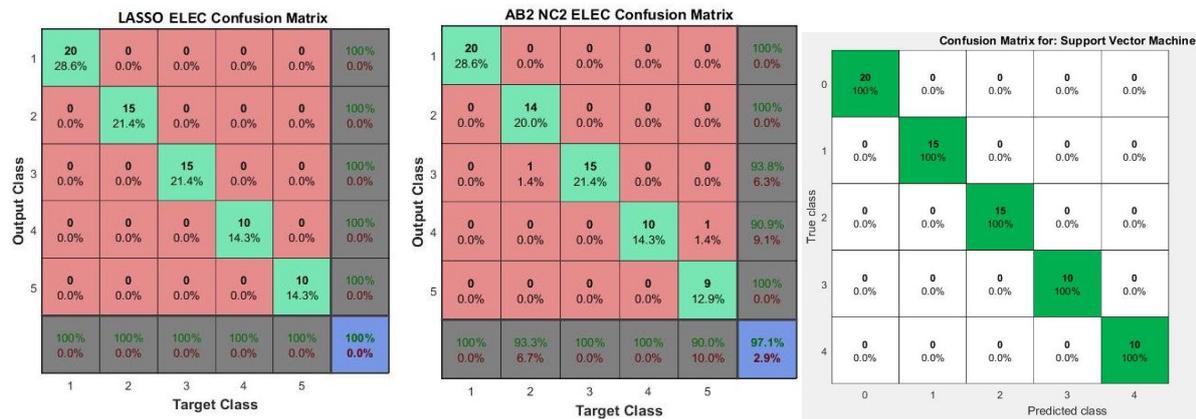


Figura 6.25 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB2 NC2. Teoría desequilibrios electromagnéticos

➤ ALIMENTACIÓN DE VARIADOR ALLEN BRADLEY AB3 CARGA NOMINAL

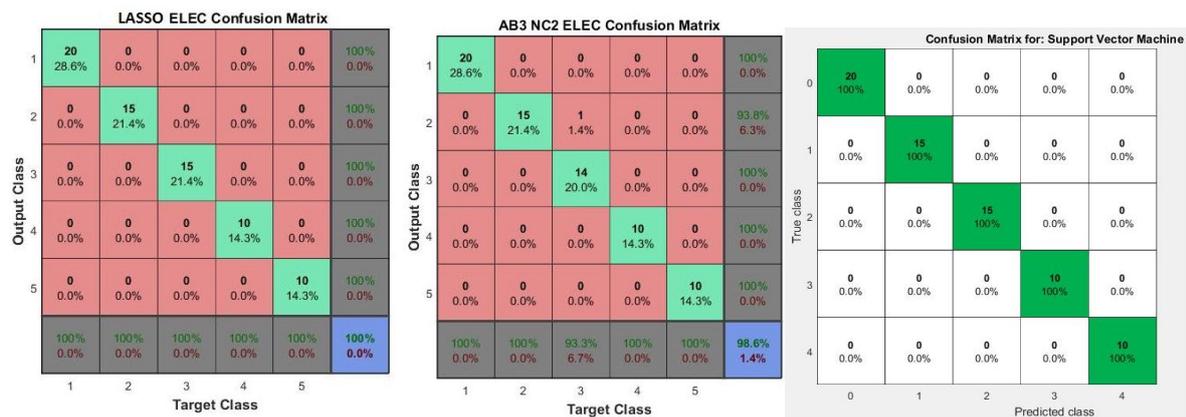


Figura 6.26 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB3 NC2. Teoría desequilibrios electromagnéticos

➤ ALIMENTACIÓN DE VARIADOR ALLEN BRADLEY AB4 CARGA NOMINAL

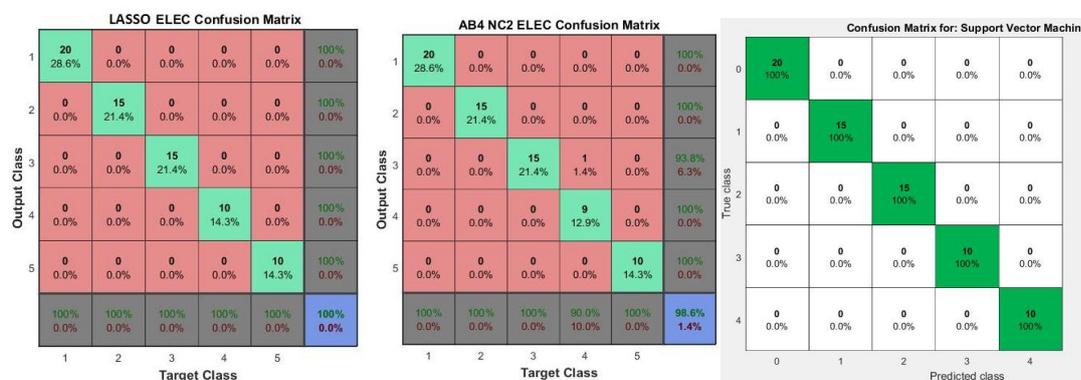


Figura 6.27 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB4 NC2. Teoría desequilibrios electromagnéticos

➤ ALIMENTACIÓN DE RED CARGA BAJA

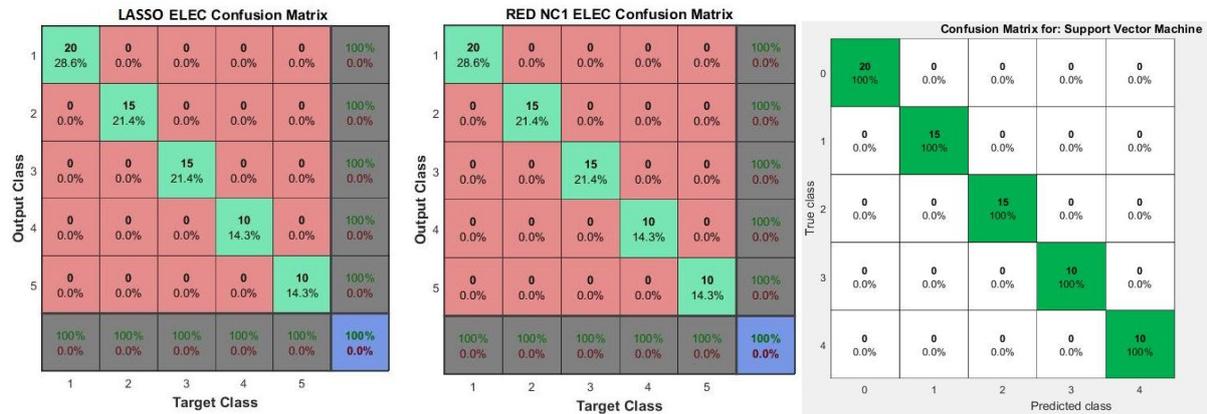


Figura 6.28 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, RED NC1. Teoría desequilibrios electromagnéticos

➤ ALIMENTACIÓN DE VARIADOR WEG CARGA BAJA

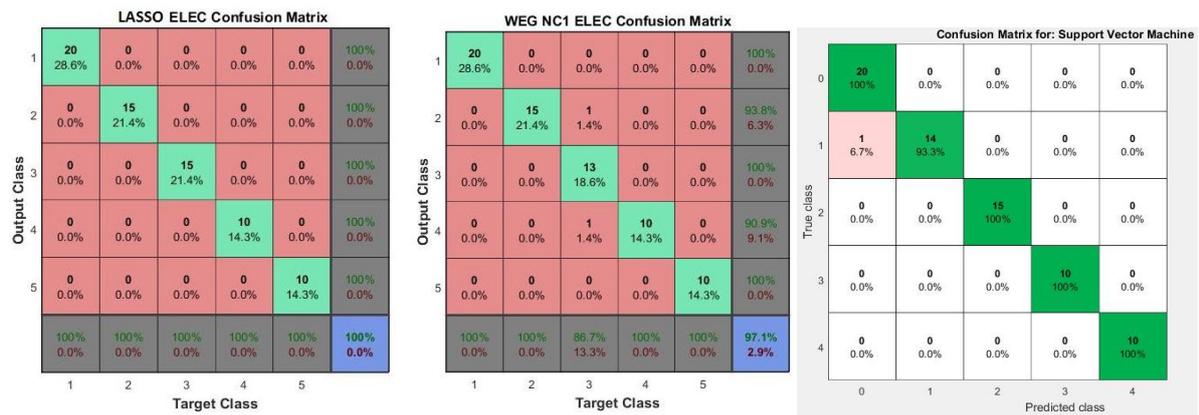


Figura 6.29 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, WEG NC1. Teoría desequilibrios electromagnéticos

➤ ALIMENTACIÓN DE VARIADOR ALLEN BRADLEY AB1 CARGA BAJA

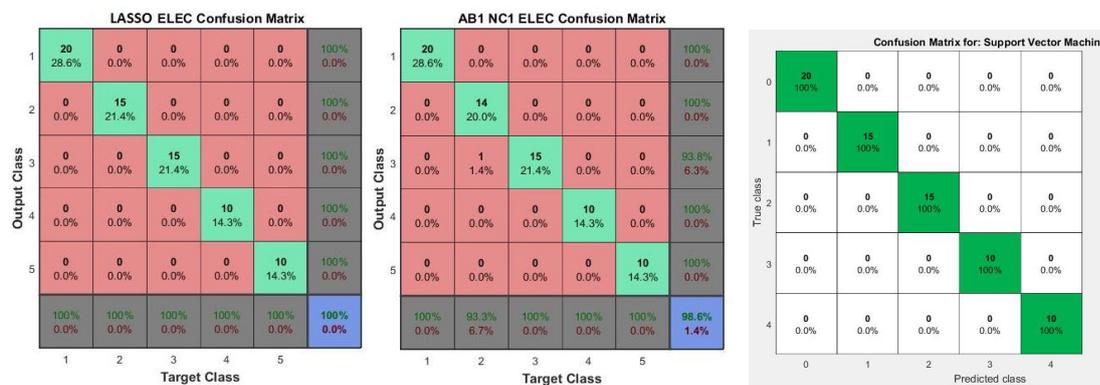


Figura 6.30 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB1 NC1. Teoría desequilibrios electromagnéticos

➤ ALIMENTACIÓN DE VARIADOR ALLEN BRADLEY AB2 CARGA BAJA

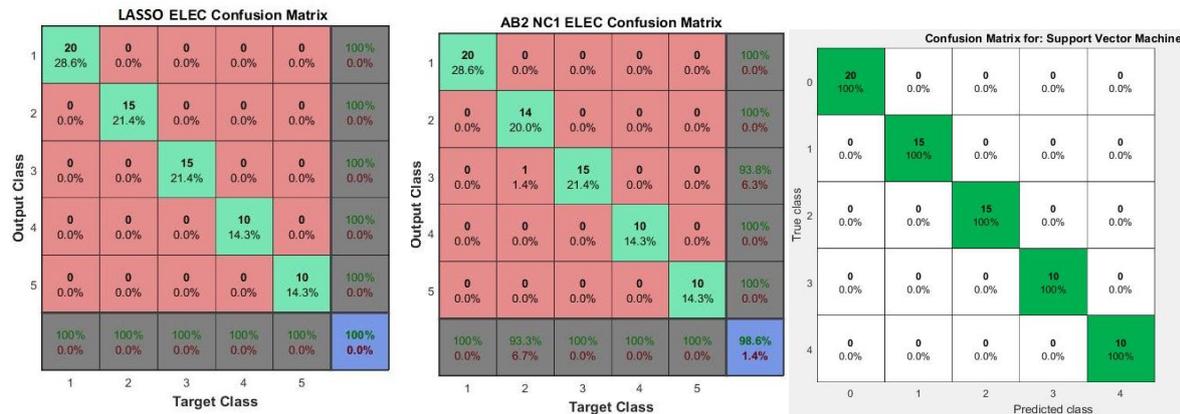


Figura 6.31 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB2 NC1. Teoría desequilibrios electromagnéticos

➤ ALIMENTACIÓN DE VARIADOR ALLEN BRADLEY AB3 CARGA BAJA

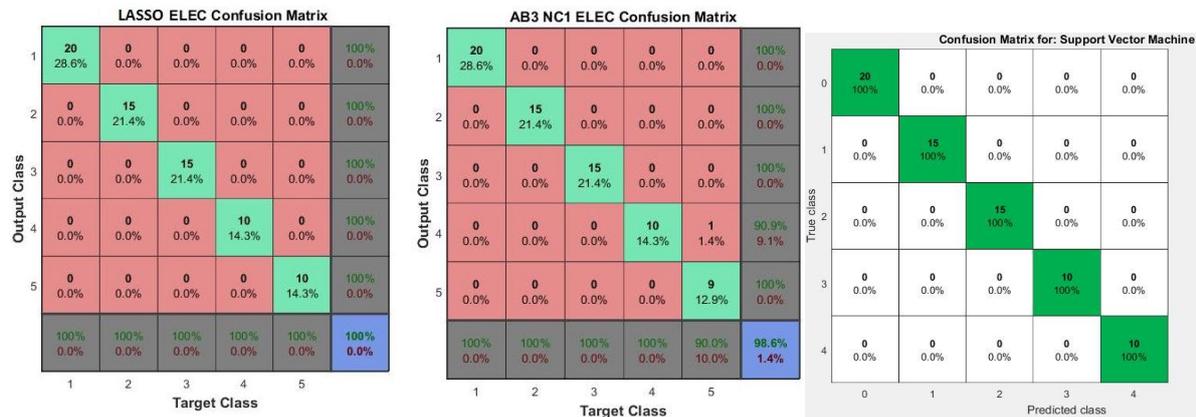


Figura 6.32 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB3 NC1. Teoría desequilibrios electromagnéticos

➤ ALIMENTACIÓN DE VARIADOR ALLEN BRADLEY AB4 CARGA BAJA

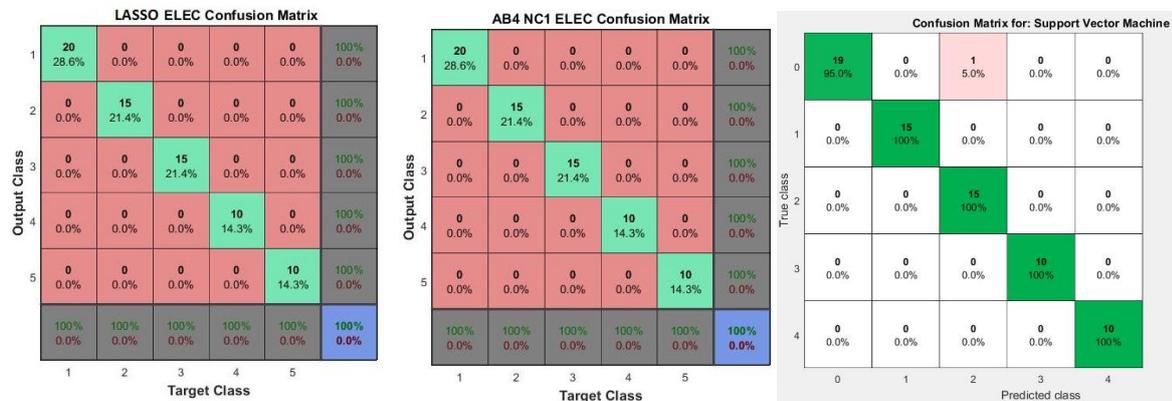


Figura 6.33 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB4 NC1. Teoría desequilibrios electromagnéticos

En la tabla 6.13 se va a realizar un resumen de los resultados obtenidos para cada uno de los diferentes casos analizados mediante la técnica de los desequilibrios electromagnéticos.

	LASSO ACCURACY (%)	LASSO TIEMPO (min)	RED NEURONAL ACCURACY (%)	RED NEURONAL TIEMPO (min)	SVM ACCURACY (%)	SVM TIEMPO (min)
NC2 RED	100	0:13	98.57	0:03	98.57	0:12
NC2 WEG	100	0:15	97.14	0:03	100	0:12
NC2 AB1	100	0:13	100	0:03	100	0:13
NC2 AB2	100	0:11	97.14	0:03	100	0:13
NC2 AB3	100	0:16	98.57	0:03	100	0:13
NC2 AB4	100	0:14	98.57	0:03	100	0:12
NC1 RED	100	0:13	100	0:03	100	0:13
NC1 WEG	100	0:14	97.14	0:03	98.57	0:13
NC1 AB1	100	0:13	98.57	0:03	100	0:12
NC1 AB2	100	0:15	98.57	0:03	100	0:13
NC1 AB3	100	0:14	98.57	0:03	100	0:13
NC1 AB4	100	0:16	100	0:03	98.57	0:13

Tabla 6.13 Resumen resultados Algoritmos teoría de los desequilibrios electromagnéticos

En cuanto a los resultados obtenidos, para las diferentes técnicas, regresión logística con regularización LASSO, redes neuronales y SVM los resultados de precisión del algoritmo son muy buenos, casi perfectos. Los tiempos de computación en ningún caso supera los 20 segundos, siendo la media de unos 10 segundos. Por los tanto los algoritmos de mantenimiento predictivo de los rodamientos del motor de inducción son muy buenos y aplicables a la industria.

➤ CASOS SEPARADOS POR VARIADORES:

Con el objetivo de generalizar los algoritmos, en este apartado se va a analizar los resultados de algoritmos cuando no se tienen en cuenta la carga aplicada al motor, pero sí se tienen en cuenta el tipo de variador de velocidad que alimenta al motor.

Cuando se separan los casos a analizar por tipo de alimentación al motor, se reducen los casos de análisis de doce a seis.

➤ ALIMENTACIÓN DE RED

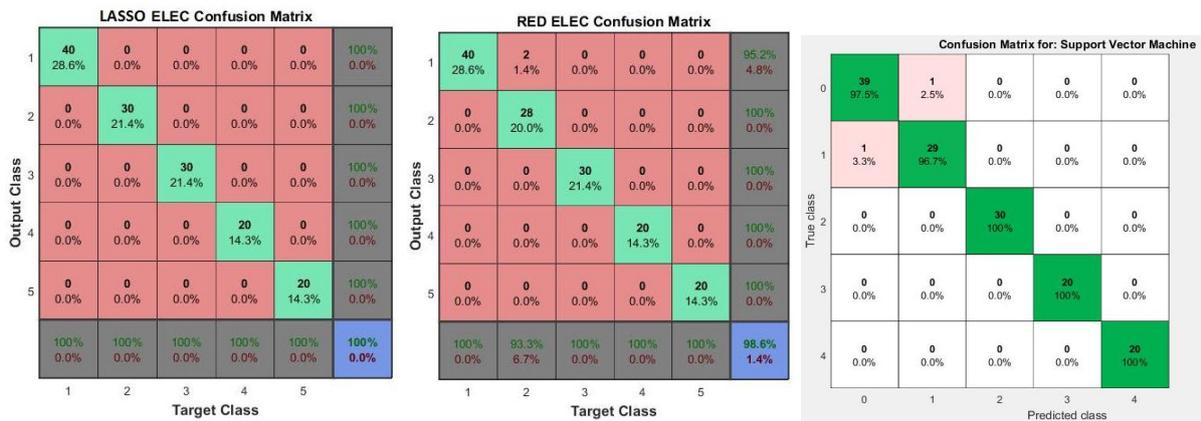


Figura 6. 34 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, RED. Teoría desequilibrios electromagnéticos

➤ ALIMENTACIÓN DE VARIADOR WEG

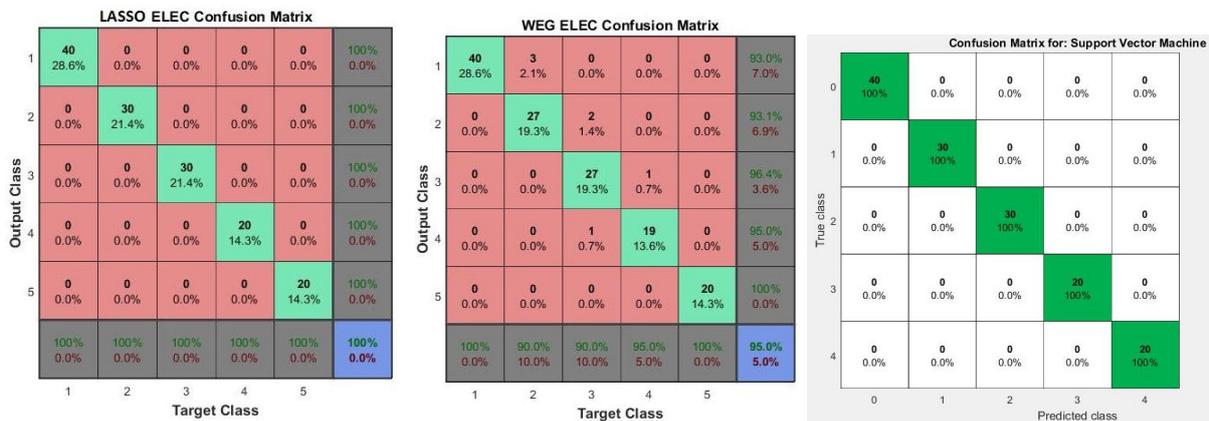


Figura 6.35 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, WEG. Teoría desequilibrios electromagnéticos

➤ ALIMENTACIÓN DE VARIADOR ALLEN BRADLEY AB1

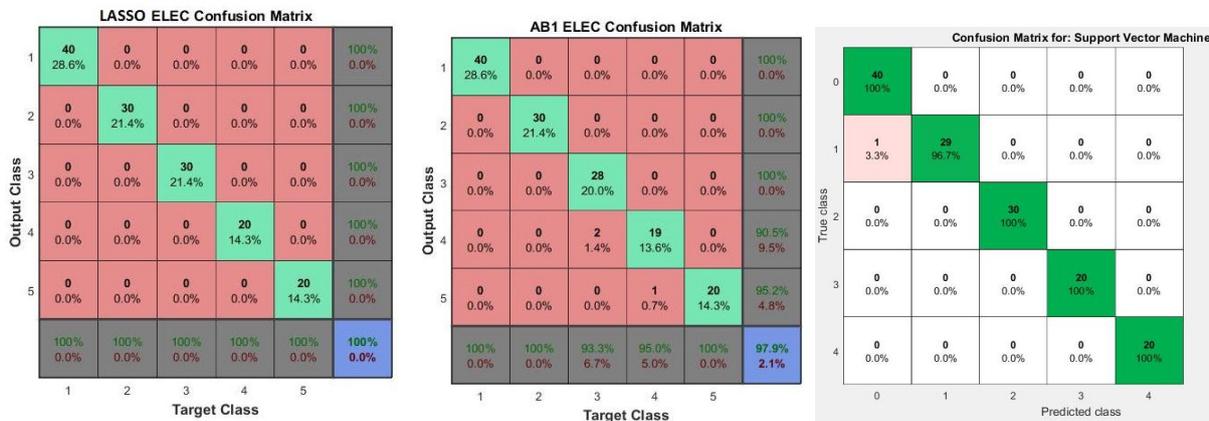


Figura 6.36 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB1. Teoría desequilibrios electromagnéticos

➤ ALIMENTACIÓN DE VARIADOR ALLEN BRADLEY AB2

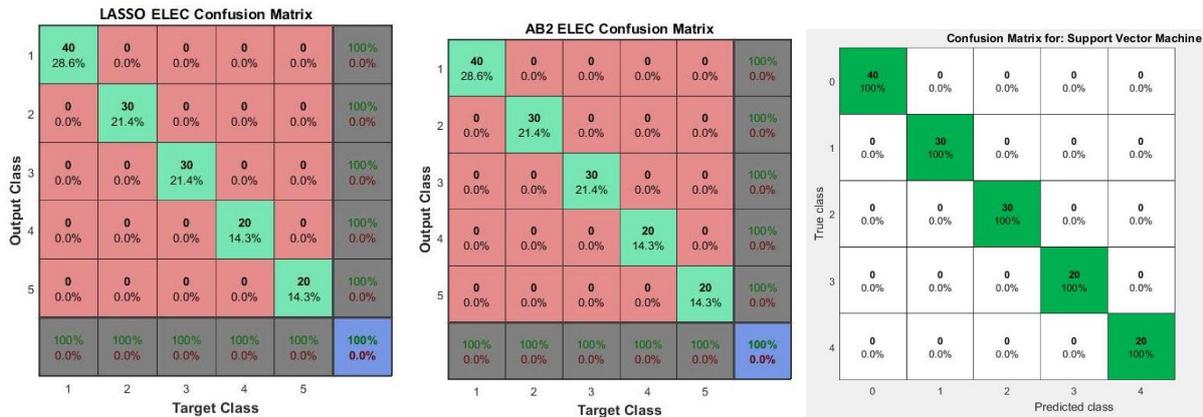


Figura 6.37 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB3. Teoría desequilibrios electromagnéticos

➤ ALIMENTACIÓN DE VARIADOR ALLEN BRADLEY AB3

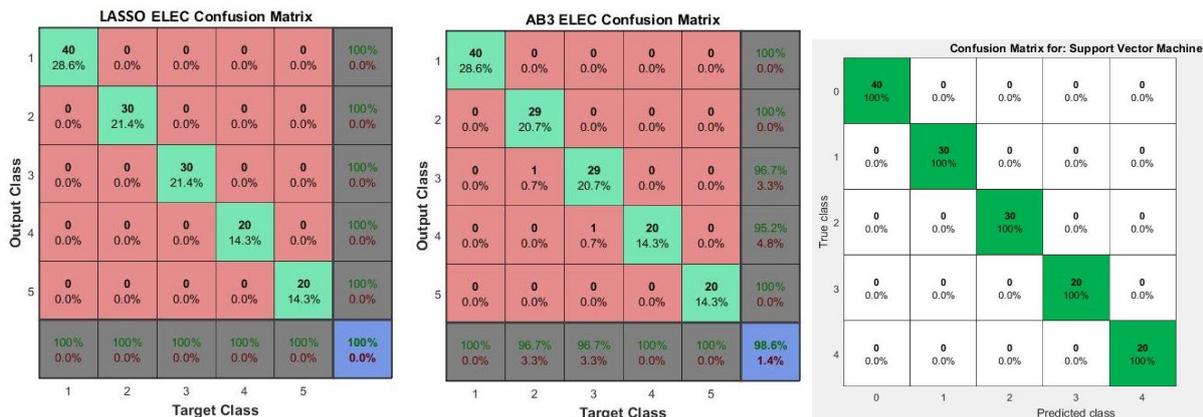


Figura 6.38 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB3. Teoría desequilibrios electromagnéticos

➤ ALIMENTACIÓN DE VARIADOR ALLEN BRADLEY AB4

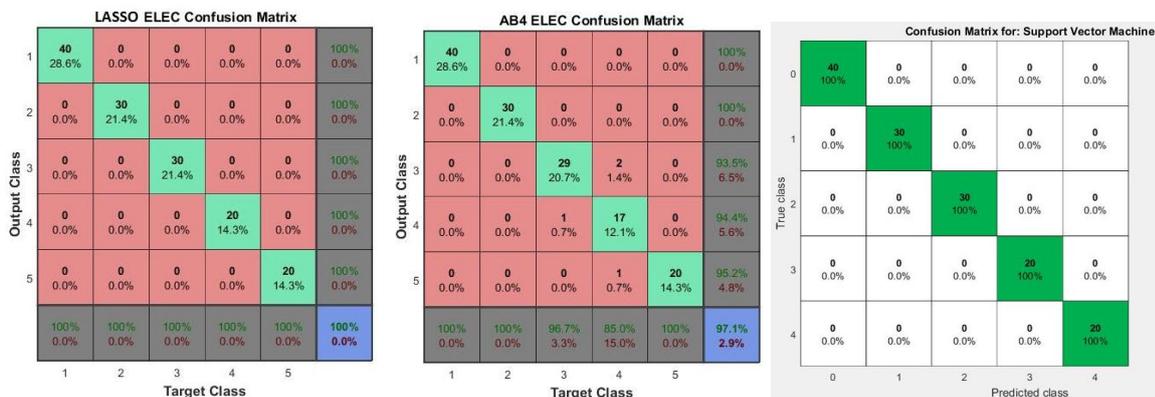


Figura 6.39 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, AB4. Teoría desequilibrios electromagnéticos

En la tabla 6.14 se va a realizar un resumen de los resultados obtenidos para cada uno de los diferentes casos analizados, separados por variadores, mediante la técnica de desequilibrios electromagnéticos.

	LASSO ACCURACY (%)	LASSO TIEMPO (min)	RED NEURONAL ACCURACY (%)	RED NEURONAL TIEMPO (min)	SVM ACCURACY (%)	SVM TIEMPO (min)
RED	100	0:18	98.57	0:07	98.57	0:20
WEG	100	0:19	95	0:08	100	0:20
AB1	100	0:19	97.86	0:05	99.30	0:22
AB2	100	0:18	100	0:06	100	0:21
AB3	100	0:19	98.57	0:06	100	0:22
AB4	100	0:17	97.14	0:06	100	0:20

Tabla 6.14 Resumen resultados Algoritmos por variadores teoría desequilibrios electromagnéticos

Aunque se analicen los datos separando por tipo de alimentación al motor y se pueda pensar que los resultados pueden empeorar, los resultados obtenidos para el mantenimiento predictivo de los rodamientos del motor de inducción son casi perfectos en precisión de acierto. Los tiempos de computación siguen siendo bajos. Por lo tanto, los algoritmos desarrollados son muy buenos para implementar a la industria.

➤ CASOS SEPARADOS POR CARGAS:

Con el objetivo de generalizar aún más los algoritmos de mantenimiento predictivo de los rodamientos del motor de inducción, se va a realizar los algoritmos cuando no se tiene en cuenta el tipo de variador por el que se alimenta al motor, sino el tipo de carga que va a tener que mover el motor.

● CARGA NOMINAL

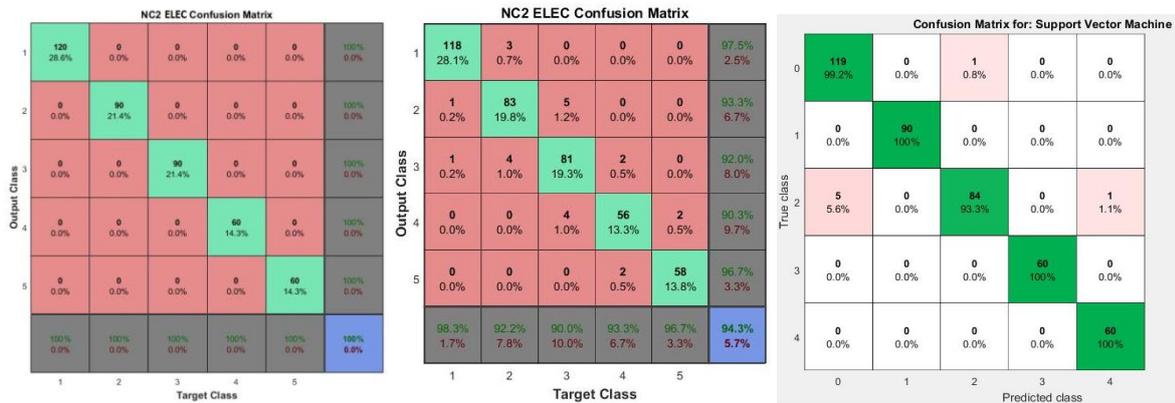


Figura 6.40 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, NC2. Teoría desequilibrios electromagnéticos

● CARGA BAJA

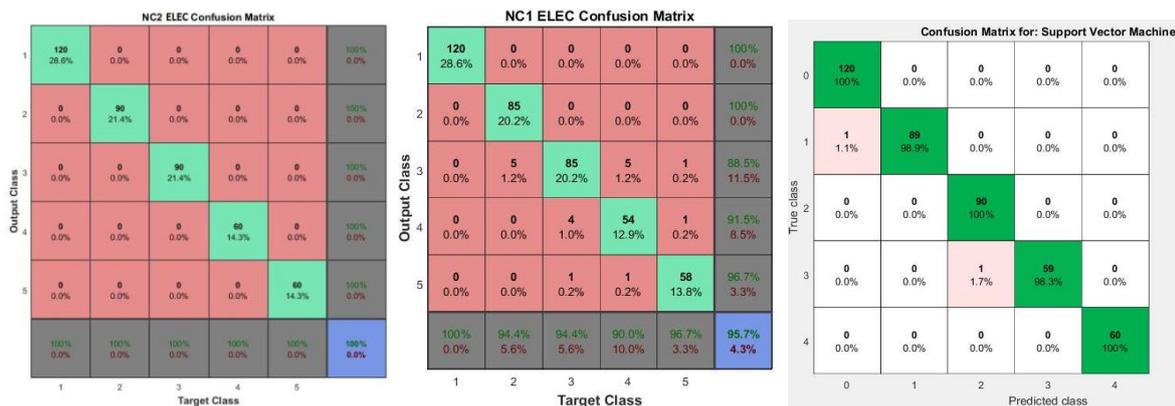


Figura 6.41 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, NC1. Teoría desequilibrios electromagnéticos

En la tabla 6.15 se va a realizar un resumen de los resultados obtenidos para cada uno de los diferentes casos analizados, separados por cargas, mediante la técnica de desequilibrios electromagnéticos.

	LASSO ACCURACY (%)	LASSO TIEMPO (min)	RED NEURONAL ACCURACY (%)	RED NEURONAL TIEMPO (min)	SVM ACCURACY (%)	SVM TIEMPO (min)
NC1	100	4:23	95.71	2:41	98.30	2:02
NC2	100	4:52	94.29	2:37	100	2:11

Tabla 6.15 Resumen resultados Algoritmos por cargas teoría desequilibrios electromagnéticos

Los resultados obtenidos son casi perfectos mediante cualquiera de las tres técnicas de generación de los algoritmos de mantenimiento de los rodamientos del motor de inducción. La precisión en la predicción es prácticamente 100% y el tiempo de computación muy bajo, por lo tanto, los algoritmos son muy buenos para su implantación en la industria.

➤ TODOS LOS CASOS UNIFICADOS:

Con el fin de realizar el algoritmo más general posible, aquel que aúna todos los casos posibles, independientemente del tipo de carga o el tipo de alimentación. Se evalúa el algoritmo realizado para el mantenimiento predictivo de los rodamientos del motor de inducción para la regresión logística con regularización LASSO, la red neuronal y los SVM.



Figura 6.42 Matriz de confusión, LASSO, Red neuronal, SVM, TODO JUNTO. Teoría de desequilibrios electromagnéticos

En la tabla 6.16 se va a realizar un resumen de los resultados obtenidos para cada uno de los diferentes casos analizados, con todos los tipos de ensayos juntos, mediante la técnica de vibraciones mecánicas.

	LASSO ACCURACY (%)	LASSO TIEMPO (min)	RED NEURONAL ACCURACY (%)	RED NEURONAL TIEMPO (min)	SVM ACCURACY (%)	SVM TIEMPO (min)
JUNTO	100	8:31	92.74	9:43	96	5:02

Tabla 6.16 Resumen resultados Algoritmos todo junto teoría de desequilibrios electromagnéticos

6.3.3. VALIDACIÓN DE LA TEORÍA DE DESEQUILIBRIOS ELECTROMAGNÉTICOS

Se ha podido comprobar que la técnica de regresión logística con regularización LASSO proporciona buenos resultados mediante la teoría de vibraciones mecánicas y mediante la teoría de desequilibrios electromagnéticos, aunque los tiempos de computación son mejores con la teoría de desequilibrios electromagnéticos debido a que se analizan un número menor de frecuencias.

Para validar la teoría de desequilibrios electromagnéticos lo que se va a realizar es comparar los resultados que proporciona esta teoría mediante técnicas de generación de algoritmos como son las redes neuronales y los SVM, y compararlos con los resultados de la teoría de vibraciones mecánicas.

➤ TODOS LOS CASOS POR SEPARADO

	RED NEURONAL ACCURACY (%)	RED NEURONAL TIEMPO (min)	RED NEURONAL ACCURACY (%)	RED NEURONAL TIEMPO (min)	SVM ACCURACY (%)	SVM TIEMPO (min)	SVM ACCURACY (%)	SVM TIEMPO (min)
	TEORÍA VIBRACIONES MECÁNICA		TEORÍA DESEQUILIBRIOS ELECTROMAGNÉTICOS		TEORÍA VIBRACIONES MECÁNICA		TEORÍA DESEQUILIBRIOS ELECTROMAGNÉTICOS	
NC2 RED	95.71	10:55	98.57	0:03	91.40	2:02	98.57	0:12
NC2 WEG	92.86	10:23	97.14	0:03	71.40	3:12	100	0:12
NC2 AB1	95.71	14:08	100	0:03	91.40	2:54	100	0:13
NC2 AB2	94.29	16:07	97.14	0:03	90.00	2:36	100	0:13
NC2 AB3	84.29	13:01	98.57	0:03	57.10	3:27	100	0:13
NC2 AB4	87.14	32:58	98.57	0:03	82.90	3:06	100	0:12
NC1 RED	95.71	25:53	100	0:03	84.30	2:15	100	0:13
NC1 WEG	87.14	22:48	97.14	0:03	72.90	2:49	98.57	0:13
NC1 AB1	82.86	12:36	98.57	0:03	78.60	3:25	100	0:12
NC1 AB2	68.57	22:38	98.57	0:03	64.30	3:05	100	0:13
NC1 AB3	91.43	7:00	98.57	0:03	94.30	3:31	100	0:13
NC1 AB4	92.86	12:52	100	0:03	80.00	4:01	98.57	0:13

Tabla 6.17 Validación teoría desequilibrios electromagnéticos. Casos por separado

➤ CASOS SEPARADOS POR VARIADORES:

	RED NEURONAL ACCURACY (%)	RED NEURONAL TIEMPO (min)	RED NEURONAL ACCURACY (%)	RED NEURONAL TIEMPO (min)	SVM ACCURACY (%)	SVM TIEMPO (min)	SVM ACCURACY (%)	SVM TIEMPO (min)
	TEORÍA VIBRACIONES MECÁNICA		TEORÍA DESEQUILIBRIOS ELECTROMAGNÉTICOS		TEORÍA VIBRACIONES MECÁNICA		TEORÍA DESEQUILIBRIOS ELECTROMAGNÉTICOS	
RED	94.29	16:28	98.57	0:07	83.60	3:52	98.57	0:20
WEG	92.14	11:45	95	0:08	74.30	4:02	100	0:20
AB1	92.14	13:16	97.86	0:05	84.30	4:20	99.30	0:22
AB2	85.00	25:44	100	0:06	74.30	4:15	100	0:21
AB3	90.00	20:30	98.57	0:06	87.10	4:56	100	0:22
AB4	85.00	40:00	97.14	0:06	80.70	4:14	100	0:20

Tabla 6.18 Validación teoría desequilibrios electromagnéticos. Por variadores

➤ CASOS SEPARADOS POR CARGAS:

	RED NEURONAL ACCURACY (%)	RED NEURONAL TIEMPO (min)	RED NEURONAL ACCURACY (%)	RED NEURONAL TIEMPO (min)	SVM ACCURACY (%)	SVM TIEMPO (min)	SVM ACCURACY (%)	SVM TIEMPO (min)
	TEORÍA VIBRACIONES MECÁNICA		TEORÍA DESEQUILIBRIOS ELECTROMAGNÉTICOS		TEORÍA VIBRACIONES MECÁNICA		TEORÍA DESEQUILIBRIOS ELECTROMAGNÉTICOS	
NC1	85.71	33:56	95.71	2:41	73.60	8:02	98.30	2:02
NC2	90.24	31:12	94.29	2:37	82.60	7:39	100	2:11

Tabla 6.19 Validación teoría desequilibrios electromagnéticos. Por cargas

➤ TODOS LOS CASOS UNIFICADOS:

	RED NEURONAL ACCURACY (%)	RED NEURONAL TIEMPO (min)	RED NEURONAL ACCURACY (%)	RED NEURONAL TIEMPO (min)	SVM ACCURACY (%)	SVM TIEMPO (min)	SVM ACCURACY (%)	SVM TIEMPO (min)
	TEORÍA VIBRACIONES MECÁNICA		TEORÍA DESEQUILIBRIOS ELECTROMAGNÉTICOS		TEORÍA VIBRACIONES MECÁNICA		TEORÍA DESEQUILIBRIOS ELECTROMAGNÉTICOS	
JUNTO	85.36	33:46	92.74	9:43	70.80	24:51	96	5:02

Tabla 6.20 Validación teoría desequilibrios electromagnéticos. Todo junto

6.3.4. CONCLUSIONES DE LA TEORÍA DE DESEQUILIBRIOS ELECTROMAGNÉTICOS

Al comparar la teoría de vibraciones mecánicas y la teoría de desequilibrios electromagnéticos se puede observar que los resultados de la teoría de desequilibrios electromagnéticos proporcionan predicciones del estado del rodamiento del motor de inducción más fiables.

En cualquiera de los casos analizados la teoría de desequilibrios electromagnéticos nos proporciona precisiones de las predicciones superiores a 92% usando cualquiera de las técnicas de generación de algoritmos utilizadas en este trabajo fin de master. Los tiempos de computación en cualquiera de los casos son muy buenos con lo que aplicando la teoría de desequilibrios electromagnéticos se corrige el problema del tiempo de computación que se ha producido con las demás teorías.

Por lo tanto, se concluye con que la teoría de desequilibrios electromagnéticos es robusta, ya que realiza predicciones con una alta probabilidad de acierto, es rápida, ya que los tiempos de computación son bajos, y es flexible ya que permite el uso de diferentes técnicas de generación de algoritmos, Machine Learning, sin perder precisión y en un tiempo de computación adecuado.

CAPÍTULO 7

INTEGRACIÓN EN LA INDUSTRIA

Los claros avances que se están produciendo en la actividad industrial en nuestros días, gracias a la revolución industrial 4.0, hacen que la competitividad entre las empresas crezca, sobreviviendo aquellas que se adaptan mejor a los cambios. Ya no vale haber sido el mejor produciendo un producto o dando un servicio, sino que se debe prever las futuras demandas de la sociedad y ser capaces de producirlas de manera competitiva.

La reducción de todos los costes que no están asociados a la generación de valor del producto que fabrica nuestra empresa es esencial, ya que esa disminución en el margen de ganancias puede hacer que nuestros competidores se impongan y nos quiten cota de mercado.

En la actualidad, la filosofía de producción Lean Manufacturing se está imponiendo gracias a que intenta eliminar los desperdicios que no generan valor ni el producto ni a la empresa, centrándose en aquello que el cliente quiere y en cómo fabricarlo mediante el gran valor que aportan sus trabajadores.

Es por ello, que toda la maquinaria industrial debe estar siempre en perfectas condiciones de producción, fallando lo mínimo posible, y prediciendo el momento del fallo para poder gestionar la situación adecuadamente. Un control total de los equipos

mediante la rápida gestión de datos y la rápida gestión de todos los medios ya sean personas o maquinas, nos dará una gran ventaja frente a nuestros competidores industriales.

Esta rápida gestión de los medios industriales, hace que se pueda gestionar la producción de tal modo que sea lo más ajustada posible, disminuyendo los stocks al mínimo entregando al cliente el producto siempre a tiempo.

La entrega a tiempo y la disminución de costes no asociados al producto, hace que se pueda invertir el dinero en la mejora del producto y la innovación de nuevos productos para así ir aumentando la satisfacción del cliente de cara a la compra de los productos de nuestra empresa.

Mediante nuestro sistema de mantenimiento de los rodamientos de los motores de inducción, el departamento de mantenimiento podrá determinar de manera sencilla el momento exacto en el que tendrá que sustituir los rodamientos del motor de inducción mediante una gestión de la información rápida y eficaz. Esto hace que se puedan gestionar las personas de forma eficiente y segura, y se disminuya los stocks de rodamientos en el almacén disminuyendo los costes de tener material parado, los costes del departamento de mantenimiento y los costes debidos a un paro inesperado de las líneas de producción.

A continuación, se va a detallar el software creado para la gestión de los datos en el mantenimiento predictivo de los rodamientos en los motores de inducción y las ventajas que tiene su uso para los diferentes departamentos de nuestra empresa.

7.1. SOFTWARE DE GESTIÓN DE DATOS

Teniendo en cuenta que la industria cada vez está más informatizada y que los empleados cada vez más acostumbrados a trabajar con equipos informáticos, se hace necesario crear un software con el que el personal de mantenimiento sea capaz de utilizar los progresos hechos en este Trabajo Fin de Master para el diagnóstico de los rodamientos de los motores eléctricos de inducción.

La interface gráfica creada se ha realizado con la herramienta GUIDE del software utilizado para analizar los datos, Matlab R2015a. En la figura 7.1 se puede observar la pantalla principal de la interface gráfica.

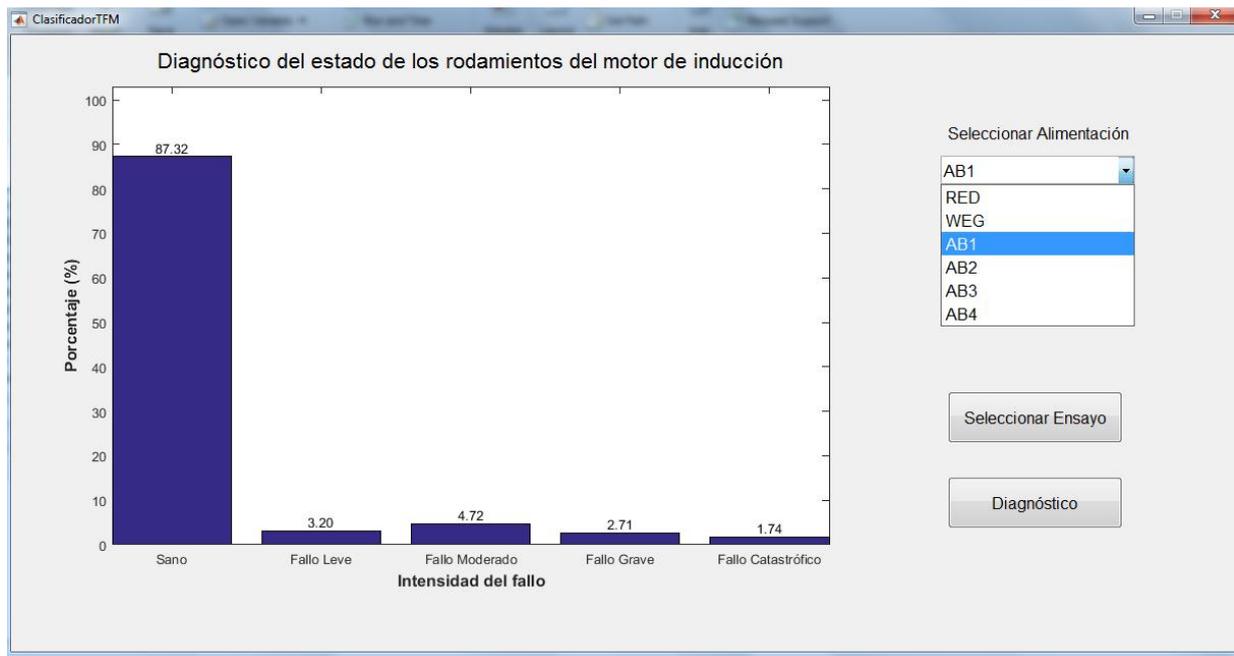


Figura 7.1 Interface gráfica para el diagnóstico del estado del rodamiento en motores de inducción

La interface gráfica es muy simple, en la parte central izquierda, se puede ver el diagnóstico realizado por nuestro algoritmo de evaluación del estado de los rodamientos de los motores de inducción. Como se puede observar, la gráfica nos da la probabilidad de que ocurra cada tipo de fallo. En el caso analizado en la figura 7.1, el estado del rodamiento que más probabilidad tiene que ocurra es el rodamiento sano con un 87.12%. mediante la visualización de la probabilidad de que ocurra cada tipo de fallo, se puede ver la tendencia del rodamiento, es decir, el rodamiento está sano, pero puede que esté cerca de tener un fallo leve, o como ocurre en el caso de la figura 7.1, el rodamiento está sano y está lejos de tener un fallo leve.

En la parte superior derecha, se tiene un desplegable donde se puede elegir el tipo de alimentación del motor ensayado, en este caso se pueden elegir los seis casos posibles analizados en este Trabajo Fin de Master RED, WEG, AB1, AB2, AB3 y AB4.

En la parte central derecha está el botón de seleccionar ensayo, si se pulsa este botón, nos llevará a un navegador donde se puede seleccionar la carpeta donde se almacenan los ensayos y seleccionar el ensayo que se quiera evaluar. En la figura 7.2 se puede observar cómo se puede navegar hasta la carpeta de selección de ensayos.

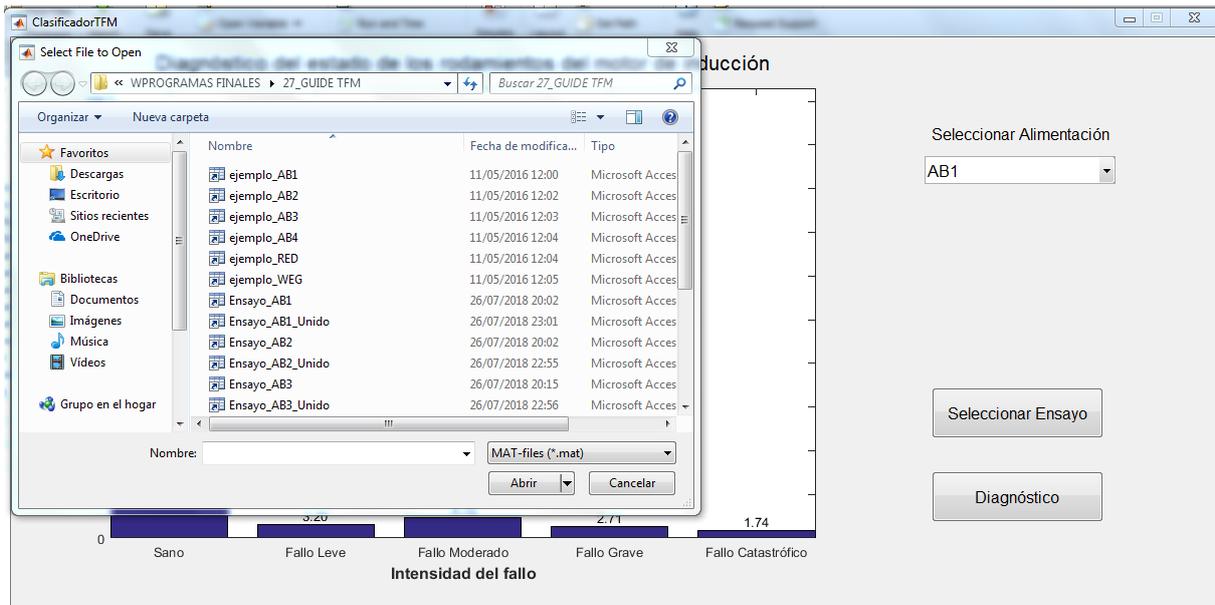


Figura 7.2 Navegador de selección de ensayos pulsando el botón seleccionar ensayo

Por último, está el botón de Diagnóstico, sirve para realizar el diagnóstico el estado de los rodamientos del motor de inducción. Cuando se pulsa se realiza en diagnóstico.

7.2. MEJORAS PROPORCIONADAS EN LA EMPRESA

La integración en la empresa del sistema de mantenimiento predictivo en los rodamientos del motor de inducción puede hacer que nuestra empresa sea más competitiva frente a sus competidoras, como ya se ha venido hablando a lo largo de este Trabajo Fin de Master. A continuación, se va a hablar de cómo puede ayudar a cada departamento a mejorar nuestro sistema.

DEPARTAMENTO DE MANTENIMIENTO:

El principal beneficiado es el departamento de mantenimiento, ya que el uso del software es directo. Mediante el diagnóstico del estado de los rodamientos con este sistema rápido y sencillo de utilizar, cualquier empleado, ya sea técnico u operario, puede hacerle participe en el uso de las nuevas tecnologías, lo cual aumenta su motivación ya que está aprendiendo y aportando valor para el avance de la empresa de forma directa.

El diagnóstico rápido, ayuda al jefe del departamento a gestionar el mantenimiento de las máquinas evitando los problemas más graves derivados del mal estado de los rodamientos del motor de inducción, maximizando la eficacia de los equipos a controlar. El coste de mantenimiento disminuye, al realizar los cambios en el momento exacto, maximizando el beneficio de la empresa, pudiendo invertir el dinero no gastado en la mejora de otros equipos o del proceso productivo.

DEPARTAMENTO DE COMPRAS:

El departamento de compras es beneficiado, ya que puede prever con antelación cuando puede ser necesario la sustitución del rodamiento para realizar los pedidos y no acumular un stock demasiado grande en el almacén. Cuando el estado del rodamiento sea de fallo leve, se pone en aviso al departamento de compras para que sepa que en poco tiempo debe tener en el almacén un rodamiento del tipo del que empieza a fallar, mejorando la transferencia de información de un departamento a otro.

DEPARTAMENTO DE PRODUCCIÓN:

El mayor beneficio que obtiene el departamento de producción es la no aparición de averías inesperadas que les pueda hacer parar la producción, pudiendo nivelar la producción a los requerimientos del cliente sin tener un gran stock de producto terminado.

Los objetivos de producción de la empresa se cumplirán más fácilmente ya que entre el departamento de mantenimiento y el de producción de pueden poner de acuerdo con antelación para fijar una fecha para la sustitución de los rodamientos en mal estado.

DEPARTAMENTO DE CALIDAD:

Para el departamento de calidad el beneficio obtenido está en que un rodamiento en mal estado puede hacer disminuir la calidad del producto fabricado debido a las vibraciones que puede transmitir el rodamiento a la pieza fabricada. El diagnóstico rápido del mal estado del rodamiento evita este problema.

Además, la entrega a tiempo y la mejora de la calidad del producto, hace aumentar la satisfacción del cliente por los productos de nuestra empresa, mejorando la relación entre el cliente y nuestra empresa.

DEPARTAMENTO DE RIESGOS LABORALES:

El sistema de detección de fallos en los rodamientos de los motores de inducción, tiene la ventaja de que la adquisición de los datos por parte del operario se puede hacer desde el subcuadro que alimenta al motor de inducción. Esto hace que el operario no se tenga que acercar a máquinas en movimiento, disminuyendo enormemente el riesgo de accidente laboral.

Como se ha podido observar, el control del estado de los rodamientos del motor de inducción mediante el análisis de la corriente estática, reporta grandes beneficios a la empresa del departamento de mantenimiento al departamento de riesgos laborales.

CAPÍTULO 8

CONCLUSIONES

Durante la realización de este Trabajo Fin de Master se ha utilizado diferentes técnicas de Machine Learning para la generación de algoritmos con el fin de crear un sistema que fuese capaz de diagnosticar el estado de los rodamientos de un motor de inducción a través del análisis en frecuencia de la corriente que alimenta al motor.

La gran dificultad que suscitaba era el bajo número de ensayos realizados al motor de inducción en comparación con las características analizadas por ensayo realizado. Es por ello, que las tres técnicas de Machine Learning que se utilizaron son, la regresión logística, que es la más clásica de las tres, con regularización para adaptarse al bajo número de ensayos. Las redes neuronales, es la que más se está usando en la actualidad. Las máquinas de vectores soportes, una técnica muy moderna.

Como se ha podido comprobar, a la hora de realizar una clasificación multiclase del estado de los rodamientos del motor de inducción, el realizar un filtrado previo aplicando la teoría de vibraciones mecánicas para la disminución del número de frecuencias a analizar, nos provoca una pérdida de información que se comienza a apreciar cuando se juntan diferentes tipologías de alimentación al motor y diferentes estados de las cargas que mueve el motor. En el caso más simple, todos los casos por separado, la única técnica

que se puede usar por precisión de acierto en la predicción es la regresión logística con regularización LASSO.

Como se preveía una pérdida de información por el filtrado mediante la teoría de vibraciones mecánicas, se decidió aplicar un análisis Big data a todo el espectro de frecuencia, y evidentemente la precisión de los algoritmos generados incremento considerablemente sobre todo cuando se unían diferentes casos de estudio. Por lo tanto, la teoría de vibraciones mecánicas se debía mejorar.

Para ello, aprovechando el carácter selectivo de la regularización LASSO, se obtuvieron las frecuencias más significativas que afectaban claramente al diagnóstico de los rodamientos del motor de inducción. Creando así la teoría de desequilibrios electromagnéticos. Con la teoría de desequilibrios electromagnéticos eliminábamos el problema de los grandes tiempos de computación del análisis Big Data, manteniendo el nivel de precisión de acierto de las predicciones del estado de los rodamientos del motor de inducción.

Además, para validar la teoría de desequilibrios electromagnéticos, frente a la teoría de vibraciones mecánicas, se realizó el análisis a todos los casos posibles, aplicando el filtrado de datos mediante la teoría de desequilibrios electromagnéticos mediante las tres técnicas de generación de algoritmos anteriores, regresión logística con regularización LASSO, redes neuronales, máquinas de vectores soporte. Los resultados fueron muy buenos ya que las precisiones de acierto fueron altísimas, en muchos casos del 100%, y los tiempos de computación fueron realmente bajos, con lo que su integración a nivel empresarial sería mucho más sencilla.

Por la tanto aplicar la teoría de desequilibrios electromagnéticos hace que los algoritmos de mantenimiento predictivo a los rodamientos de motores de inducción sean más robustos, debido a la mayor precisión de acierto en la predicción del estado de los rodamientos, sean más rápidos, ya que se analizan un número menor de frecuencias armónicas de la corriente de alimentación al motor mejorando los tiempos de computación, sean más flexibles, porque permite el uso de diferentes técnicas de generación de algoritmos de Machine Learning sin perder fiabilidad.

Además, la aplicación de Inteligencia Artificial a los motores de una fábrica, no es tan compleja, ya que el aprendizaje de un motor se lo puede transmitir a otro motor de igual características almacenando los datos tomados en la nube, trabajando de forma colaborativa entre ellos, disminuyendo el tiempo de toma de datos.

La gran ventaja del análisis de la corriente de alimentación al motor es que se realiza con el motor en funcionamiento sin tener que parar nada, funcionando la fábrica en una situación normal.

Finalmente se ha creado un software para el uso industrial. Se ha intentado que sea lo más simple posible para que lo pueda utilizar cualquier persona, independientemente de su nivel de conocimiento. Esta integración en la empresa permite mejorar la competitividad de la misma y de los diferentes departamentos dentro de ella.

- **PRINCIPALES APORTACIONES:**

- Análisis exhaustivo y determinación de diferentes técnicas de generación de algoritmos mediante Machine Learning aplicando diferentes teorías de filtrado de datos, así como, la determinación de la mejor de ellas para el mantenimiento predictivo de los rodamientos en motores de inducción.
- Creación de la teoría de desequilibrios electromagnéticos para realizar un filtrado previo a todo el espectro de frecuencias analizado, con el que se mejora la robustez, la rapidez y la flexibilidad de los algoritmos de Machine Learning creados para el diagnóstico del estado de los rodamientos de los motores de inducción.
- Generación de un software de diagnóstico del estado de los rodamientos del motor de inducción de fácil manejo para la integración de los resultados obtenidos al uso industrial.

- **LÍNEAS FUTURAS DE INVESTIGACIÓN:**
 - ✓ Se propone la aplicación de teoría de desequilibrios electromagnéticos al diagnóstico de otros elementos del motor de inducción como pueden ser las barras del rotor o el aislamiento del estator.
 - ✓ Se propone la realización del impacto económico y de competitividad entre empresas que apliquen un mantenimiento predictivo de los rodamientos del motor de inducción con este sistema y empresas que no lo apliquen.
 - ✓ Desarrollo de un programa de mantenimiento predictivo aplicado a una empresa donde se aplique la teoría de desequilibrios electromagnéticos y el software de diagnóstico de los rodamientos del motor de inducción, su impacto y funcionalidad.

CAPÍTULO 9

BIBLIOGRAFÍA

A continuación, se van a citar las referencias bibliográficas consultadas durante la realización de este trabajo Fin de Master

LIBROS:

- [1] Duque, O. y Pérez, M. (2005). Motores de inducción: técnicas de mantenimiento predictivo. Badajoz: @becedario.
- [2] Fraile, J. (2008). Maquinas eléctricas. (6ªed). Madrid: McGrawHill.
- [3] Haykin, S. (1999). Neural networks a comprehensive foundation. (2ªed). Hamilton: Pearson Prentice Hall.
- [4] Hernández, J.C. y Vizán, A. (2013). Lean manufacturing. Conceptos, técnicas e implementación. Escuela de organización industrial.

APUNTES DE ASIGNATURAS CURSADAS:

[5] Duque, O. y Moriño, D. (curso 2014/2015). Mantenimiento de instalaciones eléctricas. Grado en ingeniería eléctrica. Universidad de Valladolid.

ARTÍCULOS DE REVISTA:

[6] Tibshirani, R. (1996). Regression shrinkage and selection via the lasso. Journal of the Royal Statistical society, Serie B, 267 – 288.

[7] Zou, H. y Hastie, T. (2005). Regularization and variable selection via the elastic net. Journal of the Royal Statistical Society, Series B, 301 – 320.

TRABAJOS FIN DE GRADO:

[8] Del Pozo Gallego, C. (2016). Aplicación de técnicas de Machine Learning con regularización al diagnóstico de fallos en motores de inducción.

CURSOS REALIZADOS:

[9] Ng, A. (2015). Machine learning. Universidad de Stanford.

[10] Master en Mantenimiento Industrial. SEAS

DOCUMENTALES:

[11] Inteligencia artificial del programa El cazador de cerebros, Emitido en TVE el 17 de septiembre de 2017

NORMAS:

- [12] CEI 60034-7:1992/A1:2000. Equivalente nacional UNE-EN 60034-7/A1:2003. Maquinas eléctricas rotativas. Parte 7: Clasificación de los tipos de construcción, de las disposiciones de montaje y posición de la caja de bornes (código IM).
- [13] CEI 60034-12:2002 Equivalente nacional UNE-EN 60034-12:2003/A1:2008. Maquinas eléctricas rotativas. Parte 12: Características de arranque de los motores trifásicos de inducción de jaula con una sola velocidad.
- [14] CEI 60529:2001. Equivalente nacional UNE 20324:1993. Grados de protección proporcionados por las envolventes (Código IP).
- [15] NEMA MG-1. Motors and generators.

MANUALES Y CATÁLOGOS:

- [16] MATLAB, Creating Graphical user Interface. (R2015a) 2015.

PÁGINAS WEB:

- [17] NSK. Tipología de fallos en rodamientos. http://www.nskeurope.es/cps/rde/xchg/eu_es/hs.xsl/tipologia-de-fallos.html (consulta realizada el 13 de junio de 2018).
- [18] <http://www.monografias.com/trabajos-pdf5/disenoprograma-mantenimiento-predictivo-motor-electricos/disenoprograma-mantenimiento-predictivo-motor-electricos2.shtml> (consulta realizada el 11 de junio de 2018)
- [19] Flores, A. y López, R. Averías en los rodamientos y en las transmisiones (2014). <http://www.aficionadosalamecanica.com/hazlo-rodamientos.htm> (consulta realizada el 23 de marzo de 2016).
- [20] Alba, J.L. (2013) Curso de doctorado: Decisión, estimación y clasificación. <http://web.archive.org/web/20140801145654/http://www.gts.tsc.uvigo.es/~jalba/doctorado/SVM.pdf> (consulta realizada el 25 de abril de 2016)

[21] <http://www.motors-biz.com/news/newsList/881-4.html> (11 junio 2018).

[22] <http://www.testmotors.com/es/portfolio-item/deteccion-excentricidad-motor/>
(consulta realizada el 13 de junio de 2018)

[23] Hospital universitario Ramón y Cajal, Comunidad de Madrid.
http://www.hrc.es/bioest/roc_1.html (consulta realizada el 9 de julio de 2018)

ANEXO 1

BANCO DE ENSAYOS

En el anexo 1 se va a describir los elementos utilizados en la realización de los ensayos al motor de inducción y los elementos utilizados para la toma de datos de manera detallada.

A1.1 MOTOR DE INDUCCIÓN COMERCIAL.

En este trabajo fin de master se ha empleado un motor comercial de la marca SIEMENS que fueron oportunamente modificados para reproducir la avería objeto de estudio. Sus parámetros nominales se muestran en la Tabla A1.1. Una imagen del motor ensayado la podemos ver en la figura A1.1

Potencia nominal	0,75 kW
Tensión nominal	3x230/400 V
Conexión del estator	Estrella
Frecuencia nominal 50 Hz	50 Hz
Corriente nominal	1,9 A
Número de pares de polos	2
Velocidad nominal	1395 rpm
Denominación	3 ~ Mot 1LA7083-4AA10
Número de serie	UD 0601/70097477-12
Eficiencia	IE1
Índice de protección	IP55
Tamaño	80M IM B3
Clase térmica	ThcL F
Factor de Servicio	1,1

Tabla A1.1 Características del Motor ensayado

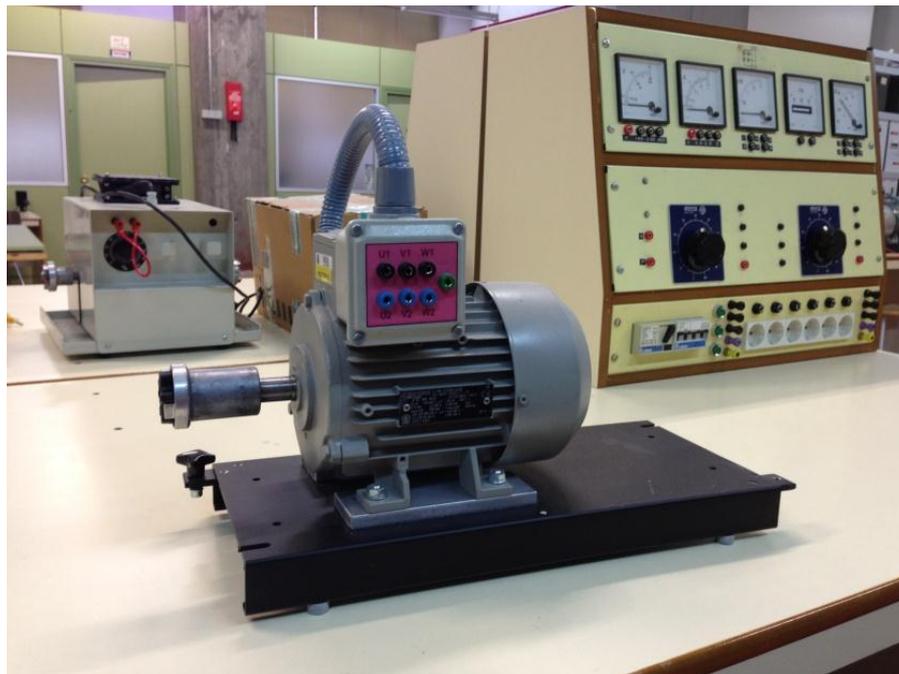


Figura A1.1 Motor de 750 W de Siemens.

A1.2 VARIADORES DE FRECUENCIA.

Para la realización de los ensayos y el control de velocidad del motor de inducción se han empleado los siguientes variadores de velocidad comerciales.

- **Variador PowerFlex 40 de Allen-Bradley:**

Potencia nominal	2,2 kW
Tensión y frecuencia de alimentación	3x380 - 480 V (48-63 Hz)
Tensión de salida	0 - 460 V
Corriente nominal	7,5 A
Frecuencia de salida	0 - 400 Hz
Corriente máx. de salida en continuo	6 A
Sobrecarga temporal (60 seg)	9 A
Denominación	22B-D6P0N104
Número de serie	BD6P0NOW8500204
Índice de protección	IP20

Tabla A1.2 Características del Variador PowerFlex 40 de Allen-Bradley



Figura A1.2 Variador de frecuencia PowerFlex 40 de Allen-Bradley.

- **Variador CFW-11 Vectrue inverter de WEG:**

Potencia nominal	2,2 kW
Tensión y frecuencia de alimentación	3x380 - 480 V (50/60 Hz)
Tensión de salida	0 - Tensión de Entrada V
Corriente nominal	3.5 A
Frecuencia de salida	0,1 - 300 Hz
Corriente máx. de salida en continuo	3.5 A
Sobrecarga temporal (60 seg)	5.25 A
Denominación	EUCFW110003T40FAZ
Número de serie	1018525712
Índice de protección	IP20

Tabla A1.3 Características del Variador WEG



Figura A1.3 Variador de frecuencia WEG CFW-11.

A1.3 FRENO Y UNIDAD DE CONTROL.

Para cargar el motor y simular un par resistente constante, se ha empleado un freno de polvo magnético de Lucas-Nülle.

Potencia nominal	1 kW
Tensión y frecuencia de alimentación	230 V 50 Hz
Par resistente	0 - 25 Nm
Velocidad de giro	0 - 6000 rpm
Denominación	SE 2662-5R

Tabla A1.4 Características del freno de polvo magnético Lucas- Nülle

El freno de polvo magnético va acompañado de una unidad de control, también de Lucas-Nülle, que permite fijar el valor del par resistente que ejerce el freno. Además, también incorpora unos indicadores de medida donde se muestra la velocidad de giro y el par resistente ejercido por el freno. Esta información no se ha empleado.

Tensión y frecuencia de alimentación	230 V 50 Hz
Denominación	SO 3213-7S

Tabla A1.5 Características de la unidad de control Lucas- Nülle



Figura A1.4 Freno de polvo magnético y unidad de control de Lucas-Nülle.

A1.4 SENSORES.

Para el registro de las diferentes magnitudes se han empleado los siguientes transductores o sensores. Estos sensores, con empaquetamiento PCB, se montaron sobre dos placas de diseño propio y construidas en el propio laboratorio.

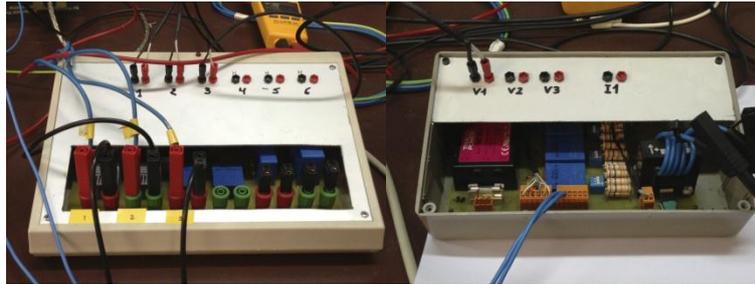


Figura A1.5 Tarjetas dedicadas con los transductores de efecto Hall de tensión y corriente.

- **TRANSDUCTORES DE CORRIENTE:**

Se han utilizado dos transductores de corriente de Honeywell y un tercero de LEM, todos basados en el efecto Hall.

- ✓ **TRANSDUCTOR DE CORRIENTE HONEYWELL**

Datos técnicos:

- Denominación: CSNE151
- Corriente primaria (valor máximo en continuo): ± 36 A
- Tensión primaria (AC y DC): 10-500 V.
- Corriente secundaria nominal: 25 mA (eficaces)
- Tensión de alimentación: ± 15 Vdc.
- Consumo de corriente: 10 (@ ± 15 V)+ Corriente secundaria mA.
- Ratio de conversión: 2500:1000
- Precisión: $\pm 0,5$ %
- Tiempo de respuesta: 1 μ s

- Empaquetamiento: PCB



Figura A1.6 Transductor de corriente de Honeywell.

✓ TRANSDUCTOR DE CORRIENTE LEM

Datos técnicos:

- Denominación: LA 25-NP
- Corriente primaria nominal: 25 mA (eficaces)
- Rango de medida: 0 .. ± 36 A
- Corriente secundaria nominal: 25 mA (eficaces)
- Tensión de alimentación: ± 15 V.
- Consumo de corriente: 10 + Corriente secundaria mA.
- Precisión: $\pm 0,5$ %
- Tiempo de respuesta: 1 μ s
- Ancho de Banda (-1 dB): DC .. 150 kHz
- Empaquetamiento: PCB

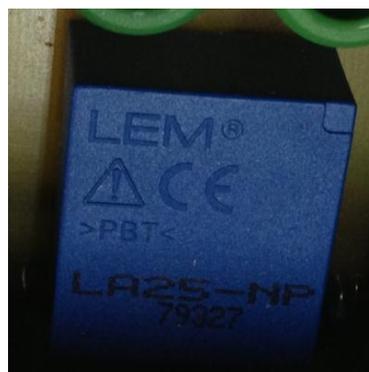


Figura A1.7 Transductor de corriente de LEM.

A1.5 SISTEMA DE ADQUISICIÓN DE DATOS.

El sistema de adquisición de datos se basó en una plataforma de National Instruments, que consiste en un sistema modular formado por:

- Chasis compacto: NI cDAQ-9174. Este chasis permite la conexión de hasta 4 módulos de E/S.
- Módulo de adquisición: NI 9215.



Figura A1.8 Sistema de adquisición de datos de National Instruments.

Chasis NI cDAQ-9174

- Denominación: 781157-01
- Número de serie: 14E8524.
- Alimentación: 9-30 V.
- Potencia máxima consumida: 15 W.
- Número de Contadores/Temporizadores: 4
- Resolución: 32 bits
- Interfaz de Bus: USB 2.0 de Alta Velocidad
- Transferencias de Datos de Alto Rendimiento: 7
- Número de ranuras: 4

Módulo NI 9215

- Denominación: 779011-01
- Número de serie: 199269A-1L 14C7DAA
- Tipos de Medida: Voltaje
- Tipo de Aislamiento: Aislamiento de Canal a Tierra
- Compatibilidad con RoHS Sí
- Entrada Analógica: Sí
- Canales: 4
- Canales Diferenciales: 4
- Resolución: 16 bits
- Velocidad de Muestreo: 100 kS/s
- Máx. Voltaje de Entrada Analógica: 10 V
- Rango de Voltaje Máximo: -10 V a 10 V
- Precisión Máxima del Rango de Voltaje: 0.003 V
- Muestreo Simultáneo: Sí
- Conector de E/S: Conectores BNC
- Temperatura de Operación: -40 a 70 °C

El sistema de adquisición se conecta vía USB 2.0 a un PC portátil, modelo 6717s de HP Compaq, que dispone de un procesador AMD Turion 64 con 4 GB de memoria RAM. El sistema operativo es Windows 7 Professional de 64 bits. El software que realiza la adquisición es Matlab, versión R2010. Los resultados de los ensayos se guardan en un archivo punto “mat” donde se almacena las señales medidas.



Figura A1.9 Ordenador portátil del sistema de adquisición de datos.

ANEXO 2

PROGRAMAS REALIZADOS PARA EL ENTRENAMIENTO DE DATOS

En este anexo se van a presentar los programas realizados para el procesado de datos y la obtención de los algoritmos de mantenimiento predictivo de los rodamientos del motor de inducción. Todos los programas se han realizado con el software informático Matlab R2015a

A2.1. CLASIFICACIÓN MULTICLASE MEDIANTE REGRESIÓN LOGÍSTICA CON REGULARIZACIÓN LASSO. TEORÍA MECÁNICA

En este apartado se va a exponer el código de programación realizado con Matlab R2015a de la clasificación multiclase mediante regresión logística con regularización aplicando la teoría mecánica de vibraciones.

```
% Clasificación multiclase utilizando el método all vs one, Regularización
LASSO, parallel computing

% Se va a realizar la clasificación multiclase de los datos que especifican
% un fallo en los rodamientos en los motores de inducción.
%
% -----
% PASO 1:
% Inicialización, CARGA Y PREPARACIÓN DE DATOS
clear all; clc; tic

%Nombre ficheros base
name = 'Datos_RED_NC2';
load(name);
name_xlx = strcat(name, '_Scores', '.xlsx');

% La clasificación se realizará de la siguiente manera:

% y = 0 =====> Rodamiento Sano.
% y = 1 =====> Fallo Leve.
% y = 2 =====> Fallo Moderado.
% y = 3 =====> Fallo Grave.
% y = 4 =====> Fallo Catastrófico.

% Se define el vector de resultados:
y = zeros(70,1);
y(1:20) = 0;
y(21:35) = 1;
y(36:50) = 2;
y(51:60) = 3;
y(61:70) = 4;

% Como se puede observar el número de ensayos realizados al motor de
% inducción fueron 70, distribuidos del siguiente modo:

% Rodamiento sano      =====> 20 ensayos.
% Fallo Leve           =====> 15 ensayos.
% Fallo Moderado       =====> 15 ensayos.
% Fallo Grave          =====> 10 ensayos.
% Fallo Catastrófico  =====> 10 ensayos.
```

```

% Ahora vamos a cargar los datos del estado de los rodamientos en una sola
% matriz para posteriormente poderla analizar. Dicha matriz contendrá:

% En la matriz con todos los datos denominada Xdatos se organizarán los
% datos de la siguiente manera:

%           BPF1  |  BPFO  |  BFTF  |  BSF
%           -----
% E0 ==> [  20x242 | 20x242 | 20x242 | 20x242 ]
%           |-----|
% E1 ==> |  15x242 | 15x242 | 15x242 | 15x242 |
%           |-----|
% E2 ==> |  15x242 | 15x242 | 15x242 | 15x242 |
%           |-----|
% E3 ==> |  10x242 | 10x242 | 10x242 | 10x242 |
%           |-----|
% E4 ==> [  10x242 | 10x242 | 10x242 | 10x242 ]

% dimensiones totales de la matriz 70x968

% La programación en matlab es la siguiente:
niveles = {'_E0'; '_E1'; '_E2'; '_E3'; '_E4'};
fallos = {'BPF1', 'BPFO', 'BFTF', 'BSF'};

% Cargamos todos los datos en un matrix de datos:
Xdatos = zeros(0,0);
for g=1:length(fallos)
    Xdatos2 = zeros(0,0);
    for a=1:length(niveles)
        data= eval(['fallos{g},niveles{a}']);
        data = data(3:end,:);
        Xdatos2 = [Xdatos2;data];
        clear data
    end

    Xdatos = [Xdatos,Xdatos2];
    clear Xdatos2
end

% A continuación se va a eliminar las columnas de datos correspondientes
% a aquellas frecuencias características de fallo en los motores que fueron
% captados por el sistema de adquisición de datos de forma defectuosa:

% Interpolamos o identificamos frecuencias donde la toma de datos del motor
% de inducción a sido defectuosamente tomados:
Xdatos = interpolar(Xdatos);

% Se Preparan los datos eliminando las columnas con valores NaN:
[m, n] = size(Xdatos);
k = ~isnan(Xdatos());
sum_noNaN = sum(k,1);
indNaN = find(sum_noNaN<m);
Xdatos(:, indNaN) = [];
clear k sum_noNaN indNaN;

% Como podemos observar la matriz Xdatos a disminuido el número de columnas

```

Anexo 2 Programas realizados para el entrenamiento de datos

```
% como predeciamos anteriormente.

% ;CUIDADO! también es posible que es número de columnas no se reduzca, eso
% se debe a que los datos tomados por el sistema de adquisición de datos
% fueron prácticamente bien tomados en su totalidad.

%
% PASO 2:
% En el siguiente paso se va a obtener los valores de los parámetros theta:
% La programación de la función lasso se hará en paralelo.

% definimos en las opciones que vamos a usar programación en paralelo:
parpool(2)
opts = statset('UseParallel',true);
% Definimos los valores de los parámetros lambda
lambdas=[0.0001,0.001,0.005,0.01,0.02,0.05,0.1,0.2,0.5];
%Preparamos la rotacion one-vs-all
for h=1:(max(y)+1)

    % asignamos el valor 1 al nivel de fallo que queramos evaluar
    ytrain = (y == (h-1));
    % hallamos los valores theta para el nivel de fallo "h" correspondiente
    [B,FitInfo] =
lassoglm(Xdatos,ytrain,'binomial','lambda',lambdas,'CV',70,'Options',opts);
    % Guardamos la información de que nos da la funcion lassoglm en una
    % Matriz:
    Informacion_func_lasso(h)=FitInfo; % Esto es importante para poder
comparar
    % cual es el valor de lambda que recomienda matlab y cual es el elegido
    % con nuestro criterio de accuracy, y matrices de confusión.
    % Añadimos el término independiente
    B=[FitInfo.Intercept;B];
    % Vamos creando la matriz de todos los theta para todos los niveles.
    all_theta(:,:,h) = B;
    clear B

end

delete(gcf('nocreate'));

%
% PASO 3: EVALUACIÓN DEL ALGORITMO Y OBTENCIÓN DE LOS MEJORES PARÁMTROS

% Primero vamos a determinar cual es el valor de lambda que recomienda
% Matlab mediante sus funciones internas, FitInfo.

for bb=1:max(y)+1
    Lambdas_sugeridos_Matlab(bb)=Informacion_func_lasso(bb).Lambda1SE;
end

[Lambda_sugerido_Matlab,Frec]=mode(Lambdas_sugeridos_Matlab);

%Añadimos la columna de unos a la matriz de datos para poder hacer nuestras
% predicciones:
Xdatos = [ones(size(Xdatos,1),1),Xdatos];

% Encontramos la posición donde se encuentra el mejor valor de lambda según
```

```
% Matlab
vector_pos_best_lambda_Matlab = find(lambdas==Lambda_sugerido_Matlab);
pos_best_lambda_Matlab = vector_pos_best_lambda_Matlab(end);

% Tenemos que crear un matrix auxiliar para poder multiplicar
% vectorialmente Xdatos por all_theta

for oom=1:size(all_theta,1)
    for uum=1:size(all_theta,3)
        auxiliar_Matlab(oom,uum)=all_theta(oom,pos_best_lambda_Matlab,uum);
    end
end

probabilidades_Matlab=sigmoid(Xdatos*auxiliar_Matlab);

% Clasificamos cada ensayo en el nivel que predigan el clasificador
[val_Matlab,pos_Matlab] = max(probabilidades_Matlab,[],2);
ypredicho_Matlab = pos_Matlab-1; % porque sano es y=0 y no y=1
% Hallamos el porcentaje de acierto del clasificador generado
accuracy_Matlab = sum(ypredicho_Matlab == y)./length(y)*100;

% Segundo, se evalua el algoritmo mediante los evaluadores seleccionados por
% nuestros criterio.

% Inicializamos para buscar el mejor valor de lambda mediante los
% indicadores elegidos por nosotros.
best_accuracy=0;

for k=1:length(lambdas)

    % Hallamos las probabilidades de cada ensayo de pertenecer a un nivel
de
    % fallo:

    % Tenemos que crear un matrix auxiliar para poder multiplicar
    % vectorialmente Xdatos por all_theta

    for oo=1:size(all_theta,1)
        for uu=1:size(all_theta,3)
            auxiliar(oo,uu)=all_theta(oo,k,uu);
        end
    end

    probabilidades(:, :, k) = sigmoid(Xdatos*auxiliar);

    % Clasificamos cada ensayo en el nivel que predigan el clasificador
    [val,pos] = max(probabilidades(:, :, k), [], 2);
    ypredicho(:, k) = pos-1; % porque sano es y=0 y no y=1
    % Hallamos el porcentaje de acierto del clasificador generado
    accuracy(k) = sum(ypredicho(:, k) == y)./length(y)*100;
```

```

    if accuracy(k) >= best_accuracy
        best_accuracy = accuracy(k);
        best_ypredicho = ypredicho(:,k);
        best_lambda = lambdas(k);
        pos_best_lambda = k;
        best_all_theta = auxiliar;
    end

end

% Hallamos la matriz de confusión con el valor de lambda sugerido por
% Matlab.
[C_Matlab, order_Matlab] = confusionmat(y, ypredicho_Matlab);

% Hallamos la matriz de confusión de nuestra predicción
[C, order] = confusionmat(y, best_ypredicho);

% Como el valor de lambda predicho por los indicadores elegidos por
% nosotros y los que utiliza la función FitInfo de Matlab deben coincidir,
% las matrices de confusión deberían ser las mismas.

%
% PASO 4: RECOGEMOS LOS VALORES PARA LOS LAMBDA RECOMENDADOS POR MATLAB
% Y PARA LOS LAMBDA RECOMENDADOS POR NUESTRO EVALUADOR PARA
% PODERLOS COMPARAR EN NUESTRA HOJA DE CÁLCULO.

% Escribimos los datos obtenidos en excel, con el fin de poder realizar una
% comparación sencilla.
xlswrite(name_xlx, {'Test Set'}, 'rodamientos', 'A1');
xlswrite(name_xlx, {'lambda'}, 'rodamientos', 'A2');
xlswrite(name_xlx, lambdas, 'rodamientos', 'B2');
xlswrite(name_xlx, {'Accuracy'}, 'rodamientos', 'A3');
xlswrite(name_xlx, accuracy, 'rodamientos', 'B3');
xlswrite(name_xlx, {'Accuracy_Matlab'}, 'rodamientos', 'A4');
xlswrite(name_xlx, accuracy_Matlab, 'rodamientos', 'B4');
xlswrite(name_xlx, {'Lambda_sugerido'}, 'rodamientos', 'A5');
xlswrite(name_xlx, lambdas(pos_best_lambda), 'rodamientos', 'B5');
xlswrite(name_xlx, {'Lambda_sugerido_Matlab'}, 'rodamientos', 'A6');
xlswrite(name_xlx, Lambda_sugerido_Matlab, 'rodamientos', 'B6');
xlswrite(name_xlx, {'Matriz de confusión'}, 'rodamientos', 'A8');
xlswrite(name_xlx, C(:, :), 'rodamientos', 'B8');
xlswrite(name_xlx, {'Matriz de confusión_Matlab'}, 'rodamientos', 'I8');
xlswrite(name_xlx, C_Matlab(:, :), 'rodamientos', 'J8');
xlswrite(name_xlx, {'Theta:'}, 'rodamientos', 'A16');
xlswrite(name_xlx, best_all_theta, 'rodamientos', 'B16');

```

A2.2. CLASIFICACIÓN MULTICLASE MEDIANTE REGRESIÓN LOGÍSTICA CON REGULARIZACIÓN LASSO. TODAS LAS FRECUENCIAS, BIG DATA.

En este apartado se va a exponer el código de programación con el que se realiza la clasificación multiclase mediante Matlab R2015a teniendo en cuenta todas las frecuencias del espectro, es decir, aplicando análisis Big Data, para la obtención del algoritmo de mantenimiento predictivo en los rodamientos del motor de inducción.

```

%% Clasificación multiclase utilizando el método all vs one, Regularización
LASSO, parallel computing
% Se va a realizar la clasificación multiclase de los datos que especifican
% un fallo en los rodamientos en los motores de inducción.

% Inicialización, CARGA Y PREPARACIÓN DE DATOS

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
clear all; clc
tic % inicializador de tiempo transcurrido

% Los archivos finalizados en NC1 --> baja carga
%                               NC2 --> plena carga

% RED ---> Alimentación directa desde la red
% WEG ---> Alimentación desde variador WEG
% AB1 ---> Alimentación desde variador Allen Bradley con una frecuencia de
la corriente de alimentación de 50 Hz y una frecuencia de conmutación de 4
kHz.
% AB2 ---> Alimentación desde variador Allen Bradley con una frecuencia de
la corriente de alimentación de 25 Hz y una frecuencia de conmutación de 4
kHz.
% AB3 ---> Alimentación desde variador Allen Bradley con una frecuencia de
la corriente de alimentación de 75 Hz y una frecuencia de conmutación de 4
kHz.
% AB4 ---> Alimentación desde variador Allen Bradley con una frecuencia de
la corriente de alimentación de 50 Hz y una frecuencia de conmutación de 5
kHz.

% Nombre fichero base:
Alimentacion = 'Datos_AB4_NC2';

% Se cargan datos en el workspace
load(Alimentacion);

```



```

%-----%
% Segundo, se evalua el algoritmo mediante los evaluadores seleccionados por
% nuestros criterio.
%-----%

% Antes de comenzar el bucle for se predefinen las matrices donde se va a
% guardar información para mejorar la velocidad de computación.
probabilidades = zeros(length(y),max(y)+1,length(lambdas));
ypredicho = zeros(length(y),length(lambdas));
accuracy = zeros(1,length(lambdas));

% Inicializamos para buscar el mejor valor de lambda mediante los
% indicadores elegidos por nosotros.
best_accuracy=0;

for k=1:length(lambdas)

    % Hallamos las probabilidades de cada ensayo de pertenecer a un nivel
de
    % fallo:

    % Tenemos que crear un matrix auxiliar para poder multiplicar
    % vectorialmente Xdatos por all_theta

    % Se predefine la matriz auxiliar para mejorar la velocidad de
    % compulación:
    auxiliar = zeros(size(all_theta,1),size(all_theta,3));

    for oo=1:size(all_theta,1)
        for uu=1:size(all_theta,3)
            auxiliar(oo,uu)=all_theta(oo,k,uu);
        end
    end

    probabilidades(:, :, k) = sigmoid(Xdatos*auxiliar);

    % Clasificamos cada ensayo en el nivel que predigan el clasificador
    [val,pos] = max(probabilidades(:, :, k), [], 2);
    ypredicho(:, k) = pos-1; % porque sano es y=0 y no y=1
    % Hallamos el porcentaje de acierto del clasificador generado
    accuracy(k) = mean(double(ypredicho(:, k) == y))*100;

    if accuracy(k)>=best_accuracy;
        best_accuracy = accuracy(k);
        best_ypredicho = ypredicho(:, k);
        best_lambda = lambdas(k);
        pos_best_lambda=pos;
        best_all_theta=auxiliar;
    end

end

% Se determina la matriz de confusión con el valor de lambda sugerido por
% Matlab.
[C_Matlab,order_Matlab] = confusionmat(y,ypredicho_Matlab);

```


A2.3. CLASIFICACIÓN MULTICLASE MEDIANTE REDES NEURONALES. TEORÍA DESEQUILIBRIOS ELECTROMAGNÉTICOS.

En este apartado se va a exponer el código de programación con el que se realiza la clasificación multiclase mediante Matlab R2015a teniendo en cuenta únicamente las frecuencias que nos dicta la teoría de desequilibrios electromagnéticos mediante la técnica de redes neuronales, para la obtención del algoritmo de mantenimiento predictivo en los rodamientos del motor de inducción.

```

%% Casificación multiclase utilizando el método RED NEURONAL, con 5 capas
% ocultas y 10 neuronas por capa.

% Inicialización, CARGA Y PREPARACIÓN DE DATOS

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%% CARGA DE DATOS %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
clear all; clc
tic % inicializador de tiempo transcurrido

% Los archivos finalizados en NC1 --> baja carga
%                               NC2 --> plena carga

% RED ---> Alimentación directa desde la red
% WEG ---> Alimentación desde variador WEG
% AB1 ---> Alimentación desde variador Allen Bradley con una frecuencia de
la corriente de alimentación de 50 Hz y una frecuencia de conmutación de 4
kHz.
% AB2 ---> Alimentación desde variador Allen Bradley con una frecuencia de
la corriente de alimentación de 25 Hz y una frecuencia de conmutación de 4
kHz.
% AB3 ---> Alimentación desde variador Allen Bradley con una frecuencia de
la corriente de alimentación de 75 Hz y una frecuencia de conmutación de 4
kHz.
% AB4 ---> Alimentación desde variador Allen Bradley con una frecuencia de
la corriente de alimentación de 50 Hz y una frecuencia de conmutación de 5
kHz.

% Nombre fichero base:
Alimentacion = 'Datos_AB1_NC1_Interesantes';

% Se cargan datos en el workspace
load(Alimentacion);
% Se prepara el nombre del archivo excel donde serán guardados los
% resultados:
name_xlsx = strcat(Alimentacion, '_Scores', '.xlsx');

```

```

% La clasificación se realizará de la siguiente manera:

% y = 0 =====> Rodamiento Sano.
% y = 1 =====> Fallo Leve.
% y = 2 =====> Fallo Moderado.
% y = 3 =====> Fallo Grave.
% y = 4 =====> Fallo Catastrófico.

% Se define el vector de resultados:
y = zeros(70,1);
y(1:20) = 0;
y(21:35) = 1;
y(36:50) = 2;
y(51:60) = 3;
y(61:70) = 4;

% Como se puede observar el número de ensayos realizados al motor de
% inducción fueron 70, distribuidos del siguiente modo:

% Rodamiento sano      =====> 20 ensayos.
% Fallo Leve           =====> 15 ensayos.
% Fallo Moderado       =====> 15 ensayos.
% Fallo Grave          =====> 10 ensayos.
% Fallo Catastrófico  =====> 10 ensayos.

% Ahora se va a cargar los datos del estado de los rodamientos en una sola
% matriz para posteriormente poderla analizar. Dicha matriz contendrá:

% Sus filas son los ensayos realizAdos ordenados al igual que el vector de
% soluciones y sus columnas son las amplitudes del espectro de la corriente
% de alimentación al motoR teniendo en cuenta únicamente las frecuencia
% que nos resultan interesantes siguiendo nuestra teoría de desequilibrios
% electromagnéticos.

Xdatos = DatosEspectroInteresantes;

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%      PREPARACIÓN DE DATOS      %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

% Se identifican y se interpolan las frecuencias donde la toma de datos
% del motor de inducción han sido tomados defectuosamente:
Xdatos = interpolar(Xdatos);

% Se eliminarán aquellas frecuencias del espectro cuyos datos mal tomados
% superen el 50%:
% Se Preparan los datos eliminando las columnas con valores NaN:
[m, n] = size(Xdatos);
v = ~isnan(Xdatos());
sum_noNaN = sum(v,1);
indNaN = find(sum_noNaN<m);
Xdatos(:, indNaN) = [];
clear v sum_noNaN indNaN;

% Como se puede observar la matriz Xdatos a disminuido el número de
% columnas

```

```
% como predeciamos anteriormente.

% ;CUIDADO! también es posible que es número de columnas no se reduzca, eso
% se debe a que los datos tomados por el sistema de adquisición de datos
% fueron prácticamente bien tomados en su totalidad.

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%% ENTRENAMIENTO DE DATOS %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% ;CUIDADO! el vector objetivo se salidas (y) se debe poner de la forma
% size(y) = [1 70]
y=y';

% ;CUIDADO! las columnas de la de datos a entrenar deben de ser los ensayos
Xdatos = Xdatos';

% Se crea la red neuronar de cinco capas y 10 neuronas por capa:
net = newff(Xdatos,y,[10 10 10 10 10],{'logsig'});

% Se entrena la red neuronal:
[net,tr] = train(net,Xdatos,y);

% Se prueba si la neurona funciona bien:
Sol_de_la_neurona = round(sim(net,Xdatos));

% Se obtiene la precisión del algoritmo:
Accuracy = sum(Sol_de_la_neurona == y)./length(y);

% Hallamos la matriz de confusión
[C,order] = confusionmat(y,Sol_de_la_neurona);

% Escribimos los datos obtenidos en excel.
xlswrite(name_xlx,{'Test Set'},'rodamientos','A1');
xlswrite(name_xlx,{'Accuracy'},'rodamientos','A2');
xlswrite(name_xlx,accuracy,'rodamientos','B2');
xlswrite(name_xlx,{'Matriz de confusión'},'rodamientos','A5');
xlswrite(name_xlx,C(:,:),'rodamientos','B5');
```

A2.4. CLASIFICACIÓN MULTICLASE MEDIANTE SUPPORT VECTOR MACHINES. TEORÍA DESEQUILIBRIOS ELECTROMAGNÉTICOS.

En este apartado se va a exponer el código de programación con el que se realiza la clasificación multiclase mediante Matlab R2015a teniendo en cuenta únicamente las frecuencias que nos dicta la teoría de desequilibrios electromagnéticos mediante la técnica de support vector machines, para la obtención del algoritmo de mantenimiento predictivo en los rodamientos del motor de inducción.

En la técnica de support vector machines se ha realizado mediante la aplicación integrada en Matlab R2015a, Classification Learner. En la figura A2.1 se puede observar la interface de la aplicación.

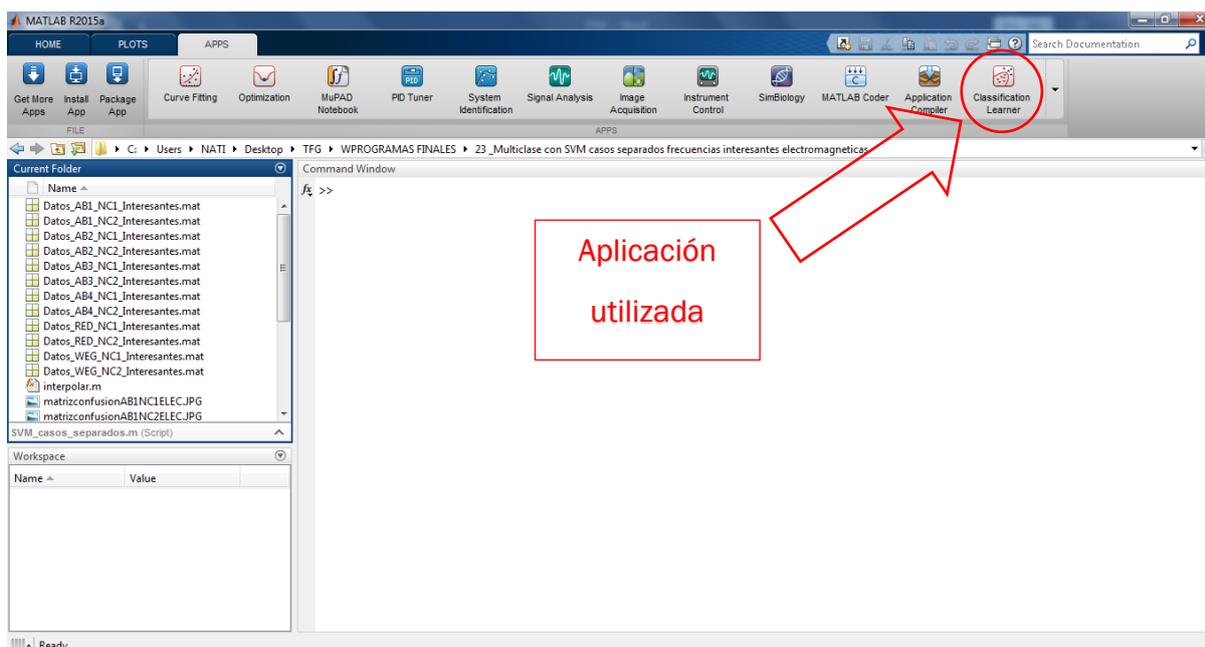


Figura A2.1 Aplicación Classification Learner

Posteriormente se deben importar los datos a analizar. Para ello se debe seleccionar que datos se quiere que sean entradas y que datos se quiere que sean salidas o resultados a nuestro problema. En nuestro caso concreto se usará las filas como variables, todas las columnas serán datos de entrenamiento salvo la última columna que serán las repuestas reales a los datos de entrenamiento y se aplicará cross validation. En la figura A2.2 se muestra un ejemplo de cómo se deben importar los datos.

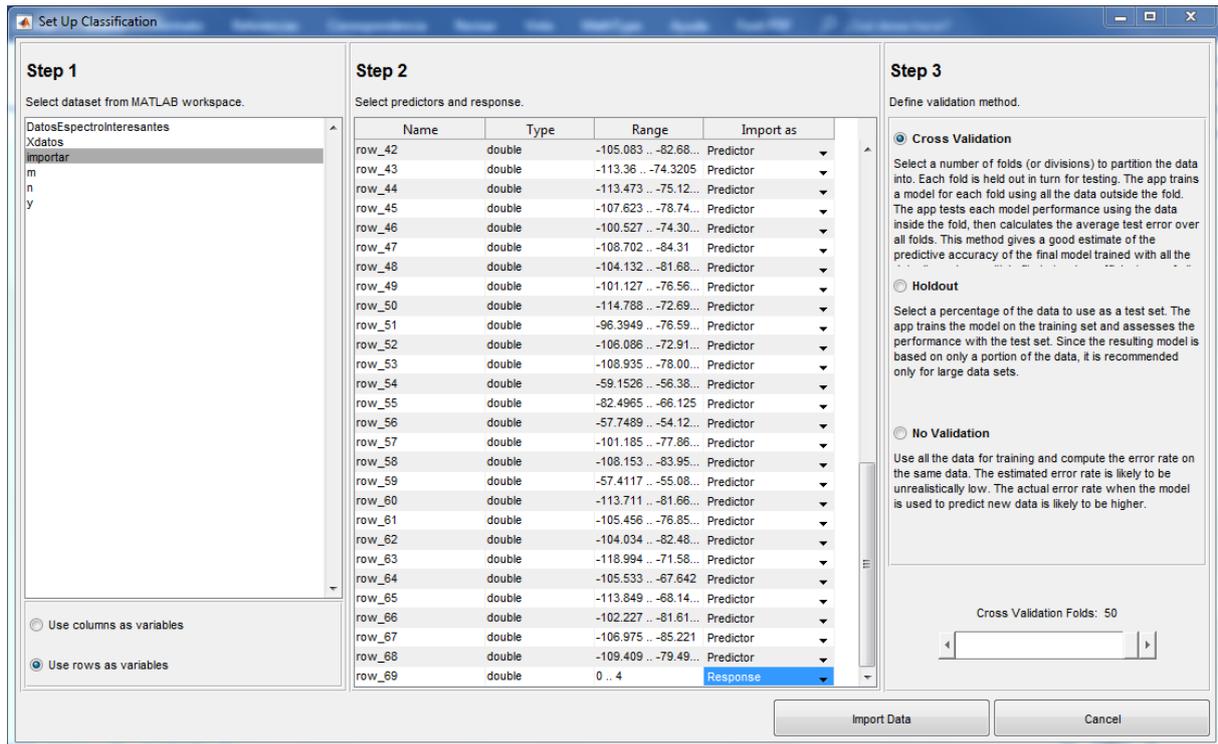


Figura A2.2 Importación de datos para SVM

Una vez importados los datos, se selecciona el método de entrenamiento, en nuestro caso SVM lineal, y se pulsa el botón train. Ya con los datos entrenados se puede obtener fácilmente la matriz de confusión y la curva ROC para evaluar el resultado del entrenamiento de los datos. En la figura A2.3 se muestra la matriz de confusión de unos de las situaciones de datos entrenados para el mantenimiento predictivo de los rodamientos del motor de inducción. En la figura A2.4 se muestra la curva ROC del mismo ejemplo de entrenamiento de datos anterior.

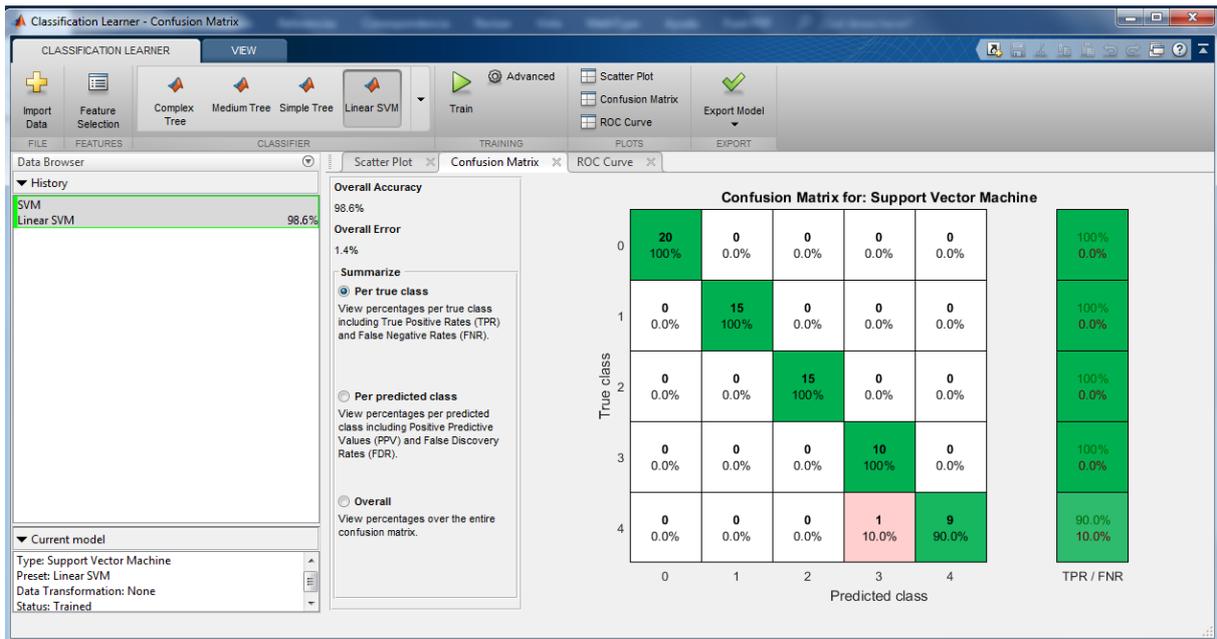


Figura A2.3 Matriz de confusión para el entrenamiento de datos mediante SVM

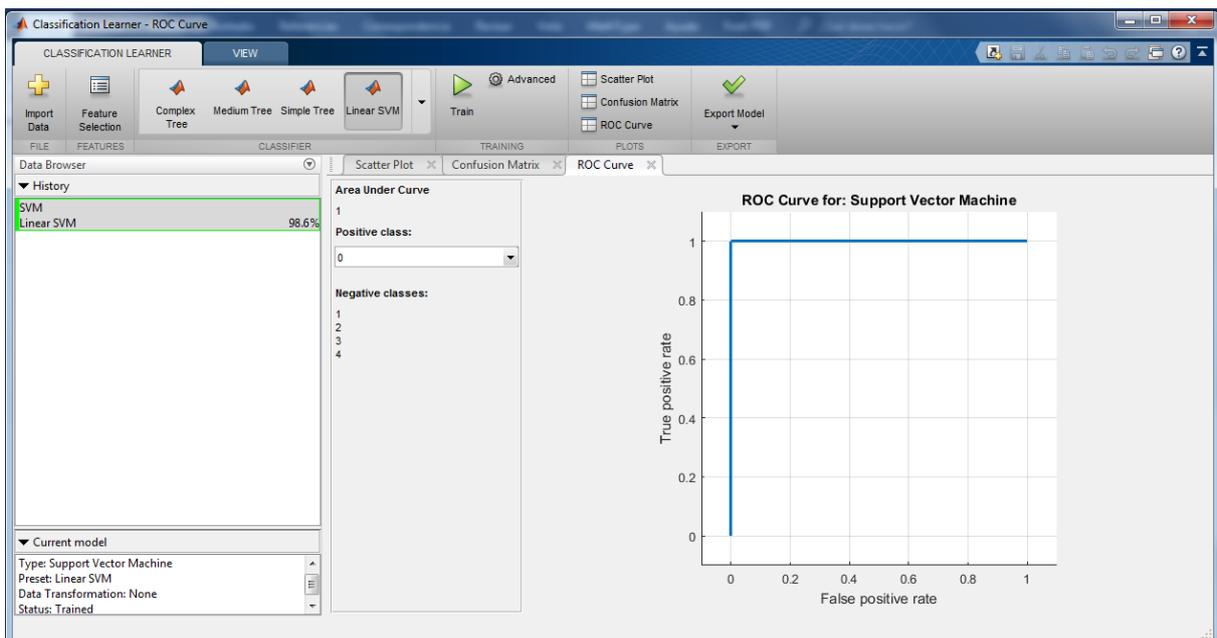


Figura A2.4 Curva ROC para el entrenamiento de datos mediante SVM

