

**DIAGNÓSTICO DE FALLOS EN CAJAS DE ENGRANAJES CON
BASE EN LA FUSIÓN DE DATOS DE SEÑALES DE VIBRACIÓN,
CORRIENTE Y EMISIÓN ACÚSTICA**

RENÉ VINICIO SÁNCHEZ LOJA

**UNIVERSIDAD PONTIFICIA BOLIVARIANA
ESCUELA DE INGENIERÍAS
DOCTORADO EN INGENIERÍA
MEDELLÍN
2018**

**DIAGNÓSTICO DE FALLOS EN CAJAS DE ENGRANAJES CON
BASE EN LA FUSIÓN DE DATOS DE SEÑALES DE VIBRACIÓN,
CORRIENTE Y EMISIÓN ACÚSTICA**

RENÉ VINICIO SÁNCHEZ LOJA

Tesis para optar al título de Doctor en Ingeniería

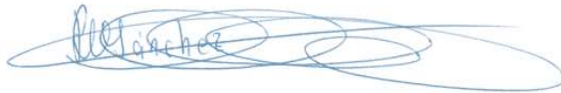
Director
Rafael Esteban Vásquez Moncayo
Doctor of Philosophy

UNIVERSIDAD PONTIFICIA BOLIVARIANA
ESCUELA DE INGENIERÍAS
DOCTORADO EN INGENIERÍA
MEDELLÍN
2018

DECLARACIÓN DE ORIGINALIDAD

“Declaro que esta tesis (o trabajo de grado) no ha sido presentada para optar a un título, ya sea en igual forma o con variaciones, en esta o cualquier otra universidad”.
Art. 82 Régimen Discente de Formación Avanzada, Universidad Pontificia Bolivariana.

Firma Autor:



DEDICATORIA

A mi familia...

AGRADECIMIENTOS

A mi director de tesis Profesor Rafael por sus consejos y amistad para hacer más llevadero este proceso. A los miembros del GIDTEC de la UPS, Pablo, Jean Carlo, Mariela, Diego, Cristian, Franco; a Christian, Iván, Edison, y David por realizar la parte experimental mediante sus trabajos de titulación. Al grupo de investigación A+D de la UPB por su acogida y siempre estar atentos en todo sentido, en especial a Santiago y David. A la Universidad Politécnica Salesiana por su soporte económico para cursar los estudios en la Universidad Pontificia Bolivariana, de manera especial al Vicerrector de la Universidad Politécnica Salesiana sede Cuenca Eco. César Vásquez. A los proyectos de investigación: 002-002-2016-03-03, 003-002-2016-03-03, y 007-008-2016-12-15 que fueron parte de esta tesis.

ÍNDICE

	Pág.
1.. Introducción	1
1.1.. Antecedentes	1
1.2.. Planteamiento del problema	3
1.3.. Objetivos	5
1.3.1.. Objetivo general	5
1.3.2.. Objetivos específicos	5
1.4.. Metodología	5
1.5.. Alcances	6
1.6.. Productos obtenidos	7
1.7.. Organización de la tesis	8
2.. Marco teórico y estado del arte	10
2.1.. Introducción al mantenimiento basado en la condición	10
2.2.. Adquisición de las señales de monitoreo de la condición	12
2.2.1.. Monitoreo de la condición	13
2.2.2.. Monitoreo de las vibraciones	13
2.2.3.. Monitoreo de las emisiones acústicas	14

2.2.4..	Monitoreo de la corriente eléctrica del motor	19
2.3..	Extracción de indicadores de condición	21
2.3.1..	Análisis en el dominio del tiempo	22
2.3.2..	Análisis en el dominio de la frecuencia	30
2.3.3..	Análisis en el dominio tiempo-frecuencia	34
2.4..	Selección de indicadores de condición	35
2.4.1..	Enfoques para la selección de indicadores	36
2.4.2..	Métodos de selección por ranqueo	37
2.4.2.1..	ReliefF.	37
2.4.2.2..	Chi-cuadrado.	37
2.4.2.3..	Ganancia de información.	37
2.4.3..	Escalamiento de atributos	38
2.4.3.1..	Estandarización.	38
2.4.3.2..	Normalización Min-Max.	38
2.5..	Clasificación	39
2.5.1..	Clasificador KNN	41
2.5.2..	Métricas de evaluación de clasificadores	42
2.5.2.1..	Matriz de confusión.	42
2.5.2.2..	Exactitud.	42
2.5.2.3..	Exactitud promediada.	43
2.5.3..	Entrenamiento de clasificadores por validación cruzada de K interacciones	43

2.6..	Fusión de datos	44
2.6.1..	Estructuras de la fusión de datos	44
2.6.1.1..	<i>Fusión de datos a nivel de señal.</i>	45
2.6.1.2..	<i>Fusión de datos a nivel de indicadores de condición.</i>	45
2.6.1.3..	<i>Fusión de datos a nivel de decisión.</i>	46
3..	Experimentación	48
3.1..	Descripción del funcionamiento del banco	48
3.2..	Adquisición de las señales de monitoreo de la condición	49
3.3..	Configuración de la experimentación	53
3.3.1..	Configuración del banco para pruebas con engranajes	53
3.3.2..	Configuración de los parámetros del banco	53
3.4..	Planes experimentales	55
3.5..	Plan experimental uno	55
3.5.1..	Descripción de la configuración	55
3.5.2..	Bases de datos plan experimental uno	57
3.5.2.1..	Fallos simulados para severidad.	57
3.5.2.2..	Bases de datos adquiridas plan experimental uno	61
3.6..	Plan experimental dos	63
3.6.1..	Descripción de la configuración	63
3.6.2..	Bases de datos plan experimental dos	65
3.6.2.1..	Fallos y multifallos simulados.	65

3.6.2.2..	Bases de datos adquiridas plan experimental dos.	69
4..	Implementación y evaluación de los sistemas de diagnóstico de fallos en cajas de engranajes	71
4.1..	Descripción de los sistemas de diagnóstico	71
4.2..	Adquisición y acondicionamiento de la señal	72
4.3..	Extracción de los indicadores de condición de las señales monitoreadas .	73
4.4..	Sistema de diagnóstico uno (SD1)	77
4.5..	Resultados del sistema de diagnóstico uno	79
4.5.1..	Resultados del SD1 para la base de datos del fallo de rotura	80
4.5.1.1..	Resultados del SD1 para la base de datos del fallo de rotura en el dominio del tiempo.	80
4.5.1.2..	Resultados del SD1 para base de datos del fallo de rotura en el dominio de la frecuencia.	85
4.5.1.3..	Resultados del SD1 para la base de datos del fallo de rotura en el dominio del tiempo y frecuencia.	86
4.5.2..	Resultados del SD1 para la base de datos del fallo de gripado	91
4.5.2.1..	Resultados del SD1 para la base de datos del fallo de gripado en el dominio del tiempo.	91
4.5.2.2..	Resultados del SD1 para base de datos del fallo de gripado en el dominio de la frecuencia.	95
4.5.2.3..	Resultados del SD1 para la base de datos del fallo de gripado en el dominio del tiempo y frecuencia.	95
4.5.3..	Resultados del SD1 para la base de datos del fallo de picadura	101

4.5.3.1..	Resultados del SD1 para la base de datos del fallo de picadura en el dominio del tiempo.	101
4.5.3.2..	Resultados del SD1 para base de datos del fallo de picadura en el dominio de la frecuencia.	104
4.5.3.3..	Resultados del SD1 para la base de datos del fallo de picadura en el dominio del tiempo y frecuencia.	107
4.5.4..	Resultados del SD1 para la base de datos del fallo de agrietamiento . .	110
4.5.4.1..	Resultados del SD1 para la base de datos del fallo de agrietamiento en el dominio del tiempo.	110
4.5.4.2..	Resultados del SD1 para base de datos del fallo de agrietamiento en el dominio de la frecuencia.	114
4.5.4.3..	Resultados del SD1 para la base de datos del fallo de agrietamiento en el dominio del tiempo y frecuencia.	116
4.5.5..	Resumen de resultados del SD1 para la severidad de los fallos para los sensores de vibración y emisión acústica	120
4.5.6..	Resultados del SD1 para la base de datos de 31 condiciones	124
4.5.6.1..	Resultados del SD1 para la base de datos de 31 condiciones en el dominio del tiempo.	124
4.5.6.2..	Resultados del SD1 para la base de datos de 31 condiciones en el dominio de la frecuencia.	129
4.5.6.3..	Resultados del SD1 para la base de datos de 31 condiciones en el dominio del tiempo y frecuencia.	130
4.6..	Sistema de diagnóstico dos (SD2)	135
4.7..	Resultados del sistema de diagnóstico dos	137
4.7.1..	Resultados del SD2 para la base de datos del fallo de rotura	138

4.7.2..	Resultados del SD2 para la base de datos del fallo de gripado	143
4.7.3..	Resultados del SD2 para la base de datos del fallo de picadura	148
4.7.4..	Resultados del SD2 para la base de datos del fallo de agrietamiento . .	153
4.7.5..	Resultados del SD1 para la base de datos del fallo de 31 condiciones .	159
4.8..	Comparación de los resultados de los SD1 y SD2	164
4.8.1..	Comparación de los resultados para el fallo de rotura	164
4.8.2..	Comparación de los resultados para el fallo de gripado	167
4.8.3..	Comparación de los resultados para el fallo de picadura	170
4.8.4..	Comparación de los resultados para el fallo de agrietamiento	173
4.8.5..	Comparación de los resultados para para la base de datos de 31 condiciones	176
4.8.6..	evaluación de SD1 con otras bases de datos	179
5..	Conclusiones y trabajos futuros	181
5.1..	Conclusiones	181
5.2..	Trabajos futuros	183
BIBLIOGRAFÍA		184
ANEXOS		213
A..	Resultados del SD1 para la base de datos del fallo de rotura	214
A.1..	Resultados del SD1 para el fallo de rotura en el dominio del tiempo . . .	214
A.2..	Resultados del SD1 para el fallo de rotura en el dominio de la frecuencia	219
A.3..	Resultados del SD1 para el fallo de rotura en el dominio del tiempo y frecuencia	223

B..	Resultados del SD1 para la base de datos del fallo de gripado	226
B.1..	Resultados del SD1 para el fallo de gripado en el dominio del tiempo . .	226
B.2..	Resultados del SD1 para el fallo de gripado en el dominio de la frecuencia	231
B.3..	Resultados del SD1 para el fallo de gripado en el dominio del tiempo y frecuencia	235
C..	Resultados del SD1 para la base de datos del fallo de picadura	239
C.1..	Resultados del SD1 para el fallo de picadura en el dominio del tiempo . .	239
C.2..	Resultados del SD1 para el fallo de picadura en el dominio de la frecuencia	243
C.3..	Resultados del SD1 para el fallo de picadura en el dominio del tiempo y frecuencia	247
D..	Resultados del SD1 para la base de datos del fallo de agrietamiento	252
D.1..	Resultados del SD1 para el fallo de agrietamiento en el dominio del tiempo	252
D.2..	Resultados del SD1 para el fallo de agrietamiento en el dominio de la frecuencia	257
D.3..	Resultados del SD1 para el fallo de agrietamiento en el dominio del tiempo y frecuencia	261
E..	Resultados del SD1 para la base de datos de 31 condiciones	267
E.1..	Resultados del SD1 para la base de datos de 31 condiciones en el dominio del tiempo	267
E.2..	Resultados del SD1 para la base de datos de 31 condiciones en el dominio de la frecuencia	272
E.3..	Resultados del SD1 para la base de datos de 31 condiciones en el dominio del tiempo y de la frecuencia	276
F..	Resultados del SD2 para la base de datos del fallo de rotura	280

G..	Resultados del SD2 para la base de datos del fallo de gripado	282
H..	Resultados del SD2 para la base de datos del fallo de picadura	284
I..	Resultados del SD2 para la base de datos del fallo de agrietamiento	286
J..	Resultados del SD2 para la base de datos de 31 condiciones	288

ÍNDICE DE FIGURAS

	Pág.
1. Enfoque de diagnóstico de fallos basado en modelos	11
2. Esquema del proceso de diagnóstico de fallos basado en datos para el MBC	11
3. Fusión a nivel de datos	45
4. Fusión de datos a nivel de indicadores	46
5. Fusión de datos a nivel de decisión	47
6. Configuración del banco para pruebas con engranajes	49
7. Sistema de adquisición de señales de MC	50
8. Configuración de la caja de en engranajes.	53
9. Configuración de la caja de engranes para el plan experimental uno	56
10. Configuración de la caja de engranajes para el plan experimental dos . . .	64
11. Esquema del proceso de diagnóstico de fallos basado en datos para el MBC	71
14. Proceso de extracción de indicadores de condición	74
16. Proceso metodológico implementado en el SD1 para la clasificación de fallos en cajas de engranajes mediante el ranqueo de los indicadores de condición	79
17. Exactitud de clasificación para los sensores A4, EA2, y C1 para el fallo de rotura	82

18.	Exactitud de clasificación para los IC en el dominio de la frecuencia para los sensores A4, EA1, y C1 para el fallo de rotura	86
19.	Exactitud de clasificación para los IC en el dominio del tiempo y de la frecuencia para los sensores A4, EA2, y C1 para el fallo de rotura	88
20.	Exactitud de clasificación para los IC en el dominio del tiempo para los sensores A4, EA2, y C1 para el fallo de gripado	92
21.	Exactitud de clasificación para los IC en el dominio de la frecuencia para los sensores A2, EA1, y C1 para el fallo de gripado	96
22.	Exactitud de clasificación para los IC en los dominios de tiempo y frecuencia para los sensores A4, EA2, y C1 para el fallo de gripado	98
23.	Exactitud de clasificación para los IC en el dominio del tiempo para los sensores A1, EA2, y C1 para el fallo de picadura	102
24.	Exactitud de clasificación para los IC en el dominio de la frecuencia para los sensores A3, EA1, y C1 para el fallo de picadura	106
25.	Exactitud de clasificación para los IC en el dominio de tiempo y de la frecuencia para los sensores A3, EA2, y C1 para el fallo de picadura	108
26.	Exactitud de clasificación para los IC en el dominio del tiempo para los sensores A2, EA1, y C1 para el fallo de agrietamiento	112
27.	Exactitud de clasificación para los IC en el dominio de la frecuencia para los sensores A4, EA1, y C1 para fallo de agrietamiento	116
28.	Exactitud de clasificación para los IC en el dominio del tiempo y de la frecuencia para los sensores A3, EA1, y C1 para fallo de agrietamiento . . .	118
29.	Localización de los sensores de vibración y emisión acústica para el plan experimental uno de severidad de fallos	121
30.	Resultados que superan el umbral de 96 % exactitud de clasificación en el dominio del tiempo de cada sensor para los diferentes fallos	122

31.	Resultados que superan el umbral de 96 % exactitud de clasificación fusionando los IC del dominio de tiempo y de la frecuencia de cada sensor para los diferentes fallos	123
32.	Variación del número de veces que superan el umbral de exactitud, al fusionar los IC del dominio de tiempo y de la frecuencia de cada sensor para los diferentes fallos	124
33.	Exactitud de clasificación de los IC en el dominio del tiempo para los sensores A4, EA1, y C1 para 31 condiciones	126
34.	Exactitud de clasificación de los IC en el dominio de la frecuencia para los sensores A1, EA2, y C1 para 31 condiciones	130
35.	Exactitud de clasificación de los IC en el dominio de tiempo y de la frecuencia para los sensores A4, EA1, y C1 para 31 condiciones	132
36.	Esquema del sistema de diagnóstico de fallos para engranajes mediante el enfoque de fusión a nivel de indicadores	137
37.	Exactitud de clasificación con los indicadores fusionados y ranqueados para el fallo de rotura	140
38.	Exactitud de clasificación con los indicadores fusionados y ranqueados para el fallo de gripado	145
39.	Exactitud de clasificación con los indicadores fusionados y ranqueados para el fallo de picadura	150
40.	Exactitud de clasificación con los indicadores fusionados y ranqueados para el fallo de agrietamiento	155
41.	Exactitud de clasificación con los indicadores fusionados y ranqueados para 31 condiciones	160

ÍNDICE DE TABLAS

	Pág.
1. Indicadores de condición en el dominio del tiempo	23
2. Indicadores de condición en el dominio de la frecuencia	31
3. Matriz de confusión de clasificación binaria	43
4. Características del sensor	50
5. Características cDAQ-9205	51
6. Características del acelerómetro	51
7. Características de la tarjeta NI cDAQ-9234	51
8. Características del sensor de EA	52
9. Características del preamplificador MITRAS	52
10. Características de la tarjeta 9223	52
11. Características del chasis NI 9188	52
12. Características de los engranajes	54
13. Datos de sensores	56
14. Especificaciones de los engranajes	57
15. Localización y descripción de fallo de agrietamiento	58
16. Localización y descripción de fallo de picadura	59

17.	Localización y descripción de fallo de gripado	60
18.	Localización y descripción de fallo de rotura	61
19.	Condiciones de carga velocidad y repeticiones	62
20.	Bases de datos	62
21.	Subconjuntos de las bases de datos del plan experimental uno	63
22.	Datos de sensores plan experimental dos	65
23.	Características de los engranajes plan experimental dos	65
24.	Localización de los fallos en la configuración de la caja de engranajes . . .	67
25.	Descripción de los fallos en engranajes rectos	68
26.	Descripción de los fallos en engranajes helicoidales	69
27.	Condiciones de carga velocidad y repeticiones	70
28.	Subconjuntos de las bases de datos por tipo de señal y sensor	74
29.	Indicadores en el dominio de tiempo (W_t) de las bases de datos por tipo de señal y sensor	75
30.	Indicadores en el dominio de la frecuencia (W_f) de las bases de datos por tipo de señal y sensor	76
31.	Indicadores extraídos en el dominio del tiempo y de la frecuencia ($W_t W_f$) de las bases de datos por tipo de señal y sensor	76
32.	Resultados que superan el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasifi- cación en el dominio del tiempo de cada sensor para el fallo de rotura . . .	81
33.	Repeticiones de los IC en el dominio del tiempo para la señal del sensor A4 para el fallo de rotura	83

34.	Repeticiones de los IC en el dominio del tiempo para la señal del sensor EA2 para el fallo de rotura	84
35.	Máxima exactitud de clasificación de cada sensor en el dominio de la frecuencia para el fallo de rotura	85
36.	Resultados que superan el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasificación fusionando el dominio de tiempo y de la frecuencia de cada sensor para el fallo de rotura	87
37.	Repeticiones de los IC para la señal de A4 en el dominio del tiempo y de la frecuencia para el fallo de rotura	89
38.	Repeticiones de los IC para la señal de EA2 en el dominio del tiempo y de la frecuencia para el fallo de rotura	90
39.	Resultados que superan el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasificación de cada sensor en el dominio del tiempo para el fallo de gripado	91
40.	Repeticiones de los IC en el dominio del tiempo para la señal del sensor A4 para el fallo de gripado	93
41.	Repeticiones de los IC en el dominio del tiempo para la señal del sensor EA2 para el fallo de gripado	94
42.	Máxima exactitud de clasificación de cada sensor en el dominio de la frecuencia para el fallo de gripado	95
43.	Resultados que superan el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasificación fusionando el dominio de tiempo y de la frecuencia para el fallo de gripado	97
44.	Repeticiones de los IC para la señal del sensor A4 en el dominio del tiempo y de la frecuencia para el fallo de gripado	99
45.	Repeticiones de los IC para la señal del sensor EA2 en el dominio del tiempo y de la frecuencia para el fallo de gripado	100

46.	Resultados que superan el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasificación de cada sensor en el dominio del tiempo para el fallo de picadura . .	101
47.	Repeticiones de los IC para la señal del sensor A1 en el dominio del tiempo para el fallo de picadura	103
48.	Repeticiones de los IC para la señal del sensor EA2 en el dominio del tiempo para el fallo de picadura	104
49.	Máxima exactitud de clasificación de cada sensor en el dominio de la frecuencia para el fallo de picadura	105
50.	Resultados que superan el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasificación fusionando el dominio de tiempo y de la frecuencia para el fallo de picadura	107
51.	Repeticiones de los IC para la señal del sensor A3 en el dominio del tiempo y de la frecuencia para el fallo de picadura	109
52.	Repeticiones de los IC para la señal del sensor EA2 en el dominio del tiempo y de la frecuencia para el fallo de picadura	110
53.	Resultados que superan el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasificación de cada sensor en el dominio del tiempo para el fallo de agrietamiento	111
54.	Repeticiones de los IC para la señal del sensor A2 en el dominio del tiempo para fallo de agrietamiento	113
55.	Repeticiones de los IC para la señal del sensor EA1 en el dominio del tiempo para fallo de agrietamiento	114
56.	Máxima exactitud de clasificación de cada sensor en el dominio de la frecuencia para fallo de agrietamiento	115
57.	Resultados que superan el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasificación fusionando el dominio de tiempo y de la frecuencia para fallo de agrietamiento	117

58.	Repeticiones de los IC para la señal del sensor A3 en el dominio del tiempo y de la frecuencia para fallo de agrietamiento	119
59.	Repeticiones de los IC para la señal del sensor EA1 en el dominio del tiempo y de la frecuencia para fallo de agrietamiento	120
60.	Resultados que superan el umbral de 94 % y la máxima exactitud de clasificación de cada sensor en el dominio del tiempo para 31 condiciones	125
61.	Repeticiones de los IC para la señal del sensor A4 en el dominio del tiempo para 31 condiciones	127
62.	Repeticiones de los IC para la señal del sensor EA1 en el dominio del tiempo para 31 condiciones	128
63.	Resultados que superan el umbral de 94 % y la máxima exactitud de clasificación de cada sensor en el dominio de la frecuencia para 31 condiciones .	129
64.	Resultados que superan el umbral de 94 % y la máxima exactitud de clasificación fusionando el dominio de tiempo y de la frecuencia para 31 condiciones	131
65.	Repeticiones de los IC para la señal del sensor A4 en el dominio del tiempo y de la frecuencia para 31 condiciones	133
66.	Repeticiones de los IC para la señal del sensor EA1 en el dominio del tiempo y de la frecuencia para 31 condiciones	134
67.	Resultados del SD2 que superan el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasificación para los vectores fusionados ranqueados del fallo de rotura	139
68.	Repeticiones de los IC para la base de datos del fallo de rotura con la fusión de indicadores en el dominio del tiempo	141
69.	Resultados del SD2 para la base de datos del fallo de rotura con la fusión de indicadores en el dominio de la frecuencia	142
70.	Resultados del SD2 para la base de datos del fallo de rotura on la fusión de indicadores en el dominio del tiempo y de la frecuencia	143

71.	Resultados del SD2 que superan el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasificación para los vectores fusionados ranqueados del fallo de gripado	144
72.	Repeticiones de los IC para la base de datos del fallo de gripado con la fusión de indicadores en el dominio del tiempo	146
73.	Resultados del SD2 para la base de datos del fallo de gripado con la fusión de indicadores en el dominio de la frecuencia	147
74.	Resultados del SD2 para la base de datos del fallo de gripado con la fusión de indicadores en el dominio del tiempo y de la frecuencia	148
75.	Resultados del SD2 que superan el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasificación para los vectores fusionados ranqueados del fallo de picadura	149
76.	Repeticiones de los IC para la base de datos del fallo de picadura con la fusión de indicadores en el dominio del tiempo	151
77.	Resultados del SD2 para la base de datos del fallo de picadura con la fusión de indicadores en el dominio de la frecuencia	152
78.	Resultados del SD2 para la base de datos del fallo de picadura con la fusión de indicadores en el dominio del tiempo y de la frecuencia	153
79.	Resultados del SD2 que superan el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasificación para los vectores fusionados ranqueados para el fallo de agrietamiento	154
80.	Repeticiones de los IC para la base de datos del fallo de agrietamiento con la fusión de indicadores en el dominio del tiempo	156
81.	Resultados del SD2 para la base del fallo de agrietamiento con la fusión de indicadores en el dominio de la frecuencia	157
82.	Resultados del SD2 para la base de datos del fallo de agrietamiento con la fusión de indicadores en el dominio del tiempo y de la frecuencia	158

83.	Resultados del SD2 que superan el umbral de 94 % y la máxima exactitud de clasificación para los vectores fusionados ranqueados para la base de datos de 31 condiciones	159
84.	Repeticiones de los IC para la base de datos de 31 condiciones con la fusión de indicadores en el dominio del tiempo	161
85.	Resultados del SD2 para la base de datos de 31 condiciones con la fusión de indicadores en el dominio de la frecuencia	162
86.	Resultados del SD2 para la base de datos de 31 condiciones con la fusión de indicadores en el dominio del tiempo y de la frecuencia	163
87.	Resumen de los resultados del SD1 que superan el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasificación del fallo de rotura	165
88.	Resultados del SD2 que superan el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasificación para los vectores fusionados ranqueados del fallo de rotura	166
89.	Resumen de los resultados del SD1 que superan el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasificación del fallo de gripado	168
90.	Resultados del SD2 que superan el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasificación para los vectores fusionados ranqueados del fallo de gripado	169
91.	Resumen de los resultados del SD1 que superan el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasificación del fallo de picadura	171
92.	Resultados del SD2 que superan el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasificación para los vectores fusionados ranqueados del fallo de picadura	172
93.	Resumen de los resultados que superan el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasificación del fallo de agrietamiento	174
94.	Resultados del SD2 que superan el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasificación para los vectores fusionados ranqueados para el fallo de agrietamiento	175

95.	Resumen de los resultados que superan el umbral de 94 % y la máxima exactitud de clasificación de la base de datos de 31 condiciones	177
96.	Resultados del SD2 que superan el umbral de 94 % y la máxima exactitud de clasificación para los vectores fusionados ranqueados para la base de datos de 31 condiciones	178
A1.1.	Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo de las señales de vibración para el fallo de rotura	215
A1.2.	Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo de las señales de EA para el fallo de rotura	216
A1.3.	Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo de la señal de corriente para el fallo de rotura	217
A1.4.	Resumen de los IC para las señales de A1, A2, A3 y A4 en el dominio del tiempo para el fallo de rotura	217
A1.5.	Resumen de los IC para las señales de EA1, EA2 en el dominio del tiempo para el fallo de rotura	218
A1.6.	Resumen de los IC para la señal de corriente en el dominio del tiempo para el fallo de rotura	218
A2.1.	Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio de la frecuencia de las señales de vibración para el fallo de rotura	220
A2.2.	Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio de la frecuencia de las señales de EA para el fallo de rotura	221
A2.3.	Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio de la frecuencia de la señal de corriente para el fallo de rotura	221
A2.4.	Resumen de los IC para las señales de A1, A2, A3 y A4 en el dominio de la frecuencia para el fallo de rotura	222
A2.5.	Resumen de los IC para las señales de EA1, EA2 en el dominio de la frecuencia para el fallo de rotura	222

A2.6.Resumen de los IC para la señal de corriente en el dominio de la frecuencia para el fallo de rotura	222
A3.1.Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo y frecuencia de las señales de vibración para el fallo de rotura	223
A3.2.Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo y frecuencia de las señales de EA para el fallo de rotura	224
A3.3.Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo y frecuencia de la señal de corriente para el fallo de rotura	224
A3.4.Resumen de los IC para las señales de A1, A2, A3 y A4 en el dominio del tiempo y frecuencia para el fallo de rotura	225
A3.5.Resumen de los IC para las señales de EA1, EA2 en el dominio del tiempo y frecuencia para el fallo de rotura	225
A3.6.Resumen de los IC para la señal de corriente en el dominio del tiempo y frecuencia para el fallo de rotura	225
B1.1.Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo de las señales de vibración para el fallo de gripado	227
B1.2.Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo de las señales de EA para el fallo de gripado	228
B1.3.Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo de la señal de corriente para el fallo de gripado	228
B1.4.Resumen de los IC para las señales de A1, A2, A3 y A4 en el dominio del tiempo para el fallo de gripado	229
B1.5.Resumen de los IC para las señales de EA1, EA2 en el dominio del tiempo para el fallo de gripado	229
B1.6.Resumen de los IC para la señal de corriente en el dominio del tiempo para el fallo de gripado	230

B2.1.Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio de la frecuencia de las señales de vibración para el fallo de gripado	232
B2.2.Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio de la frecuencia de las señales de EA para el fallo de gripado	233
B2.3.Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio de la frecuencia de la señal de corriente para el fallo de gripado	233
B2.4.Resumen de los IC para las señales de A1, A2, A3 y A4 en el dominio de la frecuencia para el fallo de gripado	234
B2.5.Resumen de los IC para las señales de EA1, EA2 en el dominio de la frecuencia para el fallo de gripado	234
B2.6.Resumen de los IC para la señal de corriente en el dominio de la frecuencia para el fallo de gripado	234
B3.1.Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo y frecuencia de las señales de vibración para el fallo de gripado	235
B3.2.Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo y frecuencia de las señales de EA para el fallo de gripado	236
B3.3.Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo y frecuencia de la señal de corriente para el fallo de gripado	236
B3.4.Resumen de los IC para las señales de A1, A2, A3 y A4 en el dominio del tiempo y frecuencia para el fallo de gripado	237
B3.5.Resumen de los IC para las señales de EA1, EA2 en el dominio del tiempo y frecuencia para el fallo de gripado	237
B3.6.Resumen de los IC para la señal de corriente en el dominio del tiempo y frecuencia para el fallo de gripado	238
C1.1.Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo de las señales de vibración para el fallo de picadura	240

C1.2.Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo de las señales de EA para el fallo de picadura	241
C1.3.Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo de la señal de corriente para el fallo de picadura	241
C1.4.Resumen de los IC para las señales de A1, A2, A3 y A4 en el dominio del tiempo para el fallo de picadura	242
C1.5.Resumen de los IC para las señales de EA1, EA2 en el dominio del tiempo para el fallo de picadura	242
C1.6.Resumen de los IC para la señal de corriente en el dominio del tiempo para el fallo de picadura	242
C2.1.Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio de la frecuencia de las señales de vibración para el fallo de picadura	244
C2.2.Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio de la frecuencia de las señales de EA para el fallo de picadura	245
C2.3.Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio de la frecuencia de la señal de corriente para el fallo de picadura	245
C2.4.Resumen de los IC para las señales de A1, A2, A3 y A4 en el dominio de la frecuencia para el fallo de picadura	246
C2.5.Resumen de los IC para las señales de EA1, EA2 en el dominio de la frecuencia para el fallo de picadura	246
C2.6.Resumen de los IC para la señal de corriente en el dominio de la frecuencia para el fallo de picadura	246
C3.1.Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo y frecuencia de las señales de vibración para el fallo de picadura	248
C3.2.Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo y frecuencia de las señales de EA para el fallo de picadura	249

C3.3.Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo y frecuencia de la señal de corriente para el fallo de picadura	250
C3.4.Resumen de los IC para las señales de A1, A2, A3 y A4 en el dominio del tiempo y frecuencia para el fallo de picadura	250
C3.5.Resumen de los IC para las señales de EA1, EA2 en el dominio del tiempo y frecuencia para el fallo de picadura	251
C3.6.Resumen de los IC para la señal de corriente en el dominio del tiempo y frecuencia para el fallo de picadura	251
D1.1.Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo de las señales de vibración para el fallo de agrietamiento	253
D1.2.Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo de las señales de EA para el fallo de agrietamiento	254
D1.3.Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo de la señal de corriente para el fallo de agrietamiento	254
D1.4.Resumen de los IC para las señales de A1, A2, A3 y A4 en el dominio del tiempo para el fallo de agrietamiento	255
D1.5.Resumen de los IC para las señales de EA1, EA2 en el dominio del tiempo para el fallo de agrietamiento	255
D1.6.Resumen de los IC para la señal de corriente en el dominio del tiempo para el fallo de agrietamiento	256
D2.1.Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio de la frecuencia de las señales de vibración para el fallo de agrietamiento	258
D2.2.Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio de la frecuencia de las señales de EA para el fallo de agrietamiento	259
D2.3.Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio de la frecuencia de la señal de corriente para el fallo de agrietamiento	259

D2.4.Resumen de los IC para las señales de A1, A2, A3 y A4 en el dominio de la frecuencia para el fallo de agrietamiento	260
D2.5.Resumen de los IC para las señales de EA1, EA2 en el dominio de la frecuencia para el fallo de agrietamiento	260
D2.6.Resumen de los IC para la señal de corriente en el dominio de la frecuencia para el fallo de agrietamiento	260
D3.1.Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo y frecuencia de las señales de vibración para el fallo de agrietamiento	262
D3.2.Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo y frecuencia de las señales de EA para el fallo de agrietamiento	263
D3.3.Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo y frecuencia de la señal de corriente para el fallo de agrietamiento	264
D3.4.Resumen de los IC para las señales de A1, A2, A3 y A4 en el dominio del tiempo y frecuencia para el fallo de agrietamiento	265
D3.5.Resumen de los IC para las señales de EA1, EA2 en el dominio del tiempo y frecuencia para el fallo de agrietamiento	265
D3.6.Resumen de los IC para la señal de corriente en el dominio del tiempo y frecuencia para el fallo de agrietamiento	266
E1.1.Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo de las señales de vibración para la base de datos de 31 condiciones	268
E1.2.Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo de las señales de EA para la base de datos de 31 condiciones	269
E1.3.Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo de la señal de corriente para la base de datos de 31 condiciones	269
E1.4.Resumen de los IC para las señales de A1, A2, A3 y A4 en el dominio del tiempo para la base de datos de 31 condiciones	270

E1.5. Resumen de los IC para las señales de EA1, EA2 en el dominio del tiempo para la base de datos de 31 condiciones	270
E1.6. Resumen de los IC para la señal de corriente en el dominio del tiempo para la base de datos de 31 condiciones	271
E2.1. Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio de la frecuencia de las señales de vibración para la base de datos de 31 condiciones	273
E2.2. Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio de la frecuencia de las señales de EA para la base de datos de 31 condiciones	274
E2.3. Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio de la frecuencia de la señal de corriente para la base de datos de 31 condiciones	274
E2.4. Resumen de los IC para las señales de A1, A2, A3 y A4 en el dominio de la frecuencia para la base de datos de 31 condiciones	275
E2.5. Resumen de los IC para las señales de EA1, EA2 en el dominio de la frecuencia para la base de datos de 31 condiciones	275
E2.6. Resumen de los IC para la señal de corriente en el dominio de la frecuencia para la base de datos de 31 condiciones	275
E3.1. Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo y frecuencia de las señales de vibración para la base de datos de 31 condiciones	277
E3.2. Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo y frecuencia de las señales de EA para la base de datos de 31 condiciones . .	278
E3.3. Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo y frecuencia de la señal de corriente para la base de datos de 31 condiciones .	278
E3.4. Resumen de los IC para las señales de A1, A2, A3 y A4 en el dominio del tiempo y frecuencia para la base de datos de 31 condiciones	279
E3.5. Resumen de los IC para las señales de EA1, EA2 en el dominio del tiempo y frecuencia para la base de datos de 31 condiciones	279

E3.6.	Resumen de los IC para la señal de corriente en el dominio del tiempo y frecuencia para la base de datos de 31 condiciones	279
F1.	Ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para la fusión de indicadores en el dominio del tiempo para el fallo de rotura	280
F2.	Ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para la fusión de indicadores en el dominio de la frecuencia para el fallo de rotura	280
F3.	Ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para la fusión de indicadores en el dominio del tiempo y de la frecuencia para el fallo de rotura	281
G1.	Ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para la fusión de indicadores en el dominio del tiempo para el fallo de gripado	282
G2.	Ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para la fusión de indicadores en el dominio de la frecuencia para el fallo de gripado	283
G3.	Ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para la fusión de indicadores en el dominio del tiempo y de la frecuencia para el fallo de gripado	283
H1.	Ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para la fusión de indicadores en el dominio del tiempo para el fallo de picadura	284
H2.	Ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para la fusión de indicadores en el dominio de la frecuencia para el fallo de picadura	284
H3.	Ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para la fusión de indicadores en el dominio del tiempo y de la frecuencia para el fallo de picadura	285
I1.	Ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para la fusión de indicadores en el dominio del tiempo para e fallo de agrietamiento	286
I2.	Ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para la fusión de indicadores en el dominio de la frecuencia para e fallo de agrietamiento	287
I3.	Ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para la fusión de indicadores en el dominio del tiempo y de la frecuencia para e fallo de agrietamiento	287

J1.	Ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para la fusión de indicadores en el dominio del tiempo para la base de datos de 31 condiciones	288
J2.	Ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para la fusión de indicadores en el dominio de la frecuencia para la base de datos de 31 condiciones . . .	289
J3.	Ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para la fusión de indicadores en el dominio del tiempo y de la frecuencia para la base de datos de 31 condiciones	289

GLOSARIO

MCo: Mantenimiento Correctivo.

MP: Mantenimiento Preventivo.

MPd: Mantenimiento Predictivo.

MBC: Mantenimiento Basado en la Condición.

MCC: Mantenimiento Centrado en la Confiabilidad.

MC: Monitoreo de la Condición.

EA: Emisión Acústica.

AFCM: Análisis de Firma de Corriente de Motor.

SVM: *Support Vector Machine*.

KNN: *K-Nearest Neighbors*.

DF: Diagnóstico de fallos.

EMG: Electromiografía

RESUMEN

El mantenimiento basado en la condición recomienda realizar acciones de mantenimiento a partir de la información obtenida a través del monitoreo de la condición, la información se puede obtener de distintas señales como: vibración, emisión acústica, corriente, entre otras. La señal más utilizada para el monitoreo de la condición en cajas de engranajes es la señal de vibración, actualmente debido a los avances en la tecnología es factible tener varias señales al mismo tiempo, lo que permite tener más información simultánea para tomar decisiones. Adicionalmente, no siempre es posible detectar y/o diagnosticar todos los fallos a partir de la señal de vibración.

Bajo esta perspectiva, en la presente tesis se desarrollaron dos sistemas de diagnóstico. Para lo cual se realizó el levantamiento de cinco bases de datos: cuatro bases de datos de severidad en engranajes rectos con ocho niveles de severidad para cada tipo de fallo (rotura, agrietamiento, picadura y gripado de diente) y la quinta base de datos de 31 condiciones que combinó fallos en engranes rectos, helicoidales y rodamientos. Cada base de datos tiene cuatro señales de vibración, dos de emisión acústica y una de corriente; se levantaron en condiciones de laboratorio en una caja de engranajes acoplada a un motor, bajo tres condiciones diferentes de carga y tres velocidades (constantes) del motor; los fallos fueron generados artificialmente. A partir de las bases de datos adquiridas se extrajeron los indicadores de condición en el dominio del tiempo y en el dominio de la frecuencia de cada señal adquirida. En el sistema de diagnóstico uno se implementó una metodología para el ranqueo de los indicadores de condición provenientes de cada señal para clasificar fallos de las cinco bases de datos. Para los cuales se ranquearon los indicadores de condición extraídos de cada señal por medio de métodos de selección de indicadores tipo filtro, luego, estos indicadores son ingresados progresivamente a un clasificador KNN hasta obtener una exactitud de clasificación mayor al 96 %; esto permitió identificar que los indicadores de condición de las señales de emisión acústica lograron clasificar todas las bases de datos con el menor número de indicadores. En el sistema de diagnóstico dos se planteó que mediante el enfoque de fusión de datos

a nivel de indicadores es posible mejorar la exactitud en el diagnóstico de cajas de engranajes. El diagnóstico consistió en fusionar los indicadores, extraídos de las tres señales monitoreadas, en un solo vector, para luego realizar un proceso de selección de indicadores; a partir de esta selección se ingresaron los indicadores seleccionados a un clasificador KNN para evaluar qué indicadores y qué señales permiten clasificar los fallos de cada base de datos.

Los resultados obtenidos indican que la fusión de datos a nivel de indicadores ayuda a mejorar la clasificación para sistemas complejos como la base de datos de 31 condiciones, mientras para el diagnóstico de la severidad de fallos la mejor señal fue la señal de emisión acústica que logró clasificar con el menor número de indicadores de condición.

PALABRAS CLAVE:

Monitoreo de la condición, emisión acústica, fusión de datos, señal de corriente, señal de vibración.

ABSTRACT

Condition-based maintenance recommended maintenance actions based on the information obtained through condition monitoring, the information can be obtained from different signals such as: vibration, acoustic emission, current, among others. The most used signal for condition monitoring in gearboxes is the vibration signal, but nowadays, because of technological advances, it is feasible to use several signals at the same time, allowing us to make decisions with more information. Furthermore, it is not always possible to detect and/or diagnose all failures from the vibration signal, or there are circumstances that do not allow one to use a vibration sensor. Under this perspective, in this thesis, two fault diagnosis systems for gearboxes were developed. Five databases were created: four databases regarding severity in spur gears with eight levels of severity for each type of failure (breaking, cracking, pitting, and scuffing), and the fifth database combines spur and helical gears failures. These databases were created under laboratory conditions for a gearbox coupled to a motor, using three different load conditions and three constant speeds of the motor; the faults were generated artificially. Then, it was proposed to extract the condition indicators in time and frequency domains for each monitored signal from the acquired databases. From the acquired databases we extracted the condition indicators in time and frequency domains for each acquired signal.

In diagnostic system one, a methodology for ranking the condition indicators from each signal to classify failures of the five databases was implemented. The condition indicators extracted from each signal were ranked by means of filter type selection methods, then, these indicators were progressively entered into the KNN classifier until a classification accuracy greater than 96% was obtained; this allowed us to identify that the condition indicators of the acoustic emission signals reached the classification of all databases with the lowest number of indicators. Diagnostic system two was implemented by considering the data fusion approach at the level of indicators to improve the accuracy in the diagnosis of gearboxes. The diagnostic system consisted of merging

the indicators, extracted from the three monitored signals, into a single vector, to then carry out a process of selecting indicators; from this selection, the indicators were entered into a KNN classifier to evaluate which indicators and which signals allowed the classification of failures for each database.

The results indicate that the data fusion indicator level helps improving the classification for complex systems such as the database of 31 conditions, while for the diagnosis of the severity of failures the best signal was the acoustic emission signal which achieved classification with the lowest number of condition indicators.

KEYWORDS:

Condition monitoring, acoustic emission, data-fusion, current signal, vibration signal.

1.. INTRODUCCIÓN

1.1.. ANTECEDENTES

Las estrategias de mantenimiento de los sistemas industriales cumplen dos objetivos: aumentar la disponibilidad y seguridad de la planta, y reducir costos. Por lo tanto, la selección de una estrategia de mantenimiento adecuada tiene un impacto significativo en el logro de estos objetivos [1, 2]. El mantenimiento implica acciones preventivas y correctivas llevadas a cabo para mantener los sistemas industriales en la condición de funcionamiento deseada o para restaurarlos a esta condición; una estrategia de mantenimiento eficiente permite a las empresas aumentar su producción y reducir los costos, que pueden representar de 15 a 70 % de los costos totales de producción [3].

Las estrategias de mantenimiento se pueden categorizar en tres grupos: (i) Mantenimiento Correctivo (MCo), (ii) Mantenimiento Preventivo (MP) y (iii) Mantenimiento Predictivo (MPd) [2]. En sus inicios, las estrategias del mantenimiento consistían en un MCo, que se realizaba cuando se presentaba la falla; en este tipo de mantenimiento no es necesario una planificación debido a que no se tiene conocimiento del momento en que las fallas pueden ocurrir, por lo tanto, los problemas como el tiempo de parada de la máquina y los riesgos que pueden correr los operarios causan inconvenientes en todo el sistema de producción [4]. En los sistemas actuales se busca que el tiempo que dure la reparación sea mínimo y que el sistema vuelva a tener el mismo desempeño luego de la reparación [2, 5]. El MP puede ser considerado como la política más común de mantenimiento implementada actualmente en las industrias, los componentes son remplazados o reacondicionados con base en un tiempo fijo o se determina de acuerdo con la experiencia del uso del componente; con una estrategia de MP se incrementa la disponibilidad de equipo en el sistema de producción, pero también puede resultar costoso debido que los componentes pueden ser remplazados cuando todavía se encuentren en buen estado [2, 6, 7, 8]. El MPd es un enfoque preventivo avanzado donde se aplaza la acción de mantenimiento hasta que realmente sea necesaria, el objetivo de este enfo-

que es monitorear el sistema con el fin de detectar fallos en condiciones anormales de funcionamiento asociados a daños en el componente (denominados fallos) antes que el mismo deje de cumplir la función nominal esperada (denominada falla); esta estrategia de mantenimiento se puede implementar basándose en información extraída de índices periódicos de rendimiento, o monitoreo de la condición del sistema [2, 9]; la información indica la condición del componente o sistema. El objetivo principal del MPd es la prevención de fallas (el dispositivo deja de cumplir su función), permitiendo también que haya una operación energéticamente eficiente con mayor seguridad y disponibilidad de la planta, en consecuencia, la mayoría de las acciones del MPd se centran en los primeros signos de fallo y tomar las acciones de precaución; debido a que 99 % de las fallas o averías de las máquinas son precedidas por algunos indicadores de condición que se obtienen de la información extraída del monitoreo de la condición del sistema [10, 11]. En esencia, el MPd monitorea estas señales, constantemente o a intervalos determinados, para realizar el trabajo de mantenimiento necesario en el momento adecuado.

El mantenimiento predictivo se puede dividir en el Mantenimiento Centrado en la Confiabilidad (MCC) y el Mantenimiento Basado en la Condición (MBC) [4]. El MCC fue desarrollado originalmente en la industria aeronáutica, y su objetivo es mejorar los resultados con respecto a la fiabilidad del sistema y reducción de costos de interrupción [12].

El MBC es utilizado para reducir la incertidumbre de las actividades de mantenimiento y sirve de apoyo para la toma de decisiones sobre cuando realizar las acciones de mantenimiento con base en la información obtenida a través de monitoreo de la condición. Un programa de MBC efectivo puede reducir significativamente los costos de mantenimiento, disminuir el número de tareas de mantenimiento preventivo innecesarias programadas y eliminar riesgos asociados con las acciones de mantenimiento preventivo [5, 13, 14]. Algunas de las ventajas del MBC incluyen avisos antecedentes a la falla inminente y mayor precisión en la predicción de la falla, también ayuda en los procedimientos de diagnóstico, ya que permite asociar el fallo de componentes con la información recogida y procesada [15], por lo tanto, el MBC permite identificar y resolver los problemas por adelantado antes de que ocurra la falla, situación que es altamente deseada en la industria para equipos críticos [16]. El MBC consta de tres etapas fundamentales [5, 17]:

- Etapa 1. Adquisición de datos: es una etapa donde se deben obtener y almacenar las señales de monitoreo de la condición.

- Etapa 2. Procesamiento de datos: la información obtenida se maneja y se analiza para una mejor comprensión e interpretación de los datos, incluyendo la validación de las señales de los sensores, y fundamentalmente se extraen los indicadores de condición procedentes de las señales.
- Etapa 3. Toma de decisiones: se toman las acciones de mantenimiento con base en los resultados de diagnóstico y/o de pronóstico de fallos con base en la información procesada en la etapa anterior. El diagnóstico se refiere a la detección del fallo, es decir, determinar la presencia de la desviación no permitida de por lo menos un indicador de condición; seguido del aislamiento que indica qué componente tiene el fallo y la posterior identificación del fallo que estima su naturaleza [18].

Las cajas de engranajes son ampliamente utilizadas en las diversas industrias, esto debido a que son una de las maneras más eficientes para la transmisión de potencia en espacios reducidos entre ejes. Adicionalmente, tienen una capacidad de carga elevada y la relación de velocidad angular que permanece constante [19, 20]. Una falla inesperada en los engranajes puede causar pérdidas sustanciales de producción y daños catastróficos, por lo tanto, es esencial descubrir indicadores que permitan detectar el fallo en una etapa inicial o incipiente antes de que se convierta en una falla o avería. Es por esto que el monitoreo de condición y el diagnóstico de fallos han sido objeto de intensas investigaciones [21, 22]. Las fallas relacionadas con el componente engranaje comprenden el 60 % de las fallas de las cajas de engranajes, y el 24 % de las fallas de la caja de engranajes son causadas por un mantenimiento ineficaz [21]. Por lo tanto, para mejorar la fiabilidad de los sistemas de transmisión de engranajes y reducir los fallos no planificados, es necesario aplicar el monitoreo de la condición e implementar el MBC, en el cual se recomiendan las acciones de mantenimiento basadas en la información obtenida a través del monitoreo de la condición [23].

1.2.. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Los principales tipos de fallos que se presentan en los engranajes son: rotura de diente, agrietamiento, picadura y gripado [24, 25, 26]. La rotura de los dientes es el fallo más grave en una caja de engranajes, por lo que la detección temprana de agrietamiento que conduce la rotura súbita del diente es esencial [23, 27]; el fallo de picadura también puede

llevar a la rotura del diente por lo cual es importante detectarlo en una fase temprana de desarrollo [21, 28]; el fallo de gripado es el más común y es un fallo superficial inducido por las condiciones de alta temperatura, la carga, la velocidad, lubricación, el acabado superficial y la resistencia al engranaje [29, 30, 31]. En la industria, por lo general las cajas están cerradas para reducir el ruido que generan además para evitar el riesgo de lesiones debido a la alta velocidad de rotación, y para evitar la fuga de lubricante, por lo cual es complicado monitorear e inspeccionar directamente el estado de los engranajes sin detener el sistema [32]. Los diferentes tipos de fallos que pueden surgir en una caja de engranajes son complicados de detectar hasta que se llega a la falla o avería de la caja de engranajes, por lo cual las técnicas de monitoreo de condición permiten obtener diferentes señales que indiquen la condición de ésta. Señales de monitoreo de la condición tales como vibraciones [27, 33, 34, 35, 36, 37], corriente [38, 39, 40, 41] y emisiones acústicas [42, 43, 44, 45, 46, 47, 48], se han empleado para la detección temprana de fallos en cajas de engranajes para sistemas de diagnóstico en MBC. Aunque las tecnologías de monitoreo y diagnóstico de condición han avanzado [27], pocas investigaciones se han llevado a cabo evaluando tres técnicas de monitoreo de la condición para detectar fallos en engranajes [49, 50, 51, 52, 53, 54, 55], además con múltiples señales de monitoreo de la condición del mismo tipo de sensor o de diferentes sensores [56, 57] se puede aumentar la exactitud en el diagnóstico de fallos; este aumento en la exactitud conduce al aumento de la confiabilidad del sistema de diagnóstico de fallos [49].

Este trabajo está orientado hacia la clasificación de la severidad de fallos en cajas de engranajes rectos con base en el análisis de señales de corriente, vibración y emisiones acústicas, empleando técnicas de minería de datos, y al desarrollo de un sistema de diagnóstico de fallos empleando fusión de datos a nivel de indicadores de condición para una mayor exactitud en el diagnóstico de fallos en cajas de engranajes. Por lo tanto, se planteó la siguiente pregunta de investigación:

¿Es posible desarrollar un sistema de diagnóstico de fallos para cajas de engranajes basado en la fusión de datos de señales de corriente, vibración y emisiones acústicas en el dominio del tiempo y frecuencia para mejorar la exactitud en el diagnóstico?

1.3.. OBJETIVOS

1.3.1.. *Objetivo general*

- Desarrollar una metodología para el diagnóstico de fallos en cajas de engranajes con base en la fusión de datos de señales de vibración, corriente y emisión acústica.

1.3.2.. *Objetivos específicos*

- Caracterizar los elementos necesarios para el diagnóstico de fallos en cajas de engranajes que se basen en el enfoque de fusión de datos de las señales de corriente, vibración y emisión acústica.
- Establecer cinco bases de datos de señales de corriente, vibración, y emisión acústica; cuatro bases para severidad de cuatro tipos de fallos en engranajes rectos y una base con fallos en engranajes y rodamientos, a condiciones de carga y velocidad constante.
- Extraer los indicadores de condición en el dominio del tiempo y frecuencia de las bases de datos establecidas.
- Establecer una metodología para el ranqueo de indicadores de condición en el dominio del tiempo y frecuencia de señales de monitoreo de la condición para la clasificación de la severidad de cuatro tipos de fallos en engranajes rectos mediante la utilización de técnicas de minería de datos.
- Implementar y evaluar un sistema de diagnóstico de fallos para engranajes mediante el enfoque de fusión de datos de las señales de monitoreo de condición a nivel de indicadores empleando técnicas de minería de datos.

1.4.. METODOLOGÍA

La presente tesis se dividió en cuatro fases que se detallan a continuación.

- Fase I: se realizó una búsqueda y selección bibliográfica en las bases de datos especializadas sobre sistemas de diagnóstico de fallos en engranajes que se basen

en el análisis y fusión de las señales de corriente, vibración, y emisiones acústicas y que emplean técnicas de minería de datos para la clasificación.

- Fase II: se establecieron dos planes experimentales. El plan uno para levantar las cuatro bases de datos de cuatro fallos: picadura, rotura, gripado y agrietamiento del diente, cada fallo con ocho niveles de severidad. El plan dos para levantar fallos en engranajes rectos y helicoidales combinando fallos con rodamientos. Los dos planes se levantaron en un banco de pruebas de laboratorio, bajo condiciones reales controladas a tres cargas diferentes sobre la caja de engranajes, y tres velocidades constantes del motor acoplado a la caja de engranajes. Las señales de monitoreo que se adquirieron fueron vibración, emisión acústica y corriente.
- Fase III: las señales crudas de vibración, emisión acústica y corriente obtenidas de cada una de las cinco bases de datos se procesaron para que la señal pueda ser empleada en el clasificador. Cada señal se procesó en los dominios del tiempo y de la frecuencia, seguidamente se extrajeron los indicadores de condición de las señales.
- Fase IV: se diseñaron, implementaron y evaluaron dos sistemas para el diagnóstico de fallos en cajas de engranajes. El primer sistema es un proceso metodológico del ranqueo de los indicadores de condición para clasificación de fallos. El sistema dos, se implementó y evaluó un sistema de diagnóstico de fallos para engranajes mediante el enfoque de fusión de datos a nivel de indicadores. Para la evaluación de los dos sistemas de diagnóstico se emplearon las cinco bases de datos.

1.5.. ALCANCES

- Se desarrolló y evaluó una metodología para el ranqueo de los indicadores de condición en el dominio del tiempo y frecuencia de las señales de vibración, corriente y emisión acústica, para clasificar la severidad en ocho niveles de los fallos de: rotura, agrietamiento, picadura, y gripado de diente. Los fallos fueron creados artificialmente y la experimentación se realizó en el laboratorio de vibraciones de la Universidad Politécnica Salesiana sede Cuenca - Ecuador a tres condiciones de carga y tres velocidades constantes.
- Se implementó y evaluó un sistema de diagnóstico de fallos para engranajes mediante el enfoque de fusión de datos a nivel de indicadores para mejorar la exactitud

en el diagnóstico de fallos empleando técnicas de minería de datos. Se fusionaron los indicadores de las señales de vibración, corriente y emisión acústica. El sistema se evaluó con los datos de la experimentación que se realizó en el laboratorio de vibraciones de la Universidad Politécnica Salesiana sede Cuenca - Ecuador, los fallos fueron creados artificialmente y la experimentación se realizó a tres cargas y velocidades constantes.

1.6.. PRODUCTOS OBTENIDOS

- Dirección de tres trabajos de pregrado de la Carrera de Ingeniería Mecánica de la Universidad Politécnica Salesiana, sede Cuenca, Ecuador; el primer trabajo desarrollado por Ortiz y Pérez [58], denominado “Adquisición de señales vibracionales y emisiones acústicas combinando fallos en maquinaria rotativa y elaboración de guías de práctica sobre detección de fallos en engranajes por medio de emisiones acústicas”; el segundo desarrollado por Pacheco [59], denominado “Adquisición de señales de vibración y emisión acústica para el diagnóstico de severidad de fallos en maquinaria rotativa”; el tercer trabajo desarrollado por Chingal [60], titulado “Adquisición de señales de corriente del motor de inducción combinando fallos en la maquinaria rotativa y elaboración de una guía de práctica sobre detección de fallos por medio del AFCM”.
- Cuatro bases de datos de señales de corriente, vibración y emisión acústica de severidad de los fallos de picadura, rotura, gripado y agrietamiento de diente con ocho niveles de severidad para cada fallo.
- Una base de datos de 31 condiciones de señales de corriente, vibración y emisión acústica combinando fallos en engranajes rectos helicoidales y rodamiento.
- Un artículo publicado en revista indexada en SCOPUS:
R. V. Sánchez, P. Lucero, R. E. Vásquez, M. Cerrada, J.-C. Macancela, y D. Cabrera, “Feature ranking for multi-fault diagnosis of rotating machinery by using random forest and KNN”, *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, vol. 34, n.o 6, pp. 3463-3473, ene. 2018.
- Un artículo publicado y presentado en congreso internacional con memorias indexadas en SCOPUS:
R. V. Sánchez, P. Lucero, J. Macancela, M. Cerrada, R. E. Vásquez, y F.

Pacheco, “Multi-fault Diagnosis of Rotating Machinery by Using Feature Ranking Methods and SVM-based Classifiers”, *en 2017 International Conference on Sensing, Diagnostics, Prognostics, and Control (SDPC)*, 2017, pp. 105-110.

- Dos artículos aceptados para ser presentados en congresos internacionales con memorias indexadas en SCOPUS:

R. V. Sánchez, P. Lucero, R. E. Vásquez, M. Cerrada, D. Cabrera, “A comparative feature analysis for gear pitting level classification by using acoustic emission, vibration and current signals” , *a presentarse en 10th IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes, SAFEPROCESS 2018*.

R. V. Sánchez, P. Lucero, J. Macancela, M. Cerrada, D. Cabrera, R. E. Vásquez, y F. Pacheco, “Gear crack level classification by using KNN and time-domain features from acoustic emission signals under different motor speeds and loads”, *a presentarse en International Conference on Sensing, Diagnostics, Prognostics, and Control (SDPC)*, 2018.

- Software desarrollado en LabVIEWTM para adquisición simultanea de cuatro señales de vibración, dos de emisión acústica, y una señal de corriente.

1.7.. ORGANIZACIÓN DE LA TESIS

La tesis está organizada en cinco capítulos:

- El Capítulo 1 presenta una introducción a la tesis, los objetivos, el alcance y de manera breve se explica la metodología que se utilizó.
- En el Capítulo 2, se desarrolla el marco teórico y estado del arte sobre los elementos característicos de los sistemas de diagnóstico de fallos en cajas de engranajes que se basen en análisis y fusión de señales de vibración, emisión acústica y corriente eléctrica. Además, una amplia revisión de indicadores de condición en el dominio del tiempo y frecuencia.
- En el Capítulo 3, se presentan los dos planes experimentales que detallan las condiciones y parámetros empleados para obtener las cinco bases de datos.
- En el Capítulo 4, se presentan los resultados de la implementación de los dos sistemas de diagnóstico de fallos en engranajes con las cinco bases de datos.
- El Capítulo 5, denominado conclusiones y trabajos futuros, resume los principales

resultados del trabajo y el camino que se podrían direccionar los futuros trabajos en el campo de monitoreo de la condición.

2.. MARCO TEÓRICO Y ESTADO DEL ARTE

2.1.. INTRODUCCIÓN AL MANTENIMIENTO BASADO EN LA CONDICIÓN

La base de cualquier enfoque de MBC está centrada en capacidades robustas y confiables de diagnóstico de fallos. Los algoritmos de diagnóstico de fallos están diseñados para detectar el rendimiento del sistema, monitorear los niveles de degradación e identificar fallos y/o averías basados en cambios de una propiedad física del sistema a través de fenómenos detectables [18]. El diagnóstico de fallos incluye tareas como la detección, el aislamiento y la identificación del fallo para tratar de relacionar los indicadores de condición con los fallos [18, 61, 62]. Los enfoques de diagnóstico de fallos se pueden dividir en dos: basados en modelos (*model-based*) y basados en datos (*data-based or data-driven methods*) [63, 64, 65].

El concepto general del enfoque basado en modelos se presenta en la Figura 1. Este enfoque emplea un modelo matemático del sistema en estudio, y con dicho modelo se generan estimaciones de las salidas del sistema, que luego se comparan con las salidas reales del proceso para generar una señal residuo. Con base en la evaluación de los valores y propiedades de la señal residuo se identifican las posibles condiciones de fallo [66, 67, 68].

Para este tipo de enfoque es necesario una experiencia relevante y un conocimiento a priori del sistema físico para describir el comportamiento del mismo; en estos sistemas se requieren incorporar la comprensión física detallada del fallo para el diagnóstico, lo que es difícil de lograr en un ámbito industrial debido a que las condiciones de trabajo de las cajas de engranajes por lo general no son estacionarias y hay variables como la lubricación, tipo de material del engranaje y temperatura, que afectan al sistema, lo cual limita obtener un modelo muy cercano a la realidad [64, 65, 69]. Sin embargo, se han reportado algunos trabajos con este enfoque en donde se considera condición de

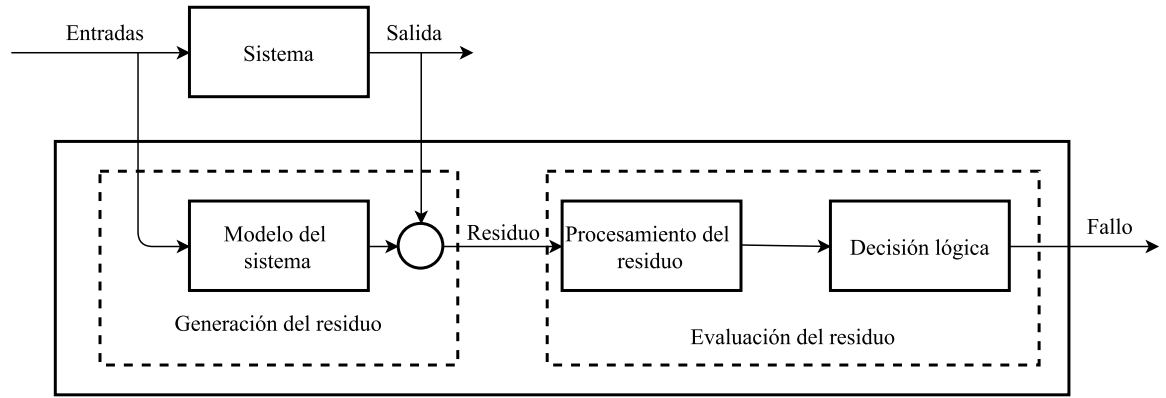


Figura 1: Enfoque de diagnóstico de fallos basado en modelos

carga variable [70, 71, 72].

El concepto general del sistema de diagnóstico de fallos basado en datos está soportado en la utilización de métodos de reconocimiento de patrones para mapear características en condiciones normales y en condiciones de fallo de la caja de engranajes en este caso de estudio. Para esto, este tipo de sistemas de diagnóstico deben ser entrenados con patrones de fallo y en condiciones de trabajo con y sin fallo en el engranaje, luego de lo cual el resultado del sistema de diagnóstico debe ser capaz reconocer o inferir la condición normal o de fallo. Este tipo de enfoque es una manera alternativa y eficiente para el diagnóstico de fallos en cajas de engranajes [18, 64, 69]. En el MBC, el diagnóstico de cajas de engranajes se realiza mediante el análisis de señales de monitoreo de la condición; éste es el método no destructivo más comúnmente utilizado para la detección de fallos en etapas tempranas [62, 73, 74]. Las etapas de este proceso de diagnóstico basado en datos se muestran en la Figura 2.

La adquisición y acondicionamiento de la señal se puede hacer usando diversas variables físicas como temperatura, vibración, corriente, sonido, emisión acústica, voltaje o se-

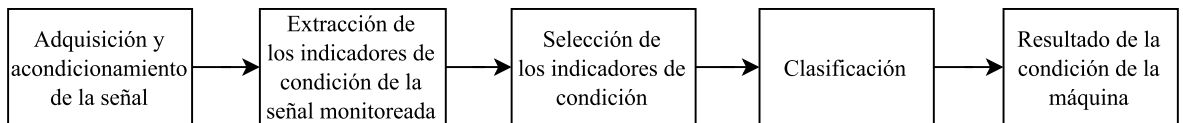


Figura 2: Esquema del proceso de diagnóstico de fallos basado en datos para el MBC [18, 62]

ñales asociadas a otros fenómenos físicos que se pueden adquirir y almacenar mediante diferentes instrumentos. El siguiente paso es la representación de la señal monitoreada en el dominio apropiado, ya sea tiempo, frecuencia o tiempo-frecuencia; con esta representación se procede a la extracción de los indicadores de condición de la señal monitoreada.

En la etapa de selección de indicadores de condición se eliminan los indicadores excesivos y que no son relevantes para la discriminación de la condición normal y de la de fallo. En la etapa de clasificación, que también se denomina de reconocimiento y/o inferencia de patrones se trata de mapear la información de los indicadores de condición para determinar el estado del componente, pero este mapeo de los indicadores es ambiguo y a veces requiere de expertos que conozcan el sistema que se está diagnosticando. En estas dos últimas etapas la minería de datos puede aportar herramientas para reducir y clasificar la información basadas en datos, y ha demostrado ser muy eficaz en el manejo de información compleja como es el caso de los indicadores de condición extraídos [75, 76, 77, 78]. Adicionalmente, cuando se tiene información de múltiples sensores de la misma señal o de diferentes señales; se ha demostrado que, la técnica de fusión de datos puede ayudar a mejorar la fiabilidad del sistema de diagnóstico [79, 80, 81, 82].

A continuación, se presenta una revisión de literatura de las etapas del proceso de diagnóstico de fallos de engranajes basado en datos para el MBC.

2.2.. ADQUISICIÓN DE LAS SEÑALES DE MONITOREO DE LA CONDICIÓN

La adquisición de datos es el proceso de recopilación y almacenamiento de datos útiles de la caja de engranajes con el propósito de monitorear y diagnosticar su condición. Este proceso es esencial en la implementación de un sistema diagnóstico y los datos recopilados en un programa de MBC pueden clasificarse en dos tipos: datos de eventos y datos de monitoreo de la condición. Los datos del evento incluyen información sobre lo que ocurrió y/o lo que se hizo cuando se detectó el fallo; los datos de monitoreo de la condición son las medidas relacionadas con la máquina que detectan algún fenómeno físico. Estos datos pueden ser: vibración, acústicos, análisis de aceite, corriente, voltaje,

emisión acústica, temperatura, presión, humedad, entre otros. Para su medición se han diseñado varios sensores, tales como acelerómetros, sensores de proximidad, sensores ultrasónicos, sensores de emisiones acústicas, sensores de corriente, entre otros [5, 62]. Las señales que se adquieren con estos sensores por lo general son muy cambiantes, por lo que, el proceso de adquisición de datos de calidad requiere una planificación que incluye el conocimiento de la máquina en condiciones normales y de fallo, selección y localización adecuada del sensor a utilizar, y validación de la señal adquirida [83, 84, 85].

2.2.1.. Monitoreo de la condición

El monitoreo de la condición (MC) se puede definir como un medio para determinar la condición de la máquina y prevenir una falla de la misma sugiriendo acciones de mantenimiento cuando sea necesario. El MC consiste en recopilar datos del sistema a través de diversos sensores y luego procesar los datos para obtener información significativa; diversas técnicas de monitoreo de la condición se pueden utilizar para detectar condiciones de fallo e incluso identificar qué componente tiene el fallo en la máquina, el monitoreo de la condición es un medio para implementar el MBC [5, 86, 87, 88].

De los fenómenos monitoreados mediante las diversas técnicas de MC se deben extraer parámetros o características que indicarán la condición de la caja de engranajes. Los parámetros a monitorear deben ser seleccionados considerando que estos deben permanecer estables en la condición normal de operación de la máquina, pero en modo anormal, indicará algún tipo de tendencia. El monitoreo de los parámetros basados en análisis de vibraciones, emisiones acústicas, partículas de aceite, y acústicos son los más comunes y están muy bien establecidos en la industria [89], y recientemente se están empleando los análisis de señales de corriente para detectar fallos en cajas de engranajes [39, 38, 90].

2.2.2.. Monitoreo de las vibraciones

El monitoreo de vibraciones es la técnica de MC más empleada para el diagnóstico de fallos en cajas de engranajes; ha demostrado ser una técnica eficiente debido a que su monitoreo revela la fluctuación de carga y fallos en los engranajes [91, 92]. Las razones principales para el monitoreo de las vibraciones en cajas de engranajes son [38, 91, 93]:

1. Las cajas de engranajes presentan patrones de la señal de vibración que caracterizan el estado o condición de las mismas. Estos patrones se denominan firma, por lo que una modificación en la misma puede reflejar síntomas de fallo.
2. Los mecanismos de vibración de los engranajes son teóricamente entendidos haciendo posible predecir las características de las respuestas de vibración debido a los fallos.
3. El desarrollo de sistemas comerciales confiables como analizadores y medidores de vibración portátiles.
4. Las aplicaciones de computación han facilitado el desarrollo de métodos avanzados de procesamiento de señales y técnicas de reconocimiento de patrones.

La técnica de monitoreo de vibraciones, que es la técnica de MC más utilizada en la industria, puede identificar con exactitud alrededor del 90 % de todos los fallos de maquinaria por el cambio en las señales de vibración, de manera que se pueda tomar la acción de mantenimiento lo antes posible para prolongar la vida de la máquina [27]. Sin embargo, el monitoreo y análisis de la vibración pueden presentar una baja sensibilidad a fallos en la etapa temprana; esto puede surgir por diferentes razones tales como presencia simultánea de diversas fuentes de vibración y ruido, la presencia de fenómenos dinámicos no estacionarios, variación de la carga y velocidad, y dificultad para el emplazamiento de los sensores por un ambiente agresivo que puede afectar la sensibilidad del mismo [94, 95].

2.2.3.. Monitoreo de las emisiones acústicas

El análisis de la Emisiones Acústicas (EA) se basa la detección del movimiento superficial dinámico causado por ondas elásticas de tensión [96]. Las EA se definen como ondas elásticas transitorias generadas por una liberación rápida de energía de deformación causada por una deformación o fallo dentro o sobre la superficie de un material [97].

En el MC de maquinaria rotativa, las EA se definen como ondas elásticas transitorias generadas por la interacción de dos superficies en movimiento relativo; las causas de las EA en maquinaria rotativa pueden deberse a impactos, fatiga cíclica, fugas, fricción, pérdida de material, entre otras [98]. En maquinaria rotativa, los principales factores de las EA son los procesos relacionados con la fricción. Estas EA se producen en primer

lugar por la interacción mecánica y química de las superficies en contacto, la interacción elástica de las rugosidades superficiales, los cambios estructurales y químicos en las capas superficiales y subsuperficiales de los materiales en contacto, el daño de las superficies y su fuerte interacción con el medio ambiente. Por regla general, estos procesos se acompañan de fenómenos como: calor, eléctricos, corrosión, magnéticos, y electromagnéticos. Todos estos factores son el resultado de procesos rápidos que se producen en la fricción, por lo que la principal característica distintiva de las EA producidas por fricción es la presencia de estos factores, en paralelo a la deformación y daño de la superficie en contacto [99].

La transmisión de movimiento entre los engranajes se produce por el desplazamiento relativo entre las superficies de los dientes de los engranajes. En este desplazamiento se tiene contacto deslizante sobre la mayor parte de sus superficies y contacto rodante en la línea del contacto. En teoría, los dientes hacen contacto a lo largo de la línea, sin embargo, debido a la deformación elástica de las superficies el contacto se producen estrechas bandas o áreas pequeñas de contacto. El radio de curvatura del perfil del diente tiene un efecto sobre la cantidad de deformación y sobre la anchura de las bandas de contacto, por lo cual las superficies dentadas del engranaje no están activas continuamente; cada parte de la superficie del diente está en acción durante cortos períodos de tiempo. Este desplazamiento continuo de la carga a nuevas áreas de metal frío y aceite frío permite someter las superficies de los engranajes a tensiones que se aproximan al límite crítico de la película lubricante del engranaje sin fallo [32].

Las causas de las EA en fricción se atribuyen comúnmente a cambios en el estado de tensión-deformación de puntos de contacto y a la aparición de partículas de desgaste por daños en la superficie de fricción por lo que las EA son sensibles al desgaste [99].

El elemento principal que contribuye al cambio en el nivel de vibración en las cajas de engranajes es la rigidez del sistema; por lo tanto, mientras el fallo sea capaz de alterar la rigidez del sistema, será detectado por el acelerómetro. Esto es en contraste con la técnica de EA, en donde las causas principales para la generación de las mismas se han estudiado y se ha determinado que son la deformación plástica, micro-fractura, desgaste, picos de presión en la lubricación, impactos y el contacto de las rugosidades de los dientes [100, 101, 102, 103]. De las causas citadas, se postula que las señales de EA se relacionan principalmente con el contacto y el impacto de los dientes durante el engranaje del diente. El impacto en la superficie del diente provoca la deformación

del material y es seguido por la liberación de la energía del esfuerzo, la cual generará ondas elásticas transitorias. Por lo reportado en la literatura, las causas exactas de las EA durante el proceso de engranaje constituyen un campo abierto para la investigación [104].

Se han tenido avances importantes para analizar los fallos en las cajas de engranajes mediante la técnica de MC de EA, pero todavía es una técnica en desarrollo para maquinaria rotativa [98, 105]. El número de publicaciones en las que se ha aplicado el MC mediante el análisis de EA para detectar fallos en las cajas de engranajes es limitado. Las primeras investigaciones de EA aplicadas para la detección de fallos en cajas de engranajes fueron desarrolladas por Miyachika et al. [106], Oda et al. [107] y Wheitner et al. [108]; en estos trabajos se realizaron una serie de pruebas de fatiga de flexión de los dientes de engranaje y se verificó la efectividad de las EA para monitorear el proceso de agrietamiento en los engranajes rectos. En los trabajos desarrollados por Sentoku et al. [109], Singh et al. [110] y Tandon y Mata [111] se estudió la detección temprana de la picadura y determinaron que las EA detectan el fallos de picadura en etapas más temprana que las vibraciones, esto se verificó por el aumento de la energía de las EA; adicionalmente, concluyeron que el sensor EA debería estar lo más cerca posible del elemento monitoreado con el fin de maximizar la capacidad de detección de la picadura usando la técnica EA. Singh et al. [112] determinaron que era factible utilizar las ondas de EA para detectar el inicio y progreso del fallo de agrietamiento, la progresión de fallo llego hasta la rotura, establecieron que las señales de EA fueron más sensibles que las vibraciones para detectar el fallo de agrietamiento en etapas tempranas. Siores y Negro [113] analizaron varias técnicas de análisis de EA para correlacionar varios fallos de una caja de engranajes durante su vida útil a través de EA. Estudiaron fallos como excesiva holgura, desalineación del eje, rotura de los dientes y desgaste. Concluyeron, que los indicadores de condición de las EA tenían cualidades para correlacionarlos con los diferentes fallos. Hamzah y Mba [105] desarrollaron un estudio experimental que correlacionó la actividad de las EA de un conjunto de engranajes helicoidales y rectos sin tratamiento térmico, bajo diferentes condiciones de carga y velocidad. Durante el funcionamiento emplearon lubricación por baño y midieron la temperatura del lubricante y del engranaje. Determinaron que la película de lubricación estaba relacionada con la energía de las EA tanto en engranajes helicoidales como rectos; los cambios relativos en los niveles de EA en función de los cambios en el grosor específico de la película eran mayores para los engranajes rectos. En cuanto al efecto

de la velocidad se observó que un aumento en la velocidad dio lugar a un aumento de energía de las EA para todas las condiciones de carga. Hamel et al. [114] demostró a partir de un estudio experimental en engranajes helicoidales defectuosos que el valor de AE puede no identificarse debido a la existencia de una falla, si el espesor de la película de aceite separa por completo las asperezas de los engranajes. Por lo tanto, el contacto de aspereza entre las superficies de los engranajes es la fuente clave para la generación de AE. Vicuña [115] investigó los efectos de las condiciones de operación tales como temperatura del lubricante, carga y velocidad en las señales EA generadas durante el funcionamiento de una caja de engranajes planetarios sin fallos; y determinó que velocidad de rotación es el parámetro más importante que influye en el valor de la señal de AE y la temperatura afecta el espesor de la película del lubricante, que afecta a la cantidad de contacto superficial que ocurre entre los dientes que engranan.

La principal ventaja que ofrece el MC de EA en las cajas de engranajes en comparación con el MC de las vibraciones, es la detección de los fallos en la etapa temprana, esto ha sido reportado en varios trabajos: [46, 48, 52, 54, 116, 117, 118, 119, 120]. Las principales ventajas y limitaciones reportadas del MC por medio de EA en comparación con el MC de las vibraciones se presentan a continuación [115, 121, 122, 123, 124, 125, 126, 127].

Ventajas:

1. Insensible a la resonancia estructural y es menos afectado por ruidos mecánicos (generalmente <50 kHz) de fondo, esto debido a su rango de frecuencia.
2. Son más sensibles a detectar fallos incipientes; esto debido a que los factores que producen los fallos generan EA a nivel microscópico, lo que hace que las EA sean más sensibles en etapas iniciales del fallo.
3. Proporcionan buenos indicadores de condición de tendencia para el diagnóstico y pronóstico.
4. Las señales de EA son sensibles a la ubicación de los fallos y pueden ayudar en la detección de grietas subsuperficiales.
5. Las EA son más sensibles que las vibraciones para detectar fallos en elementos que giren a bajas velocidades y altas cargas; esto debido a que las vibraciones pueden tener dificultad debido a las bajas frecuencias de las señales generadas a bajas velocidades.
6. Las señales EA son omnidireccionales, de modo que, un sensor de EA puede colocarse en cualquier lugar en las proximidades de las fuentes de EA.

Limitaciones:

1. Las señales de salida de los sensores de EA son generalmente de alta frecuencia, incluso hasta varios MHz. por lo tanto, en general se requiere alta velocidad de muestreo, 2-10 MHz.
2. Dificultad en el procesamiento del alto volumen de datos y las complicadas características de las señales de EA para su interpretación.
3. Por lo general las señales de EA tienden a ser de baja amplitud y de alta frecuencia (que se atenúa rápidamente), el sensor de EA debe colocarse cercano al punto de estudio.
4. Las señales de EA tienden a requerir una amplificación considerable.
5. Las señales de EA se limitan generalmente a fallos producidos en el material o dentro de él, esto puede ser agrietamiento, desgaste, picadura.
6. Las EA pueden sufrir de interferencia del ruido de alta frecuencia como turbulencia.
7. El monitoreo de las EA es una técnica no destructiva pero el sensor necesita ser colocado en la máquina en estudio.
8. La temperatura del aceite puede afectar las señales de EA.
9. Industrialmente al momento no se dispone de analizadores de señales de EA para maquinaria rotativa como es el caso de los analizadores de vibración.

Loutas et al. [52] evalúan tres técnicas de MC: vibración, emisión acústica y partículas en el aceite en una caja de engranajes. Los autores aplicaron análisis de componentes principales para reducir el número de indicadores de condición extraídos de tres métodos y concluyeron que el método EA no ofrece una ventaja significativa para diagnosticar el desgaste de engranajes; contrario a lo reportado en Loutas et al. [119] en donde el método de EA pudo detectar el progreso del agrietamiento en etapas tempranas. Tan et al. [54] evalúan tres métodos de MC: vibración, emisión acústica y el análisis espectral de aceites para monitorear una caja de engranajes. Los resultados indicaron que mediante el MC de EA es posible detectar el fallo de picadura en las etapas tempranas mientras que las vibraciones detectaron el fallo cuando el mismo alcanzó el 30 % y el análisis de aceites detectó el fallo cuando el nivel de picadura fue de 35 % del área; adicionalmente, obtuvieron una relación casi lineal entre la progresión de la picadura y las EA, lo cual abre oportunidades para realizar tareas de pronóstico con EA, contrario a las otras dos técnicas que no mostraron características adecuadas para su uso en sistemas pronóstico.

En el trabajo desarrollado por Tan et al. [55] se aplicaron, al igual que en [54], las tres técnicas de MC, pero la experimentación se realizó con altos torques; el valor de energía se calculó para vibraciones y EA, y para el análisis espectrométrico de aceite se utilizó la concentración de Fe como el indicador de condición. La conclusión principal del trabajo fue que la técnica de EA fue en general la más sensible en la detección de fallos de picadura en especial a altos torques, la vibración mostró mejor sensibilidad a bajos torques, mientras que la técnica de análisis de aceites tiene una mejor capacidad de monitoreo de crecimiento de la picadura a torques más altos en comparación con la vibración.

2.2.4.. Monitoreo de la corriente eléctrica del motor

Los motores eléctricos se utilizan como generadores de movimiento en más del 90 % de los sistemas mecánicos de las industrias. Estos sistemas mecánicos son, en su mayoría, cajas de engranajes, ventiladores, compresores y bombas [128]. Los fallos en motores eléctricos pueden ser detectados por el monitoreo convencional de vibraciones y la temperatura de rodamientos; por lo general, un límite seguro para la temperatura del rodamiento del motor es 70°C. También es bien conocido que las corrientes del motor (o generador) pueden medirse y analizarse para extraer información sobre su condición, mediante el denominado análisis de firma de corriente del estator, que también se conoce como análisis de firma de corriente de motor (AFCM) [129, 130]. Una vez capturada la forma de onda de la corriente en el tiempo, se puede analizar en el dominio de la frecuencia o el dominio tiempo-frecuencia. Los fallos como la excentricidad del rotor, la rotura del rotor y el fallo del cojinete del motor, pueden identificarse fácilmente en el dominio de la frecuencia por sus frecuencias características [128].

Una ventaja significativa de AFCM, es el hecho de que los fallos en los sistemas mecánicos, que son impulsados por los motores eléctricos, pueden detectarse indirectamente mediante el monitoreo de la corriente del estator; esto es debido a que un defecto en el sistema mecánico producirá un par de carga en el rotor del motor que inducirá una fuerza magnetomotriz en las bobinas del estator. La corriente en la bobina del estator será así modulada y se observarán bandas laterales, alrededor de la frecuencia de alimentación, espaciadas en las frecuencias de defecto mecánico. Con el fin de analizar estas frecuencias mecánicas, se realiza una demodulación de amplitud o un análisis de

envolvente de la corriente del estator para identificar las frecuencias de defecto mecánico [25, 38, 131].

Mediante el AFCM diversos tipos de fallos han sido detectados en cajas de engranajes. El fallo de la rotura de dientes en tres niveles de severidad y el grado de desalineación del eje en una caja de engranajes fueron reportados en [132], el fallo de agrietamiento fue detectado en [133], el fallo de picadura en [134], el fallo de desgaste y gripado en [49, 135].

En los trabajos desarrollados por Jin et al. [117], Kia et al. [136], Peng et al. [137] y Saucedo-Dorantes et al. [138] compararon el diagnóstico de fallos en cajas de engranajes mediante el análisis de señales de vibración y corriente; los resultados de los experimentos y análisis teóricos demostraron que, tanto el análisis de vibración como el AFCM fueron eficaces para el diagnóstico de fallos de cajas de engranajes. A continuación se presentan las ventajas y limitaciones de AFCM aplicado en cajas de engranajes [25, 117, 128, 139].

Ventajas:

1. El AFCM es una técnica no intrusiva porque no es necesario montar ningún transductor en la caja de engranajes
2. El AFCM es una potente técnica para determinar fallas en sistemas mecánicos que de otro modo son inaccesibles para el monitoreo de la condición por análisis de vibración convencional.
3. Para el AFCM, la señal de corriente puede ser medida en lugares lejanos desde el motor, siempre y cuando haya acceso al conductor que alimenta la corriente al motor.
4. El costo de la instrumentación es menor con respecto a las mediciones de vibraciones, debido a que no implica el montaje de un sensor en la caja y cableado hasta el sistema de adquisición de datos [25].

Limitaciones:

1. Las frecuencias de fallo pueden sobreponerse con la frecuencia de la fuente de alimentación del motor, lo cual puede dificultar la detección del fallo.
2. Las relaciones señal/ruido de las firmas relacionadas con los fallos en las señales de corriente son bajas.

3. El AFCM también pueden ser corrompido por errores de transmisión, errores de fabricación y errores de instalación de las cajas de engranajes, por lo tanto, podría ser un reto extraer información útil de las señales de corriente para el diagnóstico de fallos de la caja de engranajes.
4. El AFCM, para detectar fallos en sistemas mecánicos es una técnica que aún está en su fase de desarrollo.

2.3.. EXTRACCIÓN DE INDICADORES DE CONDICIÓN

La extracción de características es un proceso de obtención de atributos, parámetros o indicadores de condición, ya sea por lectura directa desde sensores de velocidad de rotación del eje leída desde un tacómetro, de temperatura, o a través del procesamiento de datos de forma de onda que tienen las señales de corriente, vibración o EA. A este procedimiento se le denomina procesamiento de señal. Se han desarrollado varias técnicas de procesamiento de señales para analizar e interpretar datos de forma de onda con el objetivo de extraer la información útil para el diagnóstico [62].

El procesamiento de señal consiste en procesar la información contenida en una variedad de formatos; utiliza representaciones matemáticas, estadísticas, computacionales, heurísticas y/o lingüísticas, formalismos, técnicas de modelado y algoritmos para generar, transformar, transmitir y aprender de señales analógicas o digitales. El procesamiento de la señal puede implicar filtrado, recuperación, realzamiento, traslado, detección y descomposición de la misma [140].

El análisis de datos es uno de los pasos más importantes para el monitoreo de la condición y el diagnóstico de fallos. Su objetivo es encontrar una transformación simple y efectiva de las señales originales. Esta transformación se puede analizar en el dominio del tiempo, frecuencia o tiempo-frecuencia, del análisis de la transformación se debe poder obtener los indicadores de condición que reflejen la condición de la máquina para poder realizar el diagnóstico [62].

2.3.1.. Análisis en el dominio del tiempo

El análisis en el dominio del tiempo es una técnica natural de análisis de la forma de onda en el tiempo de la señal adquirida; esto debido a que sensores de EA, corriente y vibración entregan una onda en el tiempo. Este análisis es computacionalmente menos costoso de implementar y el único preprocesamiento necesario es acondicionar la señal. Este análisis es sencillo, se trata de inspeccionar visualmente partes de la forma de onda del tiempo y detectar comportamientos anormales. Sin embargo, las señales de vibración producidas por una máquina contienen muchos componentes y puede ser muy complicado verlos en el dominio del tiempo, lo que hace poco probable que un fallo sea detectado por una simple inspección visual. En lugar de la inspección visual, la señal se puede caracterizar usando algunos parámetros estadísticos denominado indicadores de condición; estos parámetros se pueden comparar con umbrales predefinidos para determinar la condición normal o de fallo, por lo tanto, seleccionar un Indicador de Condición (IC) adecuado para reflejar la condición del equipo es una tarea crítica en el diagnóstico. Se espera que un buen IC, además de permitir distinguir las condiciones normales de las de fallos, permita establecer un análisis de tendencia, pero que también evite la influencia de otros parámetros de operación del equipo [5, 141, 142].

Por sí mismos, los IC pueden no ser eficaces para todos los fallos, sin embargo, pueden usarse para reflejar cierta información de la condición, lo que los hace útiles en el diagnóstico de fallos cuando se emplea minería de datos. En la Tabla 1 se presenta una exhaustiva recolección de 64 indicadores de condición (T_1 a T_{64}) para extraer las características de la señal en el dominio del tiempo. Del indicador T_1 a T_{40} son los IC que convencionalmente se reportan en la literatura para el diagnóstico de fallos en maquinaria rotativa; y de T_{41} a T_{64} son indicadores que generalmente se utilizan con gran éxito en el reconocimiento de voz [143], procesamiento de audio [144] y el campo biomédico [145] y no se usa convencionalmente para el diagnóstico de maquinaria rotativa. Se ha estudiado el indicador cruce por cero con éxito en la clasificación de fallos en los rodamientos [146, 147]. Recientemente en el trabajo desarrollado por Nayana et al. [148] utilizaron doce IC, seis indicadores del dominio del tiempo no convencionales para el diagnóstico de fallos en rodamientos pero que se utilizan normalmente en el campo biomédico y seis indicadores convencionales que se utilizan en el diagnóstico de maquinaria rotativa, se obtuvieron resultados muy prometedores con la inclusión de los seis IC no convencionales para la clasificación de fallos en rodamientos, también se hace hincapié

que los indicadores no convencionales mejoran la precisión de la clasificación en comparación con los IC convencionales para el caso de los rodamientos. La simplicidad en la extracción de tales indicadores los hace muy atractivos cuando se comparan con los indicadores extraídos del dominio de la frecuencia y del dominio tiempo-frecuencia.

Tabla 1: Indicadores de condición en el dominio del tiempo

Nombre	Fórmula	Referencias
Media	$T1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$	[149, 150, 151, 152] [153]
Varianza	$T2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - T1)^2$	[152] [154] [155]
Desviación estándar	$T3 = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - T1)^2}$	[153, 149, 154] [156, 157]
Raíz Media Cuadrada	$T4 = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i)^2}$	[153, 154] [156, 157, 158]
Valor máximo	$T5 = \max(x_i)$	[153, 149, 150] [154]
Curtosis	$T6 = \frac{N \sum_{i=1}^N (x_i - T1)^4}{[\sum_{i=1}^N (x_i - T1)^2]^2}$	[149, 154, 156] [158, 159]
Continúa en la siguiente página		

Tabla 1 – continuación de la página anterior

Nombre	Fórmula	Referencias
Asimetría	$T7 = \frac{N \sum_{i=1}^N (x_i - T1)^3}{T3^3}$	[153, 149, 152] [154]
Operador de energía	$T8 = \frac{N^2 \sum_{i=1}^N (\Delta y_i - \Delta \bar{y})^4}{[\sum_{i=1}^N (\Delta y_i - \Delta \bar{y})^2]^2}$ $\Delta \bar{y} = \text{media de } \Delta y$ $\Delta y_i = x_{i+1}^2 - x_i^2$	[154, 158] [160, 89]
Media de valores absolutos	$T9 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i $	[154, 161, 162]
CPT1	$T10 = \frac{\sum_{i=1}^N \log(x_i +1)}{N \log(T3+1)}$	[163]
CPT2	$T11 = \frac{\sum_{i=1}^N \exp(x_i)}{N * \exp(T3)}$	[163]
CPT3	$T12 = \frac{\sum_{i=1}^N \sqrt{ x_i }}{N * T2}$	[163]
Quinto momento estadístico	$T13 = \sum (x_i - T1)^5$	[152]
Factor de forma	$T14 = \frac{T4}{T9}$	[149, 154, 155, 156]
Factor de impulso	$T15 = \frac{T5}{T9}$	[149, 154, 155, 157]
Factor de holgura	$T16 = \frac{T5}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i)^2}$	[154]
Continúa en la siguiente página		

Tabla 1 – continuación de la página anterior

Nombre	Fórmula	Referencias
Delta RMS	$T17 = T4_{i+1} - T4_i$	[154, 89]
Raíz Suma Cuadrada	$T18 = \sqrt{\sum_{i=1}^N x_i ^2}$	[164]
Energía	$T19 = \sum_{i=1}^N x_i ^2$	[165]
Factor de latitud	$T20 = \frac{\max(x_i)}{(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{ x_i })^2}$	[166]
SSR absoluto ponderado	$T21 = \frac{1}{N} (\sum_{i=1}^N \sqrt{ x_i })^2$	[167]
Error medio cuadrado	$T22 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - T1)^2$	[165]
Valor de verosimilitud negativo normal normalizado	$T23 = \ln \frac{T3}{T4}$	[168]
Relación desviación-media	$T24 = \frac{T1}{T3}$	[168]
Factor de impulso de desviación estándar	$T25 = \frac{T3}{T9}$	[169]
Relación Log-Log	$T26 = \frac{1}{\log(T3)} \sum_{i=1}^N \log(x_i + 1)$	[169]
K-ésimo momento central	$T27 = \text{mean}[(x - T1)^k]$ $k = 3$	[151]
Continúa en la siguiente página		

Tabla 1 – continuación de la página anterior

Nombre	Fórmula	Referencias
Límite inferior de histograma	$T28 = \min(x) - \frac{1}{2} \frac{\max(x) - \min(x)}{N-1}$	[155, 170]
Límite superior de histograma	$T29 = \max(x) + \frac{1}{2} \frac{\max(x) - \min(x)}{N-1}$	[155, 170]
Quinto momento normalizado	$T30 = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - T1)^5}{\sqrt{(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - T1)^2)^5}}$	[166]
Entropía de Shannon	$T31 = - \sum_{i=1}^N x_i^2 * \log(x_i^2)$	[171]
Energía entrópica logarítmica	$T32 = \sum_{i=1}^N \log(x_i^2)$ donde, $\log(0)=0$	[171]
Entropía de umbral	$T33 = Umbral \begin{cases} 1, & \text{if } x_i > p, y \\ 0, & \text{otro caso} \end{cases}$ p se estableció en 0.2	[171]
Entropía Sure	$T34 = n - \#\{i \text{ tal que } x_i \leq p\} + \sum_i \min(x_i^2, p^2)$ p se estableció en 0.2	[171]
Entropía Norm	$T35 = \sum_{i=1}^N x_i ^p$ p se estableció en 0.2	[171]
Valor Pico a Pico	$T36 = \max(x_i) - \min(x_i)$	[150, 151, 152, 154]
Valor Mínimo	$T37 = \min = \min(x_i)$	[152, 154]
Continúa en la siguiente página		

Tabla 1 – continuación de la página anterior

Nombre	Fórmula	Referencias
Valor Pico	$T38 = \frac{1}{2}[max(x_i) - min(x_i)]$	[157]
Sexto Momento estadístico	$T39 = \sum (x_i - T1)^6$	[152]
Factor de Cresta	$T40 = \frac{T5}{T4}$	[149, 154, 157] [158, 160]
Integral de señal	$T41 = \sum_{i=1}^N x_i $	[172, 173, 174]
Raíz cuadrada del valor de amplitud	$T42 = (\frac{\sum_{i=1}^N \sqrt{ x_i }}{N})^2$	[153, 175, 176, 167]
Cruce por Cero	$T43 = \sum_{i=1}^N step[sign(-x_i * x_{i+1})]$ $step = \begin{cases} 1, si & x > 0 \\ 0, si & x = 0 \\ -1, si & x < 0 \end{cases}$ $sign = \begin{cases} 1, si & x > 0 \\ \frac{1}{2}, si & x = 0 \\ 0, si & x < 0 \end{cases}$	[172, 177]
Continua en la siguiente página		

Tabla 1 – continuación de la página anterior

Nombre	Fórmula	Referencias
Longitud de onda	$T44 = \sum_{i=1}^N x_{i+1} - x_i $	[172, 173, 174]
Amplitud de Wilson	$T45 = \sum_{i=1}^N f(x_i - x_{i+1} - T)$ $T = \text{umbral establecido en } 0.2$ $f = \begin{cases} 1, si & x \geq 0 \\ 0, si & x < 0 \end{cases}$	[172]
Cambio de signo de pendiente	$T46 = \sum_{i=2}^N f[(x_i - x_{i-1}) * (x_i - x_{i+1})]$ $f = \begin{cases} 1, si & x \geq umbral \\ 0, & otro \text{ caso} \end{cases}$	[172, 173, 174]
Detector logarítmico	$T47 = e^{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \log x_i }$	[172, 173, 174]
Valor medio absoluto modificado 1	$T48 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N W_i x_i $ $W_i = 1; \quad si \quad 0,25N \leq n \leq 0,75N$ $W_i = 0,5; \quad otro \text{ caso}$	[172, 173, 174]
Valor medio absoluto modificado 2	$T49 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N W_i x_i $ $W_i = 1; \quad si \quad 0,25N \leq n \leq 0,75N$ $W_i = \frac{4n}{N}; \quad si \quad n < 0,25N$ $W_i = \frac{4(n-N)}{N}; \quad si \quad n > 0,75N$	[172, 173, 174]
Pendiente media del valor absoluto	$T50 = T9_{i+1} - T9_i$	[172, 173, 174]
Continúa en la siguiente página		

Tabla 1 – continuación de la página anterior

Nombre	Fórmula	Referencias
Media de amplitud	$T51 = \sum_{i=1}^N (x_{i-1} - x_i)$	[172, 173, 174]
Log RMS	$T52 = \log(T4)$	[178]
Velocidad de conducción de la señal	$T53 = (\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N x_i^2)$	[177]
Cambio de amplitud promedio	$T54 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N-1} x_{i+1} - x_i^2 $	[179]
V-ORDER 3	$T55 = \sqrt[3]{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^3}$	[179]
Longitud fractal máxima	$T56 = \log_{10} \sqrt{\sum_{i=1}^{N-1} (x_i - x_{i+1})^2}$	[179]
Diferencia valor absoluto de desviación estándar	$T57 = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} (x_{i+1} - x_i)^2}$	[179]
Porcentaje de Myopulso	$T58 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [f(x_i)];$ $f(x) = \begin{cases} 1, & \text{si } x \geq \text{umbral} \\ 0, & \text{otro caso} \end{cases}$ el umbral es establecido en 0.2	[179, 162]
Momentos temporales de orden superior	$T59 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^m $ Donde m es colocado con valor 3 por defecto	[162]
Continúa en la siguiente página		

Tabla 1 – continuación de la página anterior

Nombre	Fórmula	Referencias
Diferencia absoluta del valor de varianza	$T60 = \frac{1}{N-2} \sum_{i=1}^{N-1} (x_{i+1} - x_i)^2$	[162]
Índice de margen	$T61 = \left(\frac{T5}{(\frac{1}{N}) \sum_{i=1}^N \sqrt{x_i}} \right)^2$	[180]
Indicadores de forma de onda	$T62 = \frac{T4}{T1}$	[180]
Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	$T63 = - \sum_{i=1}^N \log[(T14 * \eta)^{-T14} x_i ^{T14-1} \exp \frac{ x_i ^{T14}}{\eta}]$ Donde η es el factor de escala y T14 el factor de forma	[169]
Indicador de pulso	$T64 = \frac{T5}{T1}$	[180]

Donde x_i denota cada punto de la señal.

2.3.2.. Análisis en el dominio de la frecuencia

El análisis en el dominio de la frecuencia se basa en la señal transformada al dominio de la frecuencia; este análisis refleja las frecuencias constituyentes de una señal. El método más utilizado para transformar las señales de corriente, vibración y EA desde el dominio del tiempo al dominio de la frecuencia, es la transformada rápida de Fourier (FFT, del inglés *Fast Fourier Transform*) [138, 181]. La información de amplitud de la transformada de Fourier (también conocida como espectro de Fourier, o espectro de frecuencia) se investiga principalmente en el análisis de espectro y puede utilizarse como firma de fallo o para extraer IC del mismo. Generalmente, si las amplitudes en las frecuencias características están por debajo de determinados umbrales, entonces la máquina sería considerada como normal, de lo contrario, si las amplitudes en las frecuencias carac-

terísticas están por encima de ciertos umbrales, entonces, estas frecuencias pueden ser analizadas y relacionadas con ciertos tipos de fallos. Asimismo, las amplitudes también pueden ser verificadas para bandas de frecuencia de determinados elementos [91, 182].

Con base en el espectro de Fourier [62], otros espectros como: el de potencia [183], bispectrum [132], trispectrum [184] y cepstrum [185], también se han empleado en el diagnóstico fallo en engranajes. El espectro de potencia es la transformada de Fourier de la función de autocorrelación de una señal; refleja la energía a una frecuencia específica. El cepstrum tiene varias versiones de definiciones, una de ellas indica que el cepstrum es el resultado de calcular la transformada de Fourier del espectro de la señal estudiada en escala logarítmica [186]; puede revelar armónicos y patrones de bandas laterales en el espectro de potencia. El bispectrum y el trispectrum son las transformadas de Fourier de las estadísticas de tercer y cuarto orden de la forma de onda. Cuando los elementos de la frecuencia y su potencia cambian, la posición del pico del espectro principal cambiará, estos cambios pueden ser analizados mediante el cálculo de los indicadores de la condición, en la Tabla 2 se presenta 24 IC (F_1 a F_{30}), de donde los IC de F_1 a F_{21} se emplean en el campo de diagnóstico de fallos en maquinaria rotativa; y de F_{22} a F_{24} son indicadores que se emplean en el campo de audio.

Tabla 2: Indicadores de condición en el dominio de la frecuencia

Nombre	Formula	Referencia
Frecuencia media	$F1 = \frac{\sum_{k=1}^K X(k)}{K}$	[153, 154, 187, 188]
Varianza de frecuencia	$F2 = \frac{\sum_{k=1}^K (X(k)-F1)^2}{K-1}$	[153]
Asimetría de frecuencia	$F3 = \frac{\sum_{k=1}^K (X(k)-F1)^3}{K(\sqrt{F2})^3}$	[153]
Curtosis de frecuencia	$F4 = \frac{\sum_{k=1}^K (X(k)-F1)^4}{K(F2)^2}$	[153]
Continúa en la siguiente página		

Tabla 2 – continuación de la página anterior

Nombre	Formula	Referencia
Frecuencia central	$F5 = \frac{\sum_{k=1}^K f_k X(k)}{\sum_{k=1}^K X(k)}$	[153, 154] [187, 188, 189]
Desviación estándar de frecuencia	$F6 = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^K (f_k - FC)^2 X(k)}{\sum_{k=1}^K X(k)}}$	[153, 154] [187, 188, 189]
Raíz media cuadrada de frecuencia	$F7 = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^K f_k^2 X(k)}{X(k)}}$	[154] [187, 188, 189]
CP1	$F8 = \frac{\sum_{k=1}^K (f_k - F5)^3 X(k)}{K(F6)^3}$	[153]
CP2	$F9 = \frac{F6}{F5}$	[153]
CP3	$F10 = \frac{\sum_{k=1}^K (f_k - F5)^{\frac{1}{2}} X(k)}{K\sqrt{F6}}$	[153]
CP4	$F11 = \frac{\sum_{k=1}^K (f_k - F5)^3 X(k)}{F6^2 K}$	[153]
CP5	$F12 = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^K f_k^4 X(k)}{\sum_{k=1}^K f_k^2 X(k)}}$	[153]
Potencia total	$F13 = \sum_{k=1}^M P(k)$	[179, 190]
Frecuencia mediana	$F14 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^M P(k)$	[179, 190]
Frecuencia máxima	$F15 = \max(P(k)), \quad k = 1, \dots, M.$	[179, 190]
Continúa en la siguiente página		

Tabla 2 – continuación de la página anterior

Nombre	Formula	Referencia
Primer momento espectral	$F16 = \sum_{k=1}^M P(k) f_k$	[179, 190]
Segundo momento espectral	$F17 = \sum_{k=1}^M P(k) f_k^2$	[179, 190]
Tercer momento espectral	$F18 = \sum_{k=1}^M P(k) f_k^3$	[179, 190]
Cuarto momento espectral	$F19 = \sum_{k=1}^M P(k) f_k^4$	[179, 190]
Varianza de la frecuencia central(VFC)	$F20 = \frac{F17}{F13} - (\frac{F16}{F13})^2$	[179, 190]
Relación de frecuencia (FR)	$F21 = \frac{\sum_{LLC=f_{min}}^{ULC=f_{max}/2} P(k)}{\sum_{LHC=\frac{f_{max}}{2}+1}^{UHC=f_{max}} P(k)}$ Donde $f_{min} = 5$ y $f_{max} = 3000$ como frecuencia de estudio por defecto	[179, 190]
Deformación de Frecuencia	$F22 = \frac{\sqrt{F17/F13}}{F16/F13}$	[179, 190]
Centroide espectral	$F23 = \frac{\sum_{k=1}^K kX(k)}{\sum_{k=1}^K X(k)}$	[191, 192]
Esparción espectral	$F24 = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^K (k-F23)^2 X(k)}{\sum_{k=1}^K X(k)}}$	[191, 192]
Continúa en la siguiente página		

Tabla 2 – continuación de la página anterior

Nombre	Formula	Referencia
Entropía espectral	$F25 = - \sum_{k=1}^{K-1} P_n(k) \log_2[P_n(k)]$ Donde P_n es la energía espectral total normalizada $P_n = \frac{X(k)}{\sum_{k=1}^K X(k)}$	[191, 192, 193]

Donde $X(k)$ denota la magnitud del espectro obtenido con la FFT y $P(k)$ denota la magnitud del espectro de potencia obtenido mediante el PSD. k es el número de componentes de frecuencia que tienen los espectros y f_k es el valor correspondiente de frecuencia de dicha componente.

2.3.3.. *Análisis en el dominio tiempo-frecuencia*

Los análisis en el dominio del tiempo y en la frecuencia son útiles para la aplicación en señales estacionarias. Cuando la señal no es estacionaria, la combinación del análisis tiempo-frecuencia se emplea y se ha convertido poco a poco en una tendencia en diagnóstico de fallos de engranajes. Representar simultáneamente las propiedades de la señal tanto en el tiempo como en el dominio de frecuencia proporciona una potente ventaja para examinar las señales de monitoreo no estacionarias. Las características locales de una señal pueden ser fácilmente caracterizadas, y todos los componentes en el rango de frecuencias de interés, sus secuencias, causalidad y cambios con el tiempo se pueden mostrar en un solo gráfico [194, 195].

Técnicas como la transformada de Fourier en tiempo corto (STFT, del inglés *Short Time Fourier Transform*), la distribución Winger-Ville, la transformada Wavelet, NP4 [158], la descomposición empírica en modos (EMD, del inglés *Empirical Mode Decomposition*) [196] y la distribución Choi-Williams o la distribución cone-shaped [62], han sido utilizadas para analizar la señal en el dominio del tiempo-frecuencia.

La técnica que más se ha empleado y con gran éxito para detectar fallos en engranajes en los últimos tiempos es la transformada Wavelet [158, 196, 197, 198, 199, 200], misma

que, combinada con diferentes técnicas de inteligencia artificial ha presentado buenos resultados para diagnosticar fallos como agrietamiento de engranajes [201, 202, 203, 204], picadura y rotura [205]. Las transformadas Wavelet son productos internos entre señales y la familia de wavelets, que se derivan de la Wavelet madre por dilatación y traslación. La utilización de la transformada Wavelet es compleja debido a las múltiples maneras en que se puede aplicar, y al elevado número de parámetros que es necesario definir para su uso [206, 207]. Con la transformada Wavelet se obtienen los coeficientes de correlación entre la señal y una función seleccionada denominada Wavelet madre, dependiendo del resultado de la escala y posición de esta función se puede interpretar la misma [206, 207].

2.4.. SELECCIÓN DE INDICADORES DE CONDICIÓN

En el proceso de diagnóstico de fallos, la selección de indicadores de condición o también denominados atributos a características es una etapa muy importante previa a la etapa de reconocimiento de patrones. Esto debido a que permite eliminar indicadores ruidosos, redundantes y/o irrelevantes, lo cual reduce de manera considerable, en la mayoría de los casos, el espacio de características, permitiendo optimizar tareas de clasificación y aumentando el rendimiento en los algoritmos de aprendizaje empleados en la etapa de clasificación [208].

Existen dos enfoques muy utilizados para la selección de atributos: supervisado y no supervisado. El enfoque supervisado utiliza etiquetas para las muestras del conjunto de datos, permitiendo conseguir conocimiento externo, con el riesgo de eliminar atributos importantes en el proceso de aprendizaje, algunos de los métodos que utilizan este enfoque son: ReliefF, Chi-Cuadrado y Ganancia de Información. Por otra parte, el enfoque no supervisado no utiliza etiquetas como el enfoque anterior, lo cual permite descubrir conocimiento nuevo, sus inconvenientes son que descuida la correlación entre atributos y algunos de sus principios matemáticos no son generalizables para todo el conjunto de datos, entre los métodos que utilizan este enfoque están: correlación, análisis de componentes principales, mapas isométricos, incrustación lineal local. [209, 210, 211].

2.4.1.. Enfoques para la selección de indicadores

Los tres tipos de enfoques más usados en la selección de atributos son [208]:

- Enfoque tipo filtro: realiza una selección de los indicadores a partir de un conjunto de atributos, sin disponer de una retroalimentación de los algoritmos de aprendizaje y con un costo computacional más bajo. Adicionalmente permite realizar un ranqueo de atributos. Ejemplo: chi-Cuadrado, correlación de Pearson, reliefF, ANOVA, ganancia de información entre otros.
- Enfoque tipo envolvente: del espacio completo de indicadores se selecciona un subconjunto de atributos el cual es usado para evaluar su capacidad predictiva en una función de clasificación, esta función generalmente suele ser la exactitud. Este proceso se repite hasta maximizar dicha función. Ejemplos: algoritmos genéticos, colonia de hormigas, entre otros [212].
- Enfoque tipo embebido: la selección de los indicadores es realizada en el proceso de entrenamiento de los algoritmos de aprendizaje, para lo cual se analizan los parámetros del modelo que indiquen qué atributos deben ser seleccionados. Ejemplo: arboles de decisión, SVM, PCA, etc [213].

En lo expuesto anteriormente, se puede categorizar estos enfoques en dos grupos; los de evaluación individual y los de evaluación en conjunto. El primero permite realizar un ranqueo de los indicadores mediante la puntuación obtenida por cada atributo, aquí se encuentran: Chi-cuadrado, correlación de Pearson, arboles de decisión y SVM. El segundo grupo permite encontrar el mejor subconjunto de atributos en base a una métrica de evaluación global: algoritmos genéticos, colonia de hormigas por mencionar algunos.

La selección de indicadores, para el diagnóstico de fallos en la industria, es importante debido a que existen indicadores redundantes que pueden afectar el rendimiento de los algoritmos de aprendizaje. También se ha demostrado que, al utilizar la selección de atributos, reduciendo el espacio original, se consigue aumentar la exactitud en la etapa de clasificación [214, 213].

2.4.2.. Métodos de selección por ranqueo

2.4.2.1.. ReliefF.

Es una extensión del algoritmo de Relief (usado para clasificación binaria), el cual busca estimar la calidad de los atributos que permitan discriminar entre instancias vecinas. ReliefF selecciona una instancia al azar entonces busca k vecinos más cercanos de la misma clase y también k vecinos más cercanos para las diferentes clases [215]. Esto actualiza un vector de ponderación W el cual da más peso a las características que diferencian mejor entre vecinos de clases diferentes. Está definido por la siguiente formula:

$$W_f^{i+1} = W_f^i + \sum_{c \neq \text{class}(x)} \frac{\frac{p(x)}{1-p(\text{class}(x))} \sum_{j=1}^k d_f(x, M_j(x))}{m * k} - \sum_{j=1}^k \frac{d_f(x, H_j(x))}{(m * k)}, \quad (1)$$

donde W_f representa el peso del atributo f , d_f es la distancia de dos muestras en el atributo f , $H_j(x)$ son las muestras vecinas desde el tipo de muestra de x , $M_j(x)$ son las muestras vecinas de los vecinos de clases diferentes y $p(x)$ es la probabilidad de clase. Para seleccionar los mejores atributos se tomarán aquellos que tengan el peso más alto.

2.4.2.2.. Chi-cuadrado.

Este método es utilizado en estadística para probar la independencia de dos eventos [216]. En ranqueo de atributos permite probar si la ocurrencia de un atributo específico y la ocurrencia de una clase específica son independientes. Por tanto, cuando un atributo es independiente de la clase este es descartado [217]. Su fórmula es:

$$x^2 = \sum_{j=1}^k \frac{(Y_j - u_j)^2}{u_j}, \quad (2)$$

donde Y_j es el número de observaciones en la j -ésima clase, k es el total de clases, u_j es el valor esperado de Y_j , y para $u_j = Np_j$ siendo N el número de observaciones y p_j representa la probabilidad de ocurrencia. Cuanto x^2 se aproxima más a cero más relacionado está el atributo con la clase. De esta forma seleccionaremos los atributos más cercanos a cero como los más representativos.

2.4.2.3.. Ganancia de información.

Conocida como entropía (H), es un método que permite cuantificar la cantidad de

impureza en un conjunto de datos. A partir de H se puede definir una medida IG que refleje la información adicional sobre la clase Y proporcionada por el atributo X que representa la cantidad por la cual la entropía de Y disminuye [218]. Esta medida está dada por:

$$IG = H(Y) - H(Y|X) = H(X) - H(X|Y) \quad (3)$$

donde H representa la entropía. Por lo tanto, se seleccionarán los m atributos con el valor IG más elevado como los mejores.

2.4.3.. Escalamiento de atributos

La normalización es un proceso de escalamiento de datos en etapas previas al procesamiento de los mismos. Es muy utilizado en aprendizaje automático y áreas como el procesamiento de imágenes [219], [220]. Los más utilizados son normalización Min-Max y estandarización.

2.4.3.1.. Estandarización.

También conocida como normalización z-score. Este método lleva los datos a una nueva escala con media cero y desviación estándar uno. Muy utilizado en aprendizaje automático para mejorar el rendimiento de sus métodos como KNN, SVM, entre otros [221]. El proceso de cálculo retira la media ($\bar{x}$) de cada atributo original y lo divide para su desviación estándar (σ):

$$x' = \frac{x - \bar{x}}{\sigma} \quad (4)$$

2.4.3.2.. Normalización Min-Max.

Es un método muy utilizado en procesamiento de imágenes. Se encarga de re-escalar los datos entre valores de cero y uno. Generalmente se utiliza en aplicaciones donde se desee mantener rangos positivos. Existen variaciones de este método como normalización al máximo, normalización a la media, entre otros [219]. Es recomendable conocer el valor máximo (x_{max}) y mínimo (x_{min}) de cada una de las variables originales para que su implementación sea adecuada, el cálculo está dado por:

$$x' = \frac{x - x_{min}(x)}{x_{max}(x) - x_{min}(x)} \quad (5)$$

2.5.. CLASIFICACIÓN

La Figura 2 muestra el proceso de diagnóstico, el cual contiene la etapa de clasificación que comprende el reconocimiento de patrones, que es un proceso de mapeo de la información obtenida del proceso de selección de indicadores de condición. Tradicionalmente, el reconocimiento y análisis de patrones se realiza manualmente por herramientas como espectro de la señal, diagrama de fase, cepstrum, frecuencia de engranaje o armónicos o el análisis de los atributos en algunos de los dominios analizados [93, 222, 5]. Sin embargo, el reconocimiento manual de patrones requiere experiencia en el ámbito específico de aplicación del diagnóstico, lo que implica personal altamente capacitado; por esta razón el reconocimiento automático de patrones es altamente deseable para disminuir la dependencia de personal especializado. Esto se puede lograr mediante la clasificación de señales con base en la información obtenida; la clasificación automática permitirá detectar e identificar fallos para que personal poco cualificado pueda tomar decisiones en mantenimiento sin la necesidad de un especialista, por lo que existe una demanda de técnicas de clasificación que sean automáticas y fiables [5, 223]. La minería de datos es una herramienta de inteligencia artificial que puede descubrir información útil dentro de una base de datos que luego se puede utilizar para tomar decisiones. El uso de técnicas de minería de datos en la industria comenzó en la década de 1990 [224, 225] y ha atraído cada vez más atención de modo que ahora se utiliza en diferentes áreas de la industria y una de ellas es el MBC.

Las técnicas de minería de datos están basadas en inteligencia computacional, aprendizaje automático, y estadística avanzada, han creado nuevos métodos y herramientas para la extracción automatizada de patrones y conocimientos implícitos, previamente desconocidos y potencialmente útiles, por lo cual, estas técnicas pueden emplearse para la fase de clasificación y selección de características en el MBC [78, 226].

Las Máquinas de Soporte Vectorial (SVM, del inglés *Support Vector Machine*) constituyen la técnica de la minería de datos que más se emplea por su robustez para la

clasificación [227]. Las SVM, son un modelo de aprendizaje automático, con enfoque supervisado, que permiten realizar tareas como clasificación y regresión, siendo la primera la más utilizada. Si bien las SVM fueron pensadas para tareas de clasificación binaria, actualmente se pueden utilizar para clasificación multi-clase (mediante el método Uno-Contra-Todos) y sus campos de aplicación son varios: procesamiento de imágenes, procesamiento del lenguaje natural, clasificación de fallos en maquinaria rotativa, entre otros [228, 229].

Las SVM implementan separadores lineales o hiperplanos para la tarea de clasificación, para lo cual mapean los puntos de entrada, de ser necesario, a un nuevo espacio de dimensión superior. Esto lo realiza mediante el uso de funciones llamadas núcleos (*kernels* en inglés), ya sean lineales, gaussianos u otros, facilitando la transformación al nuevo espacio de características. El hiperplano que se trace en este nuevo espacio deberá maximizar el margen (distancia mínima entre clases) para lo cual utilizará como referencia los puntos más cercanos entre clases conocidos como vectores de soporte [230].

Según Shawe-Taylor y Cristianini [231] y Auria y Moro [232], las SVM presentan las siguientes ventajas: la implementación de *kernels*, ausencia de mínimos locales, la dispersión de la solución y la capacidad de control del modelo mediante la regularización de parámetros como el parámetro de coste C y r en caso de *kernels* gaussianos, permitiendo maximizar el margen. Como desventaja se puede tener la elección de la función de *kernel* para un problema determinado, seguido de esto la elección apropiada de los hiper-parámetros que permitan una mejor generalización del modelo.

En los trabajos desarrollados por Vakharia et al. [233] y Vinay et al. [234] han tomado como referente las SVM para la etapa de clasificación siendo este uno de los mejores clasificadores, comparados con redes neuronales artificiales. Por otra parte, Burges [230] menciona que una de las principales fortalezas de las SVM es su entrenamiento, dado que siempre busca el mínimo global, también destaca que la selección adecuada del *kernel* permite mejorar el rendimiento del entrenamiento. El uso de las SVM y sus variantes ha permitido mejorar el rendimiento de la detección de fallos en cajas de engranes en comparación de las redes neuronales [235]. Según Xu y Li [236], y Lu et al. [237] el amplio uso de este modelo se debe a su buena capacidad de generalización y a su efectividad de implementación en el campo industrial.

2.5.1.. Clasificador KNN

K -vecinos más cercanos o KNN del inglés k -nearest neighbors, es un modelo de clasificación no-paramétrico el cual utiliza un conjunto de entrenamiento como base para realizar la clasificación de nuevas muestras, pertenecientes al conjunto de prueba, aplicando el criterio del vecino más cercano. Este enfoque radica en encontrar k muestras del conjunto de entrenamiento que estén más cerca de la nueva muestra de prueba, cuyo etiquetado estará en función de las clases que predominen en el vecindario [238].

Dado un conjunto de entrenamiento $D(x, y)$ (donde x representa la muestra e y representa su respectiva clase) y un ejemplo de prueba $z = (x', y')$, el algoritmo calcula la distancia entre z y todas las muestras de entrenamiento $(x, y) \in D$, obteniendo de esta forma una lista de vecinos más cercanos. La asignación de la clase para y' , correspondiente a la muestra de prueba x' , se basará en una votación mayoritaria de las clases de sus vecinos más cercanos:

$$y' = \underbrace{\operatorname{argmax}}_v \sum_{(xi, yi) \in D} I(v = y_i) \quad (6)$$

Donde v es la etiqueta de la clase, y_i es la etiqueta de la clase del i -th vecino más cercano y $I()$ es una función que regresa 1 si el argumento es verdadero y 0 si no lo es.

Uno de los puntos claves al utilizar KNN es la elección del valor k , si este es muy pequeño el clasificador puede ser muy sensible a ruido, por otra parte, si es muy grande puede agrupar muchas muestras vecinas pertenecientes a varias clases. Por lo cual una forma de dar más robustez al clasificador ante la elección del valor de k , es utilizar un enfoque más sofisticado para el etiquetado de las clases, el cual se basa en ponderar la contribución de cada muestra vecina, en función de la distancia que exista respecto a la muestra a clasificar, dando mayor peso a los vecinos más cercanos. Para esto se utiliza un factor de ponderación que está en función del cuadrado inverso de su distancia:

$$W_i = \frac{1}{d(x', x_i)^2} \quad (7)$$

De esta forma el algoritmo de KNN queda definido de la siguiente manera:

$$y' = \underbrace{\operatorname{argmax}}_v \sum_{(xi, yi) \in D} W_i \times I(v = y_i) \quad (8)$$

Otro punto clave al utilizar KNN es la selección de la métrica de distancia, generalmente se utilizaba distancia euclidiana, aunque también se tiene otras métricas de similitud como: cosine, Minkowsky1, Correlación, entre otras [239].

Este clasificador es muy dependiente del conjunto de entrenamiento, si bien no requiere una etapa de aprendizaje como tal, ya que ésta se encuentra implícita en el conjunto de entrenamiento, si se deberá tener en cuenta la selección previa de un buen conjunto de muestras. También se deberá tener en cuenta el costo computacional para cuando se utiliza conjuntos de entrenamiento grandes [240].

Wang [241] empleó KNN para clasificar de cinco diferentes niveles de agrietamiento de engranajes bajo las cuatro velocidades diferentes de motor y tres cargas diferentes a partir de 620 características estadísticas redundantes extraídas del paquete de wavelet binario Daubechies 44. Lei y Zuo [242] propusieron un método de clasificación del nivel de agrietamiento del engranaje basado en una selección de características de dos etapas a través de la técnica de evaluación euclidiana de distancia y un clasificador KNN ponderado.

La exactitud de clasificación de KNN en relación con clasificadores como redes neuronales, en general es menor [243], [244], pero KNN es utilizado cuando se evalúa la relevancia de los IC y no la fortaleza del clasificador. Por otra, parte Liu [245] recomienda que se debe tener en cuenta el valor de k (número de vecinos) en función de la aplicación a realizar, sobre todo si se trabaja en ambientes reales. Esto debido a que el valor de k tiene influencia directamente con el rendimiento del clasificador.

2.5.2.. Métricas de evaluación de clasificadores

2.5.2.1.. Matriz de confusión.

Es una herramienta utilizada para visualizar el desempeño de los algoritmos supervisado. Donde las filas de la Tabla 3 representan la clase pronosticada y las columnas representan la clase actual o verdadera [246], siendo esta una matriz de confusión para clasificación binaria. Donde t_p y t_n son las muestras positivas y negativas respectivamente, que son clasificadas correctamente. Mientras, f_p y f_n denota las muestras positivas y negativas mal clasificadas, respectivamente.

2.5.2.2.. Exactitud.

La exactitud mide el radio de predicciones correctas es decir permite evaluar la habilidad de generalización de los clasificadores. Una vez el clasificador es entrenado, se utiliza

Tabla 3: Matriz de confusión de clasificación binaria

	Clase actual positiva	Clase actual negativa
Clase positiva predicha	Verdaderos positivos (t_p)	Falsos negativos (f_n)
Clase negativa predicha	Falsos positivos (f_p)	Verdaderos negativos (t_n)

la exactitud para su evaluación, la cual se refiere al total de las instancias (muestras) predichas correctamente cuando se prueba con datos no vistos, conocido también como conjunto de prueba [246]. La exactitud esta definida como:

$$\frac{t_p + t_n}{t_p + f_p + t_n + f_n} \quad (9)$$

2.5.2.3.. Exactitud promediada.

Cuando se trabaja con clasificación multi-clase se utiliza un promedio de la exactitud de cada clase para obtener el total del clasificador [246]. Se define como:

$$\frac{\frac{t_{p_i} + t_{n_i}}{t_{p_i} + f_{n_i} + f_{p_i} + t_{n_i}}}{l} \quad (10)$$

donde t_{p_i} son los verdaderos positivos para la clase C_i ; f_{p_i} son los verdaderos positivos para C_i ; f_{n_i} son los falsos positivos para C_i , teniendo en cuenta que C_i es la i -ésima clase del conjunto de datos.

2.5.3.. Entrenamiento de clasificadores por validación cruzada de K interacciones

Validación cruzada de k interacciones (en inglés *k-fold cross-validation*) es un método para la evaluación de un clasificador mediante el uso de la validación cruzada por k -grupos. Donde un conjunto de datos, D , es dividido aleatoriamente en k sub-conjuntos ($D_1, D_2, \dots, D_k$) aproximadamente iguales. Donde es entrenado en D/D_t y evaluado con D_t tal que $t \in (1, 2, \dots, k)$. Por lo cual el clasificador es entrenado y evaluado k veces [247]. Para el cálculo de la exactitud aproximada, se deberá realizar un promedio de todos los k resultados obtenidos, tanto para entrenamiento como para evaluación. Generalmente se utiliza el enfoque por k -folds cuando el conjunto de datos es pequeño y no representa un gran costo computacional.

2.6.. FUSIÓN DE DATOS

La fusión de datos se refiere a la combinación de datos de múltiples sensores sean del mismo tipo o de tipos diferentes, y se puede definir como el uso de técnicas que combinan datos de múltiples fuentes de forma que, usando la asociación de los datos se puedan alcanzar inferencias, deducciones o discriminaciones de forma más fiable y adaptada a la realidad de lo que se puede conseguir usando los datos de las diferentes fuentes de forma aislada [81, 248, 249].

En el campo industrial, el personal de mantenimiento tiende a utilizar diversos tipos de sensores para recoger las señales de MC de las máquinas. Al comparar estas señales adquiridas con señales de condiciones normales de funcionamiento de la máquina, el personal de mantenimiento puede evaluar las condiciones de funcionamiento, además, pueden ser capaces de identificar los fallos especiales basados en su conocimiento de la firma del fallo. Sin embargo, esto es un trabajo complicado incluso para los expertos debido a la diversidad de sensores que recogen la información. Adicionalmente, las señales recogidas en entornos industriales son a menudo enmascaradas por el ruido aleatorio por lo que no parecen estar en conformidad con la condición normal [62].

En los últimos años se han empleado numerosos sistemas inteligentes para la interpretación correcta de los datos para ayudar a las tareas de diagnóstico y pronóstico. Sin embargo, muchas investigaciones han demostrado que un sistema de decisión con una única fuente de datos puede tener una capacidad limitada de clasificación o predicción, lo cual puede no ser suficiente para una aplicación particular. Por lo tanto, la aplicación de fusión de datos ha recibido mucho interés en los últimos años, y los investigadores han logrado éxitos considerables de este enfoque para resolver tareas complejas de diagnóstico de fallos en cajas de engranajes [57, 250, 251, 176].

2.6.1.. Estructuras de la fusión de datos

Identificar la estructura de fusión de datos apropiada es un factor vital para asegurar que el sistema realmente mejore las capacidades de monitoreo de la condición. Las arquitecturas de fusión pueden clasificarse en tres niveles: nivel de datos, nivel de indicadores de condición o características y nivel de decisión [249]. A continuación, se presenta una

breve explicación de las arquitecturas de fusión de datos con algunas aplicaciones para cada una de ellas.

2.6.1.1.. *Fusión de datos a nivel de señal.*

En la Figura 3 se presenta la arquitectura de la fusión a nivel de señal, en donde, todos los datos de la señal cruda de diferentes sensores se agrupan y se extrae un vector de indicadores de condición o características para luego pasar a una etapa de reconociendo de patrones por diferentes técnicas. La fusión de datos a este nivel contiene la mayor cantidad de información y puede dar buenos resultados debido a que brinda redundancia de los sensores. Sin embargo, los sensores utilizados en este nivel deben ser sensores conmensurables, es decir, del mismo tipo por ejemplo: vibraciones y temperatura. Una limitación de esta fusión es al disponer de varios sensores para medir una misma magnitud física.

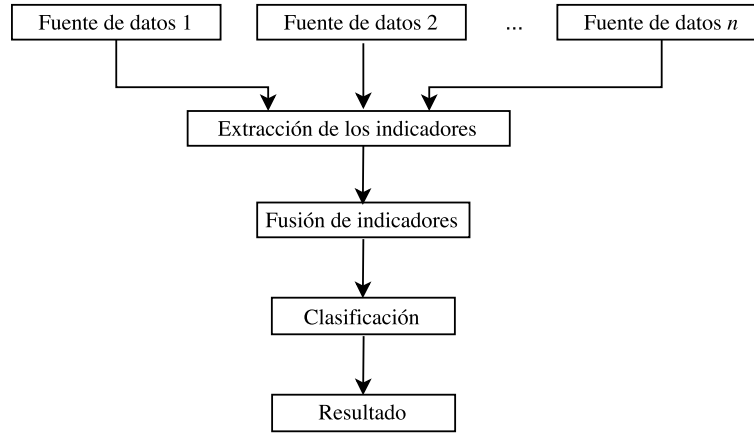


Figura 3: Fusión a nivel de datos

2.6.1.2.. *Fusión de datos a nivel de indicadores de condición.*

Esta estructura se presenta en la Figura 4, en donde los indicadores de condición se extraen de cada sensor de acuerdo con el tipo de datos de la señal cruda. A continuación, los indicadores de estos sensores no conmensurables se normalizan y se fusionan en la fase del nivel de características para formar un único vector de características, mismo que será empleado en la fase de clasificación. Khazaei et al. [252] realizaron el diagnóstico de una caja de engranajes adquiriendo señales acústicas y de vibración, de las cuales extraen indicadores de condición en el dominio tiempo-frecuencia mediante

la transformada Wavelet. Estos indicadores se fusionan para ingresar a un clasificador de redes neuronales artificiales y se obtiene un 10 % más de exactitud en el diagnóstico comparado con una clasificación que emplee los indicadores de condición de manera independiente en el clasificador. Lei et al. [82] diagnosticaron una caja de engranajes planetarios empleando tres señales de vibración provenientes de los tres ejes coordinados para tres casos de fallos distintos; de las tres señales se extraen dos indicadores por cada señal y los seis indicadores se fusionan e ingresan a un clasificador de inferencia neurodifuso adaptativo en donde, la exactitud de clasificación para los tres casos es mayor que si se hubiera empleado un solo sensor.

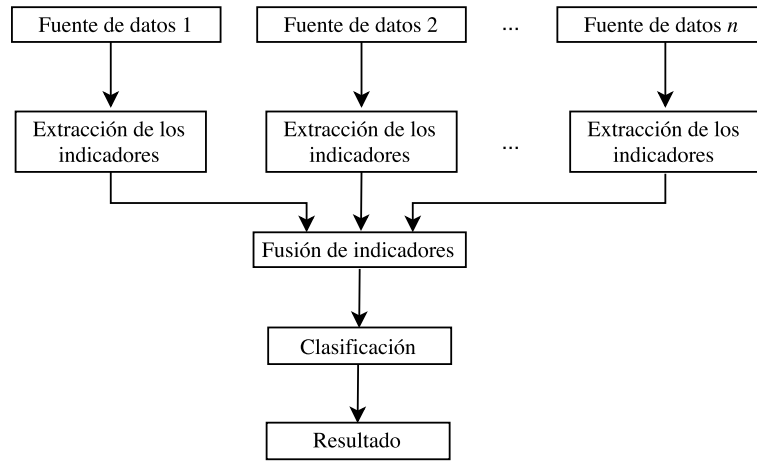


Figura 4: Fusión de datos a nivel de indicadores

2.6.1.3.. *Fusión de datos a nivel de decisión.*

Esta estructura se presenta en la Figura 5, en donde los procesos de extracción de características y reconocimiento de patrones se aplican de manera individual para cada sensor; posteriormente, los vectores de decisión generados de cada clasificador individual se fusionan utilizando técnicas de fusión a nivel de decisión. Estas técnicas pueden ser: votación, el método bayesiano, conocimiento del comportamiento espacio o la teoría de Dempster-Shafer [62].

Cheng et al. [253] propusieron un método de diagnóstico de fallos de engranajes en condiciones de ruido de la señal adquirida, como lo son las cajas de engranajes de los helicópteros. Basado en la fusión de datos, el método combina las señales de tres acelerómetros, extrae los indicadores de condición en el dominio del tiempo-frecuencia de cada sensor, luego los indicadores ingresan a una red neuronal auto-organizada como

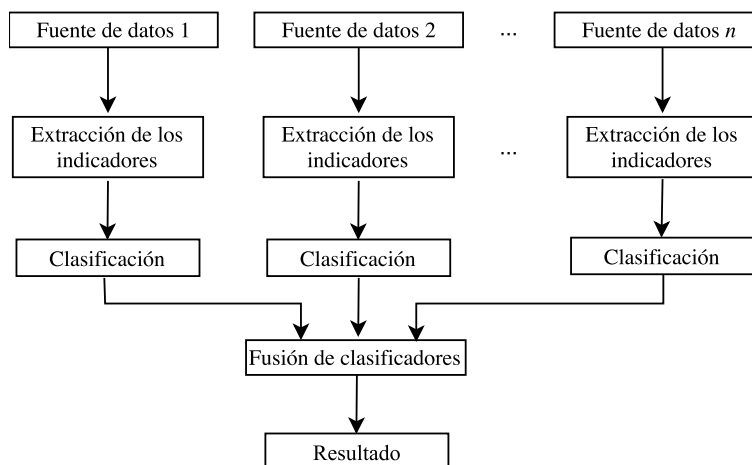


Figura 5: Fusión de datos a nivel de decisión

clasificador y como técnica de fusión de datos a nivel de decisión (teoría de pruebas Dempster-Shafer). Los resultados demostraron que utilizando ya sea dos o tres acelerómetros se mejora el reconocimiento de las condiciones de fallo.

Dempsey et al. [254] realizaron el diagnóstico de una caja de engranajes para lo cual emplean dos acelerómetros y un sensor de residuos de aceite, de los cuales extraen los indicadores de condición que ingresan a tres clasificadores difusos; cada clasificador entrega un resultado que a su vez pasa mediante la técnica de lógica difusa a nivel de decisión entrega un resultado confiable. Por otra parte, Khazaei et al. [255] combinaron señales de audio y vibraciones a nivel de fusión del clasificador y también lograron tener una mayor exactitud en la clasificación.

3.. EXPERIMENTACIÓN

3.1.. DESCRIPCIÓN DEL FUNCIONAMIENTO DEL BANCO

La experimentación se desarrolló en el Laboratorio de Vibraciones de la Universidad Politécnica Salesiana sede Cuenca, Ecuador, usando el banco mostrado en la Figura 6. El movimiento es generado por un motor marca Siemens modelo 1LA7 096-6YA60, con alimentación trifásica de 220 V CA, de 2 hp, 1200 rpm; mediante un acople flexible, éste transmite el movimiento al eje de entrada de la caja de engranajes. En el eje de salida de la caja de engranajes se ubica una polea que transmite, por medio de una banda flexible, el movimiento al freno electromagnético Rosati de 8.83 kW que permite simular carga. La caja de engranajes se puede configurar en una o dos etapas ya sea para trabajar con engranajes rectos o helicoidales. También es posible combinar fallos en engranajes y rodamientos de los ejes de la caja. La velocidad de giro del motor es controlada mediante el variador de frecuencia Danfoss VLT 1.5 kW y la carga del freno es controlada manualmente mediante la fuente de voltaje de corriente continua TDK-Lambda, GEN 100-15-IS510. Para la adquisición de datos se emplearon cuatro acelerómetros, dos sensores de emisión acústica, y la sonda de corriente tipo pinza. Las señales se adquirieron por diferentes tarjetas (módulos) montados en un chasis NI cDAQ-9188 de National Instruments a través de un computador portátil ASUS ROG GL752VW-DH74, en el siguiente apartado se describe de manera detallada el sistema de adquisición de datos.

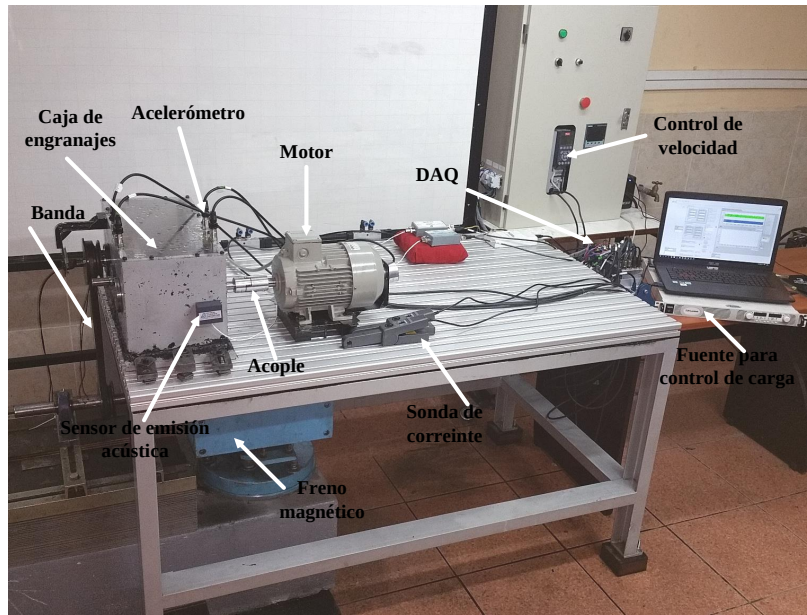


Figura 6: Configuración del banco para pruebas con engranajes

3.2.. ADQUISICIÓN DE LAS SEÑALES DE MONITOREO DE LA CONDICIÓN

El esquema del sistema de adquisición de datos de las señales de corriente, vibración y emisión acústica se presenta en la Figura 7. La señal de corriente (C1) que alimenta al motor es sensada por el transductor de corriente modelo LEM HXS 20-NP/SP30, sus características se presentan en la Tabla 4. la señal de corriente es adquirida a 25 kS/s por la tarjeta NI cDAQ-9205 cuyas características se indican en la Tabla 5, Las señales de vibración son sensadas por cuatro acelerómetros (A1, A2, A3, A4), modelo IPC 603C01 que van montados en la caja de engranajes; las características principales de los acelerómetros se indican Tabla 6. Cada señal de los acelerómetros y de la corriente es adquirida a 50 kS/s por las dos tarjetas NI cDAQ-9234 cuyas características se indican en la Tabla 7. Las señales de emisión acústica son sensadas por dos sensores de emisión acústica (EA1, EA2) modelo Physical acoustics WD que van montados en la pared de la caja de engranajes, las características de estos sensores se presenta en la Tabla 8; cada señal de emisión acústica ingresa al preamplificador MITRAS 0/2/4C, sus

características se presentan en la Tabla 9. Cada señal de EA es adquirida a 1 MS/s por la tarjeta NI 9223 cuyas características se presentan en la Tabla 10. Las dos tarjetas NI 9234, y la NI 9223 se acoplan en el chasis NI cDAQ-9188 que envía los datos vía Ethernet al computador portátil ASUS ROG GL752VW-DH74 que dispone de LabVIEW™ y Matlab™ para la adquisición de las señales; las características del chasis NI cDAQ-9188 se indican en la Tabla 11.

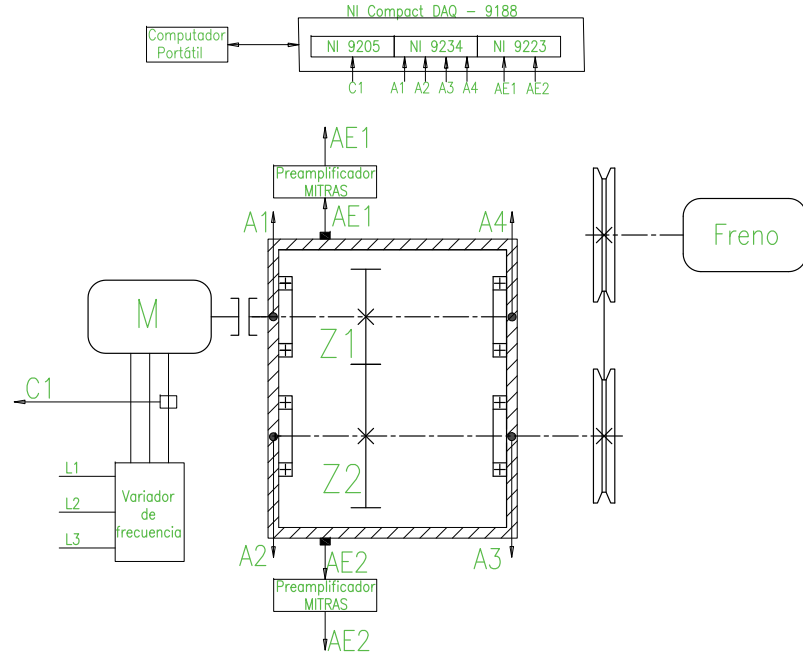


Figura 7: Sistema de adquisición de señales de MC

Tabla 4: Características de la sonda de corriente tipo pinza

Marca y modelo	LEM HXS 20-NP/SP30
Rangos de corriente	± 20 A
Señales de salida	$V_{max} = 4.4$ V
	$V_{min} = 0.6$ V
Precisión básica para la corriente de entrada de: 0 A a 10 A	± 0.025 V
Tipo de conector	Tornillo
Fuente de alimentación	5 VCC

Tabla 5: Características de la tarjeta NI 9205

Máxima velocidad de muestreo	Rango de muestreo acumulado de 250 kS/s con 32 entradas analógicas de una sola terminal y 16 diferenciales
Rango de Voltaje Máximo	-10 V - 10 V
Rango de Voltaje Mínimo	-0.2 V - 0.2 V
Resolución de Entrada Analógica	16 bits

Tabla 6: Características del acelerómetro

Marca y modelo	ICP - 603C01
Sensibilidad ($\pm 10\%$)	100 mV/g
Rango de medición	± 50 g
Rango de frecuencia	(± 5 dB) 0.5 a 10000 Hz
Frecuencia de resonancia	25kHz
Resolución de ancho de banda (1 a 10000 Hz)	350 μ g
Conector	2-Pin MIL-C-5015

Tabla 7: Características de la tarjeta NI 9234

Máxima velocidad de muestreo	51.2 kS/s por canal
Rango de voltaje máximo	± 5 V
Número de canales	4
Resolución	24 bits; rango dinámico de 102 dB; filtros anti-aliasing
Muestreo simultaneo	Si
Acondicionamiento de señales	IEPE seleccionable por software (0 ó 2 mA)
Acoplamiento de AC/DC	Seleccionable por software; acoplado en AC (0.5 Hz)
Direccionalidad	120 dB

Tabla 8: Características del sensor de EA

Marca y modelo	Physical acoustic WD - 100-900 kHz
Rango de frecuencia de operación	125-1000 kHz
Sensibilidad máxima, Ref V/(m/s)	56 dB
Sensibilidad máxima, Ref V/ μ bar	-61 dB
Frecuencia de resonancia, Ref V/(m/s)	125 kHz
Frecuencia de resonancia, Ref V/ μ bar)	450 kHz
Direccionalidad	$\pm 1,5dB$
Conector	BNC

Tabla 9: Características del preamplificador MITRAS

Marca y modelo	Mitras 0/2/4
Ganancia	0/20/40 dB + 0.5 %dB
Rango de amplitud dinámica	>90dB Estándar
Fuente externa	18-28 VDC
Corriente operacional	30 mA (con AST instalado) 28 mA (sin AST instalado)
Conector	BNC

Tabla 10: Características de la tarjeta NI 9223

Capacidad	1 MS/s de velocidad de muestreo por canal
Número de canales	4
Rango de medida	$\pm 10V$
Resolución	16 bits
Muestreo simultaneo	Si
Conector	BNC

Tabla 11: Características del chasis NI 9188

Capacidad	Hasta 256 canales
Número de ranuras	8
Disparo integrado	Si
Potencia Total Disponible	15 W
Rango de Entrada de Voltaje	9 V - 30 V

3.3.. CONFIGURACIÓN DE LA EXPERIMENTACIÓN

3.3.1.. Configuración del banco para pruebas con engranajes

La caja de engranajes es configurable para desarrollar pruebas en una o dos etapas como se presenta en la Figura 8. Se pueden montar engranajes rectos o helicoidales, también se pueden simular fallos de excentricidad en el eje del engranaje Z2, o fallo en el rodamiento del mismo eje.

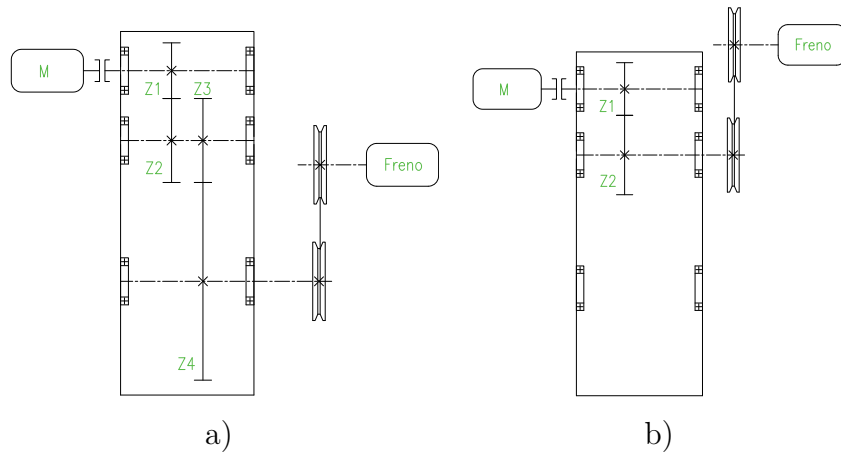


Figura 8:

Configuración de la caja de engranajes. a) Configuración en dos etapas Z1/Z2 y Z3/Z4. b) Configuración para una etapa Z1 y Z2

Las características de los engranajes se detallan en la Tabla 12. El espesor de los dientes es 20 mm construidos de material SAE/AISI 4140, módulo 2.25 con ángulo de presión $\theta = 20^\circ$ y un ángulo de hélice $\psi = 20^\circ$ para el caso de los engranajes helicoidales. Para las pruebas se emplearon engranajes nuevos construidos del mismo lote de material.

3.3.2.. Configuración de los parámetros del banco

Para realizar la experimentación se deben controlar varios parámetros para que las pruebas puedan ser realizadas en los mismos escenarios. A continuación, se describen los diversos parámetros que se pueden regular.

Tabla 12: Características de los engranajes

Posición del engranaje	Número de dientes engranajes rectos	Número de dientes engranajes helicoidales
Engranaje (Z1)	32	30
Engranaje (Z2)	48	45
Engranaje (Z3)	53	45
Engranaje (Z4)	80	80

1. Velocidad de rotación del motor, se puede regular con el variador de frecuencia y es configurable para velocidad constante o variable.
2. Carga a la caja de engranajes, se aplica con el freno electromagnético Rosati de 8.83 kW la carga es controlada manualmente mediante la fuente de voltaje de corriente continua TDK-Lambda, GEN 100-15-IS510 y se puede variar la carga de 0 hasta 2 hp.
3. Para la lubricación se utilizó el método de lubricación por salpicadura, para todas las pruebas se mantendrá el 35 % nivel de la altura del depósito que asegura la lubricación de los rodamientos y los engranajes, se utilizó el aceite Gulf EP Lubricant HD 220, todas las pruebas se realizaran en un rango de temperatura de 30 a 40 °C.
4. La configuración se la puede realizar para pruebas en engranajes rectos o helicoidales en una o dos etapas.
5. Los fallos en los engranajes se generarán artificialmente; los fallos de picadura, agrietamiento y gripado se generarán por medio de electroerosión y el fallo de rotura de diente por medio de fresado, los detalles constructivos de los fallos se indican en cada plan experimental.

Para que los fallos generados artificialmente sean equiparables a los reales, se realizó estudios detallados de cada tipo de fallos mediante la dirección de tres trabajos de pregrado de la Carrera de Ingeniería Mecánica de la Universidad Politécnica Salesiana, sede Cuenca, Ecuador; el primer trabajo desarrollado por Ortiz y Pérez [58], que consistió en adquisición de señales vibracionales y emisiones acústicas combinando fallos en maquinaria rotativa y la elaboración de guías de prácticas sobre detección de fallos en engranajes por medio de emisiones acústicas; el segundo desarrollado por Pacheco [59], que adquirió señales de vibración y emisión acústica para el diagnóstico de severidad de fallos en maquinaria rotativa; el tercero trabajo desarrollado por Chingal [60], que

realizó la adquisición de señales de corriente del motor de inducción combinando fallos en la maquinaria rotativa y desarrollo una guía de práctica sobre detección de fallos por medio del AFCM.

3.4.. PLANES EXPERIMENTALES

Con el fin de detallar las condiciones específicas de las pruebas que se desarrollaron en el laboratorio se presenta a continuación dos planes experimentales.

3.5.. PLAN EXPERIMENTAL UNO

3.5.1.. Descripción de la configuración

En el experimento uno se simuló la condición normal y ocho niveles de severidad de los siguientes fallos: agrietamiento, gripado, picadura y rotura de diente, cada tipo de fallo representa una base de datos. En la Figura 9, se presenta la configuración del experimento para la caja de engranajes rectos de una etapa que es accionada por motor trifásico Siemens 1LA7 096-6YA60, y se simula la carga en la caja por el freno, también se presenta la localización de los diferentes sensores; las características de los sensores se describen en la Tabla 13, las características de la caja de engranajes se describen en la Tabla 14.

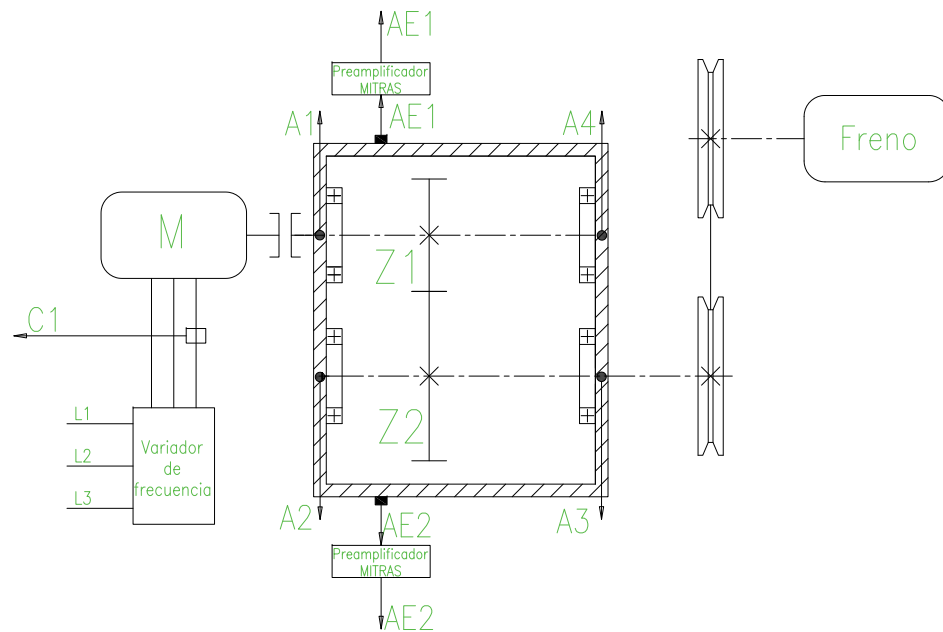


Figura 9: Configuración de la caja de engranes para el plan experimental uno

Tabla 13: Datos de sensores

Designación del sensor	Sensor Posición	Marca y modelo	Frecuencia de muestreo
A1	Acelerómetro 1	IPC 603C01	50 kS/s
	Vertical		
A2	Acelerómetro 2	IPC 603C01	50 kS/s
	Vertical		
A3	Acelerómetro 3	IPC 603C01	50 kS/s
	Vertical		
A4	Acelerómetro 4	IPC 603C01	50 kS/s
	Vertical		
EA1	Sensor de emisión acústica 1	Physical acoustic WD - 100-900 kHz	1 MS/s
	Fijado en la pared lateral		
EA2	Sensor de emisión acústica 2	Physical acoustic WD - 100-900 kHz	1 MS/s
	Fijado en la pared lateral		
C1	Sensor de Corriente	LEM HXS 20-NP/SP30	25 kS/s
	Montado en los cables de alimentación del motor		

Tabla 14: Especificaciones de los engranajes

Tipo de engranajes	Rectos
Número de etapas	1
Material	Steel E410
Módulo	2.25
Número de dientes Z1/Z2	32/48
Lubricación	Gulf EP Lubricant HD 220

3.5.2.. Bases de datos plan experimental uno

3.5.2.1.. Fallos simulados para severidad.

Para determinar los niveles de severidad, geometría y la forma constructiva de cada fallo se basó en los trabajos desarrollados por Ortiz y Pérez [58], Pacheco [59], y Chingal [60], donde se establece un estudio de cada fallo y se determina la severidad de cada fallo. El fallo en el plan experimental uno puede localizarse en el engranaje Z1 o Z2, cada ubicación de los engranajes con fallo o estado normal se denomina clase o condición (P), en las siguientes tablas se presenta la ubicación y los detalles constructivos de los fallos en Z1 y Z2 para los fallos de: agrietamiento, Tabla 15; picadura, Tabla 16; gripado, Tabla 17 y rotura Tabla 18; cada fallo tiene la condición normal P1 y los ocho niveles de severidad P2 a P9. La nomenclatura para los fallos y su severidad es ($Z\#_\#_L$), donde: los dos primeros términos ($Z\#$), corresponden al engranaje que puede ser Z1, Z2, Z3 o Z4; el segundo término ($\#$), corresponde al tipo de fallo, rotura de diente ($_B$), gripado ($_S$), picadura ($_P$), y agrietamiento ($_C$); el tercer término ($_L$) corresponde a los ocho niveles de severidad y va de 1 a 8.

Tabla 15: Localización y descripción de fallo de agrietamiento

Clase o condición	Z1	Z2	Descripción geométrica del fallo	Esquema
P1	Normal	-	-	-
P2	Z1_C_1	Normal	Profundidad: 1 mm	
			Ancho: 1 mm	
			Largo: 4 mm	
P3	Z1_C_2	Normal	Profundidad: 1 mm	
			Ancho: 1 mm	
			Largo: 8 mm	
P4	Z1_C_3	Normal	Profundidad: 1 mm	
			Ancho: 1 mm	
			Largo: 10 mm	
P5	Z1_C_4	Normal	Profundidad: 1 mm	
			Ancho: 1 mm	
			Largo: 12 mm	
P6	Z1_C_5	Normal	Profundidad: 1 mm	
			Ancho: 1 mm	
			Largo: 16 mm	
P7	Z1_C_6	Normal	Profundidad: 1 mm	
			Ancho: 1 mm	
			Largo: 20 mm	
P8	Z1_C_7	Normal	Profundidad: 2 mm	
			Ancho: 1.5 mm	
			Largo: 22 mm	
			ángulo 45 °	
P9	Z1_C_8	Normal	Profundidad: 4 mm	
			Ancho: 1.5 mm	
			Largo: 22 mm	
			ángulo de 45 °	

Tabla 16: Localización y descripción de fallo de picadura

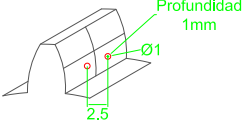
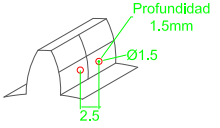
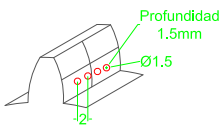
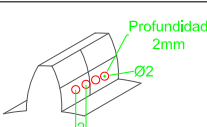
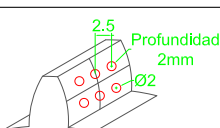
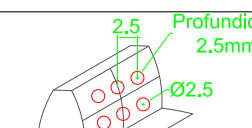
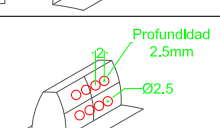
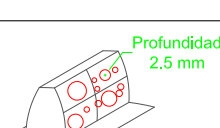
Clase o condición	Z1	Z2	Descripción geométrica del fallo	Esquema
P1	Normal	-	-	-
P2	Z1_P_1	Normal	Número de dientes con picadura: 6	
			Número de agujeros: 2	
			Diámetro: 1 mm	
			Profundidad: 1 mm	
P3	Z1_P_2	Normal	Número de dientes con picadura: 6	
			Número de agujeros: 2	
			Diámetro: 1.5 mm	
			Profundidad: 1.5 mm	
P4	Z1_P_3	Normal	Número de dientes con picadura: 6	
			Número de agujeros: 4	
			Diámetro: 1.5 mm	
			Profundidad: 1.5 mm	
P5	Z1_P_4	Normal	Número de dientes con picadura: 6	
			Número de agujeros: 4	
			Diámetro: 2 mm	
			Profundidad: 2 mm	
P6	Z1_P_5	Normal	Número de dientes con picadura: 6	
			Número de agujeros: 6	
			Diámetro: 2 mm	
			Profundidad: 2 mm	
P7	Z1_P_6	Normal	Número de dientes con picadura: 6	
			Número de agujeros: 6	
			Diámetro: 2.5 mm	
			Profundidad: 2.5 mm	
P8	Z1_P_7	Normal	Número de dientes con picadura: 6	
			Número de agujeros: 8	
			Diámetro: 2.5 mm	
			Profundidad: 2.5 mm	
P9	Z1_P_8	Normal	Número de dientes con picadura: 6	
			Número de agujeros: 11	
			Diámetro irregular	
			Profundidad irregular: 2.5 mm	

Tabla 17: Localización y descripción de fallo de gripado

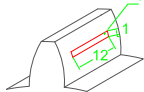
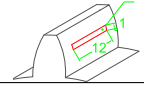
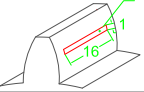
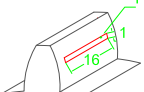
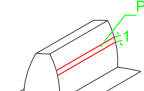
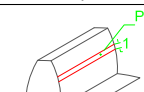
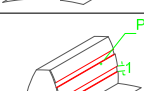
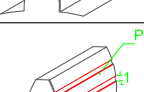
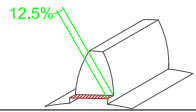
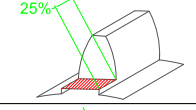
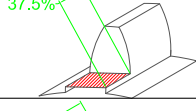
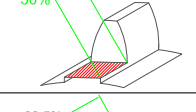
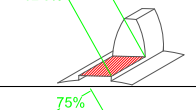
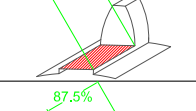
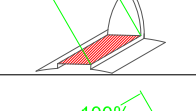
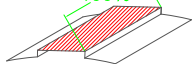
Clase o condición	Z1	Z2	Descripción geométrica del fallo	Esquema
P1	Normal	-	-	-
P2	Normal	Z2_S_1	Profundidad: 0.25 mm	
			Ancho: 1 mm	
			Largo: 12 mm	
P3	Normal	Z2_S_2	Profundidad: 0.5 mm	
			Ancho: 1 mm	
			Largo: 12 mm	
P4	Normal	Z2_S_3	Profundidad: 0.5 mm	
			Ancho: 1 mm	
			Largo: 16 mm	
P5	Normal	Z2_S_4	Profundidad: 0.5 mm	
			Ancho: 1 mm	
			Largo: 22 mm	
P6	Normal	Z2_S_5	Profundidad: 0.25 mm	
			Ancho: 1 mm	
			Largo: 22 mm	
P7	Normal	Z2_S_6	Profundidad: 0.5 mm	
			Ancho: 1 mm	
			Largo: 22 mm	
P8	Normal	Z2_S_7	Profundidad: 1 mm	
			Ancho: 1 mm	
			Largo: 22 mm	
P9	Normal	Z2_S_8	Profundidad: 2 mm	
			Ancho: 1 mm	
			Largo: 22 mm	

Tabla 18: Localización y descripción de fallo de rotura

Clase o condición	Z1	Z2	Descripción geométrica del fallo	Esquema
P1	Normal	-	-	-
P2	Z1_B_1	Normal	Rotura del diente: 12.5 %	
P3	Z1_B_2	Normal	Rotura del diente: 25 %	
P4	Z1_B_3	Normal	Rotura del diente: 37.5 %	
P5	Z1_B_4	Normal	Rotura del diente: 50 %	
P6	Z1_B_5	Normal	Rotura del diente: 62.5 %	
P7	Z1_B_6	Normal	Rotura del diente: 75 %	
P8	Z1_B_7	Normal	Rotura del diente: 87.5 %	
P9	Z1_B_8	Normal	Rotura del diente: 100 %	

3.5.2.2.. Bases de datos adquiridas plan experimental uno En la Tabla 19 se presentan las condiciones de carga, velocidad, número de repeticiones para cada clase; cada clase P se adquirió a: tres velocidades constantes del motor 180 rpm (F1), 720 rpm (F2) y 960 rpm (F3); a tres cargas constantes 0 N m (L1), 1.44 N m (L2), y 3.84 N m (L3); y se repitió quince veces cada prueba (R1...R15), por lo que cada clase P tiene 135 ejemplos; como cada fallo tiene nueve clases (P1 a P9), cada base de datos por cada fallo tiene 1215 ejemplos, las pruebas se adquirieron por 10 segundos para todas las señales.

Tabla 19: Condiciones de carga velocidad y repeticiones

Repeticiones	Frecuencia de rotación	Carga	Clase
R1	F1	L1	P1
R2	F2	L2	P2
R3	F3	L3	P3
R4			P4
R5			P5
R6			P6
R7			P7
R8			P8
R9			P9
R10			
R10			
R11			
R12			
R13			
R14			
R15			

En la Tabla 20, se presenta un resumen de las bases de datos adquiridas, son cuatro bases de datos para severidad en cuatro tipos de fallos: base de datos de agrietamiento (DB_C), picadura (DB_P), rotura (DB_B) y gripado (DB_S); cada base tiene nueve clases y 1215 ejemplos.

Tabla 20: Bases de datos

Nombre de la base de datos (DB)	Tipo de fallo	Número de clases	Número de ejemplos
DB_C	Agrietamiento	9	1215
DB_P	Picadura	9	1215
DB_B	Rotura	9	1215
DB_S	Gripado	9	1215

Cada ejemplo de cada base de datos tiene: cuatro señales de aceleración (A1, A2, A3, A4), dos señales de emisión acústica (EA1, EA2), y una de corriente (C1), por lo que, cada ejemplo está constituido por siete señales en el dominio del tiempo. Por lo tanto, las cuatro bases de datos (DB_C, DB_P, DB_B, DB_S) se pueden separar por tipo de

señal y sensor. Por ejemplo, la base de datos de agrietamiento DB_C, se puede separar en siete subconjuntos de datos; cuatro subconjuntos por las señales de vibración de los cuatro acelerómetros (A1, A2, A3, A4) las base de datos se denominarán DB_C _ A1, DB_C _ A2, DB_C _ A3, y DB_C _ A4; dos subconjuntos de señales de los sensores de emisión acústica (EA1, EA2) las bases de datos se denominarán DB_C_EA1, y DB_C_EA2; un subconjunto de señal del sensor de corriente (C1) la base de datos se denominará DB_C_C1; esto por cada tipo de fallo. En la Tabla 21 se presenta un resumen de todos los subconjuntos de datos para cada tipo de fallo, señal y sensor.

Tabla 21: Subconjuntos de las bases de datos del plan experimental uno

Subconjuntos de la base de datos del fallo de agrietamiento, por tipo de señal y sensor	Subconjuntos de la base de datos del fallo de picadura, por tipo de señal y sensor	Subconjuntos de la base de datos del fallo de rotura, por tipo de señal y sensor	Subconjuntos de la base de datos del fallo de gripado, por tipo de señal y sensor	Señales de muestras
DB_C_A1	DB_P_A1	DB_B_A1	DB_S_A1	1215
DB_C_A2	DB_P_A2	DB_B_A2	DB_S_A2	1215
DB_C_A3	DB_P_A3	DB_B_A3	DB_S_A3	1215
DB_C_A4	DB_P_A4	DB_B_A4	DB_S_A4	1215
DB_C_EA1	DB_P_EA1	DB_B_EA1	DB_S_EA1	1215
DB_C_EA2	DB_P_EA2	DB_B_EA2	DB_S_EA2	1215
DB_C_C1	DB_P_C1	DB_B_C1	DB_S_C1	1215

3.6.. PLAN EXPERIMENTAL DOS

3.6.1.. Descripción de la configuración

En el experimento dos, se simularon treinta y un condiciones: la condición normal y treinta condiciones de la caja de engranajes de dos etapas que combinaran fallos en engranajes rectos, helicoidales, fallo en el rodamiento, y desalineación del eje. En la Figura 10, se presenta la configuración de la experimentación para la caja de engranajes que es accionada por motor trifásico Siemens 1LA7 096-6YA60 2 hp y se simula una carga por medio del freno, también se presenta la localización de los diferentes sensores; las características de los sensores se describen en la Tabla 22, las características de la caja de engranajes en la Tabla 23, el rodamiento que se emplea en los ejes de los engranajes es el 6005 Z2C3.

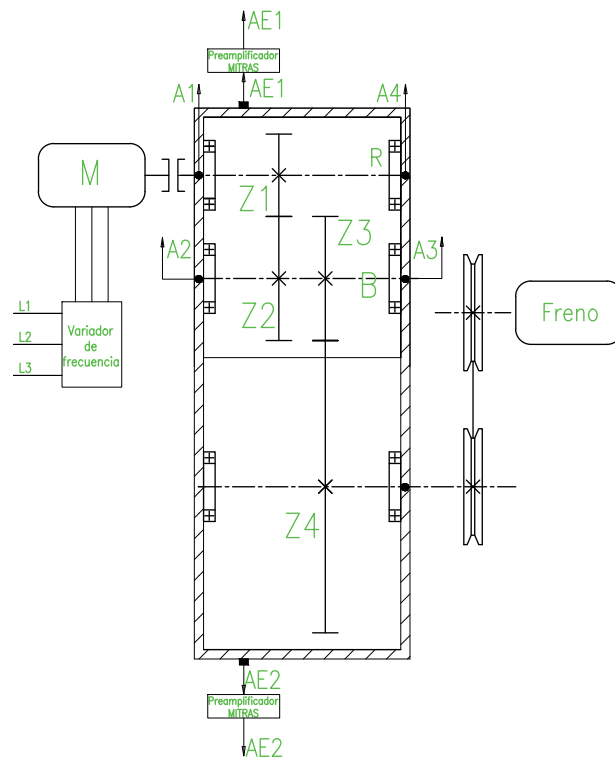


Figura 10: Configuración de la caja de engranajes para el plan experimental dos

Tabla 22: Datos de sensores plan experimental dos

Designación del sensor	Sensor Posición	Marca y modelo	Frecuencia de muestreo
A1	Acelerómetro 1	IPC 603C01	50 kS/s
	Vertical		
A2	Acelerómetro 2	IPC 603C01	50 kS/s
	Vertical		
A3	Acelerómetro 3	IPC 603C01	50 kS/s
	Vertical		
A4	Acelerómetro 4	IPC 603C01	50 kS/s
	Vertical		
EA1	Sensor de emisión acústica 1	Physical acoustic WD - 100-900 kHz	1 MS/s
	Fijado en la pared lateral		
EA2	Sensor de emisión acústica 2	Physical acoustic WD - 100-900 kHz	1 MS/s
	Fijado en la pared lateral		
C1	Sensor de Corriente	Fluke 80i-110s	50 kS/s
	Pinza montada en los cables del motor		

Tabla 23: Características de los engranajes plan experimental dos

Posición del engranaje	Número de dientes engranajes rectos	Número de dientes engranajes helicoidales
Engranaje (Z1)	32	30
Engranaje (Z2)	48	45
Engranaje (Z3)	53	45
Engranaje (Z4)	80	80
Módulo	2.25	2.25
Ángulo de presión	20°	20°
Ángulo de hélice	-	20°

3.6.2.. Bases de datos plan experimental dos

3.6.2.1.. Fallos y multifallos simulados.

Para determinar los niveles de severidad, geometría y la forma constructiva de cada fallo y la combinación de los fallos para lograr simular la condición multifallos en la caja de engranajes se basó en el trabajo desarrollado por Ortiz y Pérez [58], a partir del cual se desarrolló el plan experimental dos. Por otra parte, el plan experimental

uno estudia los fallos por separados y tiene nueve condiciones por cada fallo, mientras que el plan experimental dos tiene 31 condiciones y simula fallos y multifallos en la caja de engranajes. El fallo puede localizarse en el engranaje Z1, Z2, Z3, o Z4, tanto del engranaje recto como del helicoidal, cada ubicación de los engranajes con fallo o estado normal se denomina clase o condición (P). En la Tabla 24 se presentan las 31 condiciones configuradas en donde se combinan fallos en engranajes rectos, helicoidales, fallo en el rodamiento del eje Z2, y desalineación del eje Z2. La descripción de los fallos en engranajes rectos se describe en la Tabla 25 y de los engranajes helicoidales en la Tabla 26. En la Tabla 27, aparece la nomenclatura (B1) y (B2) que corresponden dos fallos severos en la bola del rodamiento que mueve al eje del engranaje Z2; la denotación (M) corresponde al fallo de desalineación del eje de engranaje Z2.

Tabla 24: Localización de los fallos en la configuración de la caja de engranajes

Clase o condición	Z1		Z2		Z3		Z4	
	Recto	Helicoidal	Recto	Helicoidal	Recto	Helicoidal	Recto	Helicoidal
P1	Normal (N)	-	N	-	-	N	-	N
P2	Z1_B_8	-	N	-	-	N	-	N
P3	Z1_C_8	-	N	-	-	N	-	N
P4	Z1_P_8	-	N	-	-	N	-	N
P5	N	-	N(M)	-	-	N	-	N
P6	N	-	Z2_P_8	-	-	N	-	N
P7	Z1_C_8	-	N (B1)	-	-	N	-	N
P8	Z1_P_8	-	N (B2)	-	-	N	-	N
P9	N	-	Z2_P_8 (M)	-	-	N	-	N
P10	-	N	-	N	N	-	N	-
P11	-	Z1_B_10	-	N	N	-	N	-
P12	-	N	-	Z2_S_3	N	-	N	-
P13	-	N	-	Z2_S_5	N	-	N	-
P14	-	N	-	Z2_P_1	N	-	N	-
P15	-	N	-	N	N	-	N	-
P16	-	N	-	N	Z3_S_5	-	N	-
P17	-	N	-	N	N	-	Z4_C_8	-
P18	N	-	N	-	-	N	-	N
P19	N	-	N	-	-	Z3_P_1	-	N
P20	N	-	N	-	-	N	-	Z4_S_4
P21	Z1_B_8	-	N	-	-	Z3_P_1	-	N
P22	Z1_C_8	-	N	-	-	N	-	Z4_S_4
P23	Z1_P_8	-	N	-	Z3_C_5	-	N	-
P24	N	-	Z2_S_8	-	N	-	Z4_C_8	-
P25	-	Z1_B_10	-	N	-	Z3_P_1	-	N
P26	-	N	-	Z2_S_3	-	N	-	Z4_S_4
P27	-	N	-	Z2_S_5	Z3_C_5	-	N	-
P28	-	N	-	Z2_P_1	N	-	Z4_C_8	-
P29	Z1_B_8	-	Z2_S_8	-	Z3_C_5	-	Z4_C_8	-
P30	N	-	N (B2)	-	-	N	-	N
P31	-	N	-	N(M)	N	-	N	-

Tabla 25: Descripción de los fallos en engranajes rectos

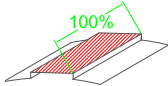
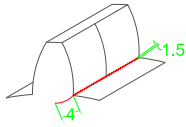
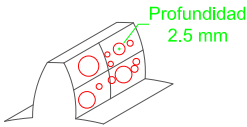
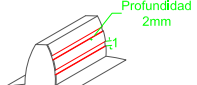
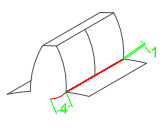
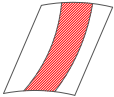
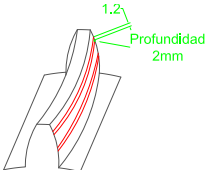
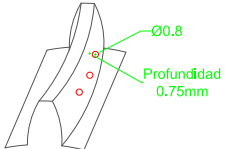
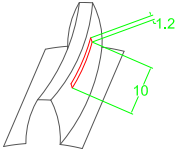
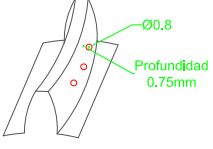
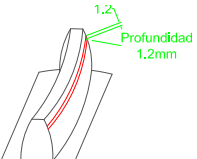
Localización en la caja de engranajes	Código	Tipo de fallo	Descripción geométrica del fallo	Esquema
Z1	Z1_B_8	Rotura de diente	Rotura de diente 100 %	
Z1	Z1_C_8	Agrietamiento	Profundidad: 4 mm	
			Ancho: 1.5 mm	
			Largo: 22 mm	
			Ángulo 45 °	
Z1	Z1_P_8	Picadura	Número de dientes con picadura: 6	
			Número de agujeros:	
			Diámetro irregular	
			Profundidad irregular : 2.5 mm	
Z2	Z2_S_8	Gripado	Profundidad: 2 mm	
			Ancho: 1 mm	
			Largo: 22 mm	
Z3	Z3_C_5	Agrietamiento	Profundidad: 0.7 mm	
			Ancho: 0.7 mm	
			Largo: 22 mm	
Z4	Z4_C_8	Agrietamiento	Profundidad: 4 mm	
			Ancho: 1 mm	
			Largo: 22 mm	
			Ángulo 45 °	

Tabla 26: Descripción de los fallos en engranajes helicoidales

Localización en la caja de engranajes	Código	Tipo de fallo	Descripción geométrica del fallo	Esquema
Z1	Z1_B_10	Rotura de diente	Rotura de diente 100 %	
Z1	Z2_S_3	Gripado	Profundidad: 0.4 mm	
			Ancho: 1.2 mm	
			Largo: 22 mm	
Z1	Z2_P_1	Picadura	Número de dientes con picadura: 18	
			Número de agujeros: 3	
			Diámetro: 0.8 mm	
			Profundidad: 0.75 mm	
Z2	Z2_S_5	Gripado	Profundidad: 0.25 mm	
			Ancho: 1.2 mm	
			Largo: 10 mm	
Z3	Z2_P_1	Picadura	Número de dientes con picadura: 18	
			Número de agujeros: 3	
			Diámetro: 0.8 mm	
			Profundidad: 0.75 mm	
Z4	Z4_S_4	Gripado	Profundidad: 0.25 mm	
			Ancho: 1.2 mm	
			Largo: 22 mm	

3.6.2.2.. Bases de datos adquiridas plan experimental dos.

En la Tabla 27, se presentan las condiciones de carga, velocidad, número de repeticiones para cada clase; cada clase P se adquirió: a tres velocidades constantes del motor a 180 rpm (F1), 720 rpm (F2) y 960 rpm (F3); a tres cargas constantes 0 N m (L1), 1.44 N m (L2), y 3.84 N m (L3); y se repitió diez veces cada prueba (R1 ... R10), por lo que cada clase P obtuvo 90 ejemplos; son 31 clases de P1 a P31, la base de datos tendrá 2790

ejemplos, cada prueba se adquirió por 10 segundos para todas las señales presentadas en la Tabla 22. Esta base de datos se denomina DB_5.

Tabla 27: Condiciones de carga velocidad y repeticiones

Repeticiones	Frecuencia de rotación	Carga	Clase
R1	F1	L1	P1
R2	F2	L2	P2
R3	F3	L3	P3
R4			P4
R5			P5
R6			P6
R7			P7
R8			P8
R9			P9
R10			P10
			⋮
			P31

Cada ejemplo de la base de datos tiene: cuatro señales de aceleración (A1, A2, A3, A4), dos señales de emisión acústica (EA1, EA2), y una de corriente (C1), por lo que, cada ejemplo está constituido por siete señales de los diferentes sensores. Por lo tanto, la base de datos DB_5 se puede separar por tipo de señal y sensor. La base de datos DB_5 se puede separar en siete subconjuntos de datos: cuatro subconjuntos por las señales de vibración de los cuatro acelerómetros (A1, A2, A3, A4) las bases de datos se denominan DB_5 _ A1, DB_5 _ A2, DB_5 _ A3, y DB_5 _ A4; dos subconjuntos de señales de los sensores de emisión acústica (EA1, EA2) se denominan DB_5_EA1, y DB_5_EA2; y un subconjunto de señal del sensor de corriente (C1) la base de denomina DB_5_C1. Por lo que la DB_5 tiene siete subconjuntos y cada subconjunto tiene 2790 muestras de cada señal.

4.. IMPLEMENTACIÓN Y EVALUACIÓN DE LOS SISTEMAS DE DIAGNÓSTICO DE FALLOS EN CAJAS DE ENGRANAJES

4.1.. DESCRIPCIÓN DE LOS SISTEMAS DE DIAGNÓSTICO

El proceso de diagnóstico de fallos de las cajas de engranajes tiene por lo general cinco etapas que se presentan en la Figura 11. Para el presente trabajo se han implementado y evaluado dos sistemas de diagnóstico: en el sistema de diagnóstico uno (SD1) se establece una metodología para el ranqueo de indicadores de condición en el dominio del tiempo y de la frecuencia, a partir de señales de monitoreo de la condición para la clasificación de fallos en engranajes rectos mediante la utilización de kNN en la etapa de clasificación. En el sistema de diagnóstico dos (SD2), se implementa un sistema de diagnóstico de fallos para engranajes mediante el enfoque de fusión de datos de las señales de monitoreo de condición a nivel de indicadores empleando kNN en la etapa de clasificación. Para evaluar los dos sistemas de diagnóstico implementados se emplean las cinco bases de datos descritas en el capítulo de experimentación. Los sistemas de diagnóstico propuestos mantienen las etapas uno y dos; etapa uno adquisición y acondicionamiento de la señal, y etapa dos, extracción de los indicadores de condición de la señal monitoreada. Las demás etapas tienen variaciones que se explican en cada sistema de diagnóstico. A continuación, se presentan las etapas uno y dos.

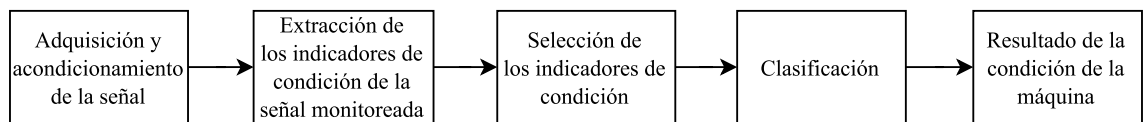


Figura 11: Esquema del proceso de diagnóstico de fallos basado en datos para el MBC.

4.2.. ADQUISICIÓN Y ACONDICIONAMIENTO DE LA SEÑAL

En el capítulo de experimentación se presentó en detalle el proceso de adquisición y acondicionamiento de las señales de condición monitoreadas. En la Figura 12 se presenta un esquema de las bases de datos adquiridas mediante los dos planes experimentales.

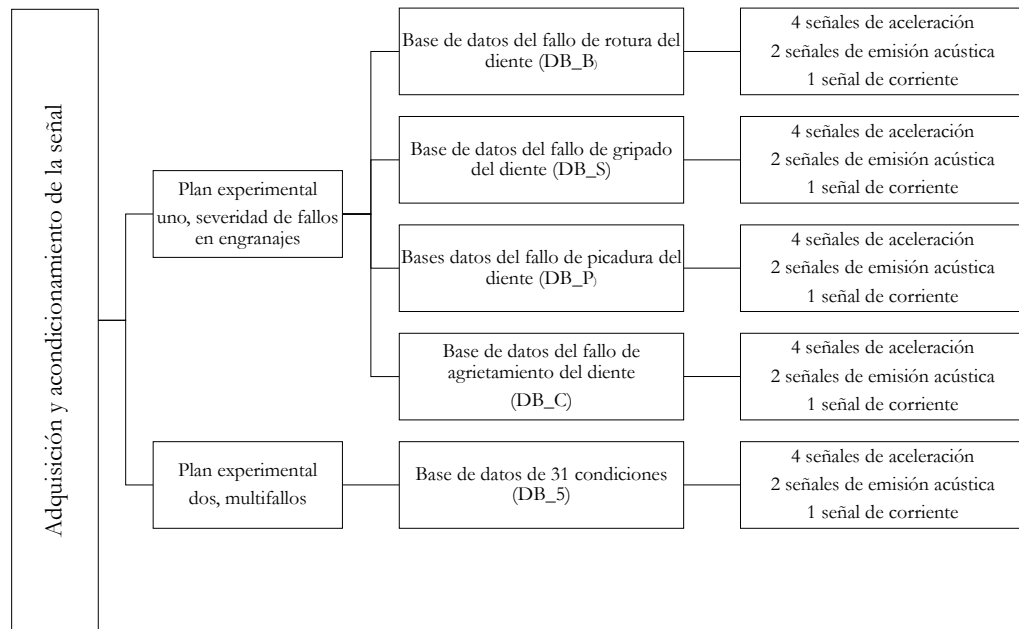


Figura 12: Esquema de las bases de datos adquiridas

En la Figura 13 se presenta un ejemplo de las siete señales adquiridas. Cada una de las cinco bases de datos adquiridas, a saber, DB_C, DB_P, DB_B, DB_S, DB_5 mediante los planes experimentales uno y dos, tienen siete subconjuntos de datos: cuatro subconjuntos de datos por las cuatro señales de los sensores de aceleración (A1, A2, A3 y A4) para medir vibraciones, dos subconjuntos por las señales de sensores de emisión acústica (EA1 y EA2), y un subconjunto de señal de corriente del sensor (C1). Estos subconjuntos se detallan en la Tabla 28.

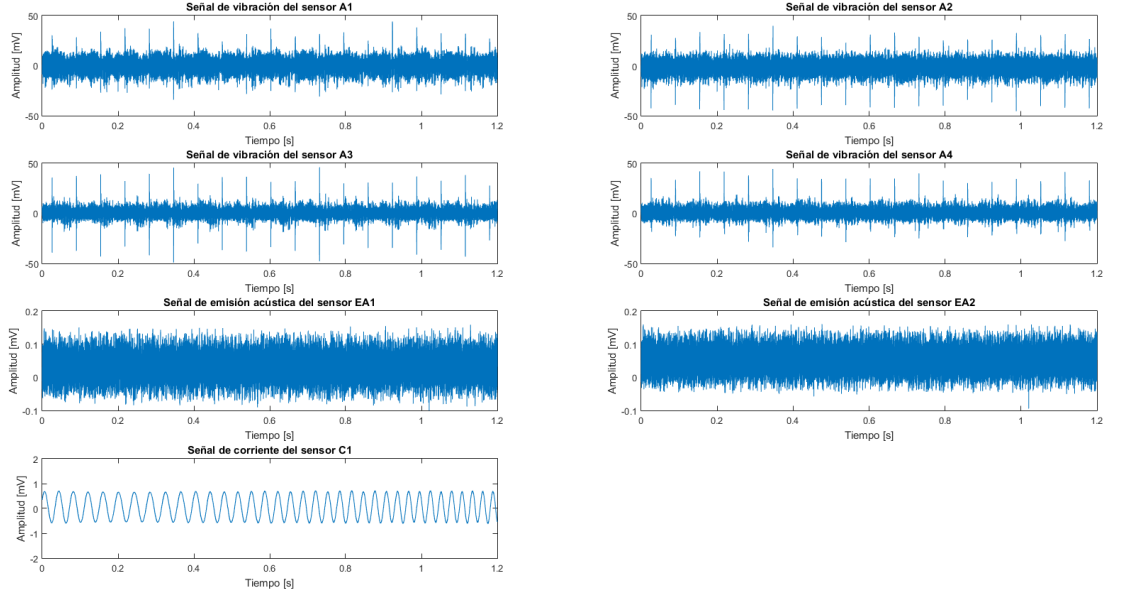


Figura 13: Ejemplo de las señales adquiridas por siete sensores

4.3.. EXTRACCIÓN DE LOS INDICADORES DE CONDICIÓN DE LAS SEÑALES MONITOREADAS

En la Figura 14 se presenta el proceso de extracción de los indicadores de condición en el dominio del tiempo, y de la frecuencia. Para extraer los 64 indicadores en el dominio del tiempo (Wt), las señales adquiridas se procesaron mediante las ecuaciones de la Tabla 1, presentada en el capítulo 2; dado que se adquirieron tres señales, se obtuvieron indicadores de condición de vibración (Wt_A), emisión acústica (Wt_EA), y corriente (Wt_C). Para la extracción de los indicadores en el dominio de la frecuencia, a cada señal adquirida se le aplica la transformada rápida de Fourier, a partir de la transformación se procede a calcular los 24 indicadores en el dominio de la frecuencia (Wf) mediante las ecuaciones de la Tabla 2, presentada en el capítulo 2. Para el cálculo de los indicadores se utilizaron los espectros y potencias de señales hasta los 3000 Hz; de las tres señales adquiridas, se obtienen indicadores de condición de vibración (Wf_A), emisión acústica (Wf_AE), y corriente (Wf_C). Para el procesamiento de las señales se empleó *MatlabTM2017b*. Un ejemplo de las siete señales procesadas en el dominio de la frecuencia se presenta en la Figura 15.

Tabla 28: Subconjuntos de las bases de datos por tipo de señal y sensor

Subconjuntos de la base de datos del fallo de agrietamiento (DB_C)	Subconjuntos de la base de datos del fallo de picadura (DB_P)	Subconjuntos de la base de datos del fallo de rotura (DB_B)	Subconjuntos de la base de datos del fallo de gripado (DB_S)	Subconjuntos de la base de datos de 31 condiciones (DB_5)
DB_C_A1	DB_P_A1	DB_B_A1	DB_S_A1	DB_5_A1
DB_C_A2	DB_C_A2	DB_B_A2	DB_S_A2	DB_5_A2
DB_C_A3	DB_C_A3	DB_B_A3	DB_S_A3	DB_5_A3
DB_C_A4	DB_C_A4	DB_B_A4	DB_S_A4	DB_5_A4
DB_C_EA1	DB_C_EA1	DB_B_EA1	DB_S_EA1	DB_5_EA1
DB_C_EA2	DB_C_EA2	DB_B_EA2	DB_S_EA2	DB_5_EA2
DB_C_C1	DB_C_C1	DB_B_C1	DB_S_C1	DB_5_C1

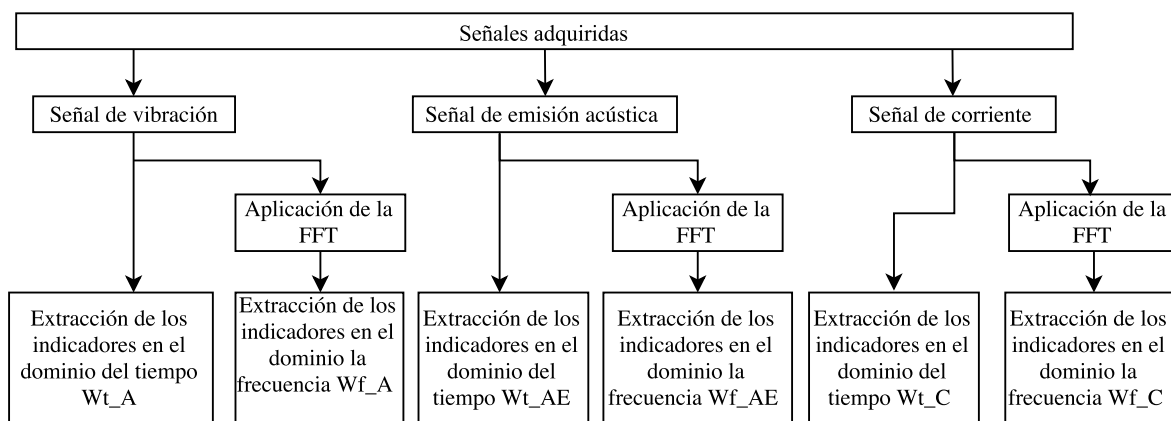


Figura 14: Proceso de extracción de indicadores de condición

El proceso descrito en la Figura 14 se aplicó a los siete subconjuntos de las señales monitoreadas de cada uno de los subconjuntos de las bases de datos presentadas en la Tabla 28, a partir de lo cual se obtienen los indicadores de condición en el dominio del tiempo (Wt) Tabla 29, y los indicadores de condición en el dominio de la frecuencia (Wf) Tabla 30, y se puede agrupar los indicadores del dominio del tiempo y de la frecuencia (WtWf) Tabla 31.

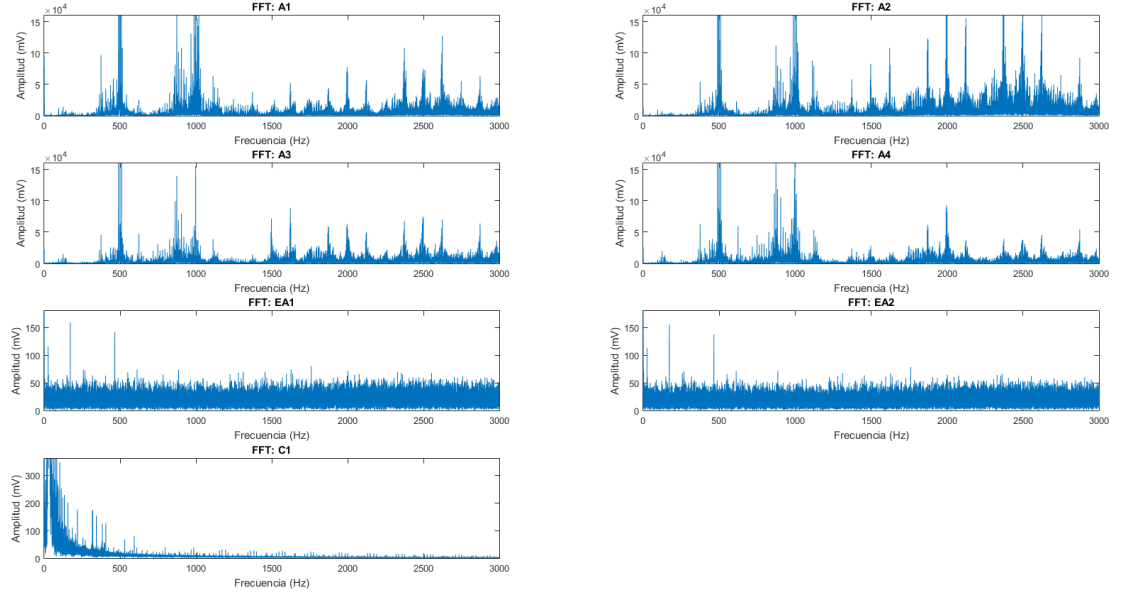


Figura 15: Ejemplo de las señales de los sensores procesadas en el dominio de la frecuencia

Tabla 29: Indicadores en el dominio de tiempo (Wt) de las bases de datos por tipo de señal y sensor

Subconjunto de indicadores de condición de la base de datos del fallo de agrietamiento (DB_C)	Subconjunto de indicadores de condición de la base de datos del fallo de picadura (DB_P)	Subconjunto de indicadores de condición de la base de datos del fallo de rotura (DB_B)	Subconjunto de indicadores de condición de la base de datos del fallo de gripado (DB_S)	Subconjunto de indicadores de condición de la base de datos del fallo de 31 condiciones (DB_5)
Wt_DB_C_A1	Wt_DB_P_A1	Wt_DB_B_A1	Wt_DB_S_A1	Wt_DB_5_A1
Wt_DB_C_A2	Wt_DB_C_A2	Wt_DB_B_A2	Wt_DB_S_A2	Wt_DB_5_A2
Wt_DB_C_A3	Wt_DB_C_A3	Wt_DB_B_A3	Wt_DB_S_A3	Wt_DB_5_A3
Wt_DB_C_A4	Wt_DB_C_A4	Wt_DB_B_A4	Wt_DB_S_A4	Wt_DB_5_A4
Wt_DB_C_EA1	Wt_DB_C_EA1	Wt_DB_B_EA1	Wt_DB_S_EA1	Wt_DB_5_EA1
Wt_DB_C_EA2	Wt_DB_C_EA2	Wt_DB_B_EA2	Wt_DB_S_EA2	Wt_DB_5_EA2
Wt_DB_C_C1	Wt_DB_C_C1	Wt_DB_B_C1	Wt_DB_S_C1	Wt_DB_5_C1

Tabla 30: Indicadores en el dominio de la frecuencia (Wf) de las bases de datos por tipo de señal y sensor

Subconjunto de indicadores de condición de la base de datos del fallo de agrietamiento (DB_C)	Subconjunto de indicadores de condición de la base de datos del fallo de picadura (DB_P)	Subconjunto de indicadores de condición de la base de datos del fallo de rotura (DB_B)	Subconjunto de indicadores de condición de la base de datos del fallo de gripado (DB_S)	Subconjunto de indicadores de condición de la base de datos del fallo de 31 condiciones (DB_5)
Wf_DB_C_A1	Wf_DB_P_A1	Wf_DB_B_A1	Wf_DB_S_A1	Wf_DB_5_A1
Wf_DB_C_A2	Wf_DB_C_A2	Wf_DB_B_A2	Wf_DB_S_A2	Wf_DB_5_A2
Wf_DB_C_A3	Wf_DB_C_A3	Wf_DB_B_A3	Wf_DB_S_A3	Wf_DB_5_A3
Wf_DB_C_A4	Wf_DB_C_A4	Wf_DB_B_A4	Wf_DB_S_A4	Wf_DB_5_A4
Wf_DB_C_EA1	Wf_DB_C_EA1	Wf_DB_B_EA1	Wf_DB_S_EA1	Wf_DB_5_EA1
Wf_DB_C_EA2	Wf_DB_C_EA2	Wf_DB_B_EA2	Wf_DB_S_EA2	Wf_DB_5_EA2
Wf_DB_C_C1	Wf_DB_C_C1	Wf_DB_B_C1	Wf_DB_S_C1	Wf_DB_5_C1

Tabla 31: Indicadores extraídos en el dominio del tiempo y de la frecuencia (WtWf) de las bases de datos por tipo de señal y sensor

Subconjunto de indicadores de condición de la base de datos del fallo de agrietamiento (DB_C)	Subconjunto de indicadores de condición de la base de datos del fallo de picadura (DB_P)	Subconjunto de indicadores de condición de la base de datos del fallo de rotura (DB_B)	Subconjunto de indicadores de condición de la base de datos del fallo de gripado (DB_S)	Subconjunto de indicadores de condición de la base de datos del fallo de 31 condiciones (DB_5)
WtWf_DB_C_A1	WtWf_DB_P_A1	WtWf_DB_B_A1	WtWf_DB_S_A1	WtWf_DB_5_A1
WtWf_DB_C_A2	WtWf_DB_C_A2	WtWf_DB_B_A2	WtWf_DB_S_A2	WtWf_DB_5_A2
WtWf_DB_C_A3	WtWf_DB_C_A3	WtWf_DB_B_A3	WtWf_DB_S_A3	WtWf_DB_5_A3
WtWf_DB_C_A4	WtWf_DB_C_A4	WtWf_DB_B_A4	WtWf_DB_S_A4	WtWf_DB_5_A4
WtWf_DB_C_EA1	WtWf_DB_C_EA1	WtWf_DB_B_EA1	WtWf_DB_S_EA1	WtWf_DB_5_EA1
WtWf_DB_C_EA2	WtWf_DB_C_EA2	WtWf_DB_B_EA2	WtWf_DB_S_EA2	WtWf_DB_5_EA2
WtWf_DB_C_C1	WtWf_DB_C_C1	WtWf_DB_B_C1	WtWf_DB_S_C1	WtWf_DB_5_C1

4.4.. SISTEMA DE DIAGNÓSTICO UNO (SD1)

En el SD1 se implementó un proceso metodológico de ranqueo de los indicadores de condición para clasificación de fallos en cajas de engranajes. Para la evaluación del proceso metodológico propuesto se utilizaron cinco bases de datos adquiridas explicadas en el capítulo de experimentación.

En la Figura 16 se presenta el proceso metodológico del ranqueo de los indicadores de condición para clasificación de fallos. El proceso tiene siete etapas que se describen a continuación.

- Etapa uno: se adquieren y almacenan las señales de monitoreo de la condición. Esta etapa se explicó en la sección 4.2.; para evaluar el SD1 se emplearon las cinco bases de datos y los siete subconjuntos de cada base de datos por tipo de señal y sensor presentados en la Tabla 28.
- Etapa dos: extracción de indicadores, se presentó en la sección 4.3.; se realiza la extracción de 64 indicadores en el dominio del tiempo, y 24 indicadores en el dominio de la frecuencia de cada una de las bases de datos por tipo de señal y sensor; en la Tabla 29 se presenta los subconjuntos de indicadores en el dominio del tiempo (Wt), en la Tabla 30 los subconjuntos de indicadores en el dominio de la frecuencia (Wf), y en la Tabla 31 los subconjuntos de indicadores del dominio del tiempo y de la frecuencia (WtWf).
- Etapa tres: obtención de vector de indicadores, a partir de los subconjuntos de indicadores obtenidos en la Etapa dos, por tipo de señal y sensor se procede a normalizar entre cero y uno, a cada uno de los valores de los datos en cada subconjunto. A cada subconjunto de datos se le extraen siete vectores en el dominio del tiempo, siete vectores en el dominio de la frecuencia, y siete vectores combinando los indicadores del dominio del tiempo y de la frecuencia; en total veintiuno vectores de indicadores por cada base de datos, a estos vectores se los denomina “vectores originales de indicadores (VOI)”.
- Etapa cuatro: selección de indicadores, a cada uno de los VOI se le aplica un análisis de correlación lineal sobre el 95 % entre los indicadores agrupados, para eliminar los atributos redundantes y posteriormente se aplican los tres métodos diferentes de ranqueo a los indicadores remanentes: algoritmo de ReliefF, Chi-cuadrado, y ganancia de información. Como resultado final, se obtienen tres vectores de indi-

cadores ranqueados, según cada algoritmo aplicado, por cada vector original de indicadores.

- Etapa cinco: selección de Z indicadores, a partir de los tres vectores de indicadores ranqueados en la etapa cuatro, se seleccionan los Z primeros indicadores de cada vector ranqueado.
- Etapa seis: clasificación, cada vector ranqueado con Z indicadores seleccionados ingresa al clasificador kNN; el objetivo es llegar a una exactitud en la clasificación superior al 96 % con el menor número de Z indicadores. Para esto se configuró kNN con tres vecinos más cercanos y la métrica distancia *cosine*. Para el entrenamiento del clasificador se utilizó un criterio de k-folds, para dividir el conjunto de datos en subconjuntos de entrenamiento y prueba; se generó un total de 5-folds de los cuales cuatro se utilizaron para entrenar el clasificador y uno para probar el modelo entrenado.
- Etapa siete: se obtiene los resultados de la exactitud de clasificación para cada vector ranqueado.

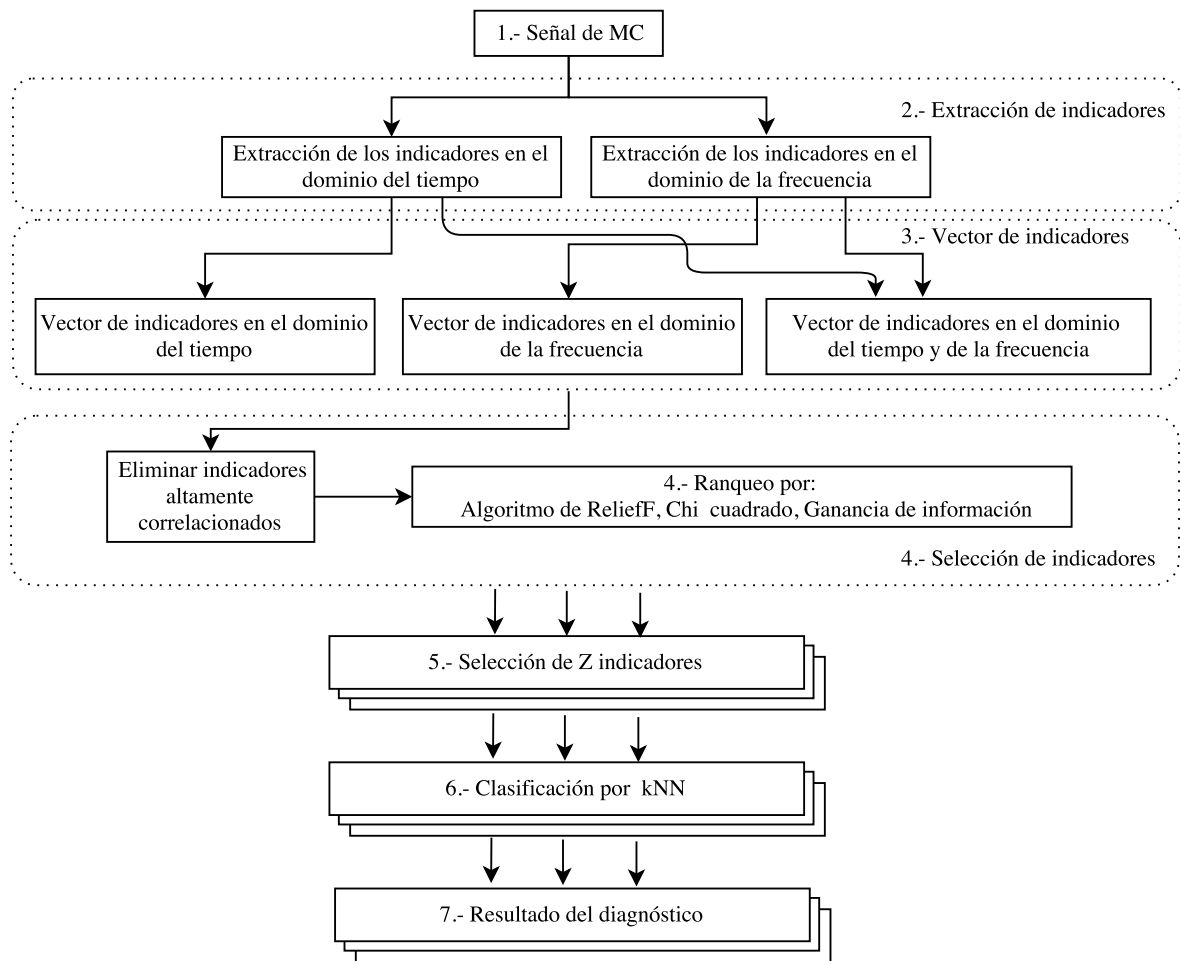


Figura 16: Proceso metodológico implementado en el SD1 para la clasificación de fallos en cajas de engranajes mediante el ranqueo de los indicadores de condición

4.5.. RESULTADOS DEL SISTEMA DE DIAGNÓSTICO UNO

Para la evaluación del SD1, se utilizaron las cinco bases de datos en estudio. Esto permite conocer la señal, el sensor, el dominio, y la exactitud de clasificación cuando se va incrementando progresivamente el número de Z indicadores seleccionados para cada subconjunto de datos; a partir de esto, se puede analizar el comportamiento de los indicadores ranqueados para las cuatro bases de datos de severidad de fallo en engranajes y la base de datos de 31 condiciones. Para evaluar el SD1 se presentan los resultados

que superan el umbral de 96 % de exactitud en la clasificación por cada sensor, método de ranqueo, y la máxima exactitud de cada uno. Se toma el umbral del 96 % como referencia debido a que es una exactitud exigente en un sistema de diagnóstico de severidad de fallos en engranajes. Para la base de datos de 31 condiciones el umbral de exactitud en la clasificación es de 94 %, se toma un menor umbral debido a la cantidad de condiciones elevadas y no se reporta en la bibliografía una cantidad similar de condiciones clasificadas.

4.5.1.. Resultados del SD1 para la base de datos del fallo de rotura

4.5.1.1.. Resultados del SD1 para la base de datos del fallo de rotura en el dominio del tiempo.

En el anexo A.1., se presenta el ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo para las señales y sensores de vibración Tabla A1.1, emisión acústica Tabla A1.2, y corriente Tabla A1.3. A partir de estas tablas se extrae la Tabla 32 en donde se presentan los resultados que superen el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasificación de cada señal y sensor por los diferentes métodos de ranqueo.

De las cuatro señales de vibración medidas, los IC extraídos del sensor A4 superan 12 veces el umbral de exactitud, y su exactitud máxima de clasificación es 98,93 %, misma que es la mayor de todas las señales de vibración. Para las señales de emisión acústica medidas los IC extraídos del sensor EA2 supera 18 veces el umbral, siendo el sensor cuyos indicadores logran la mayor exactitud en la clasificación de todos los sensores con 99,59 %, mientras que los IC extraídos del sensor de corriente C1 la máxima exactitud es de 39,62 %.

Tabla 32: Resultados que superan el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasificación en el dominio del tiempo de cada sensor para el fallo de rotura

Señal del sensor	Número de veces que supera el umbral	Exactitud máxima de clasificación (%)	Número de veces que supera el umbral por ReliefF	Número de veces que supera el umbral por Chi-cuadrado	Número de veces que supera el umbral por Ganancia de información
A1	0	95,13	0	0	0
A2	6	97,77	3	0	3
A3	11	98,76	3	2	6
A4	12	98,93	4	2	6
EA1	17	99,18	6	6	5
EA2	18	99,59	7	8	3
C1	0	39,62	0	0	0

En la Figura 17 se presenta la variación de la exactitud del clasificador kNN con el incremento de los IC mejor ranking para los sensores A4, EA2 y C1, en donde se puede apreciar que a partir del tercer IC para la señal del EA2 por el método de ranking Chi-cuadrado obtiene 96,79 % de exactitud, mientras que para la señal de A4 a partir del quinto IC se obtiene una exactitud del 96,20 % por el método de ranking de ganancia de información, también se puede apreciar que la señal de corriente C1 alcanza una exactitud de 39,62 % por el método de Chi-cuadrado. En las figuras, para identificar los IC y su respectivo método de ranking se emplea la nomenclatura (Re) para el método de ReliefF, (Chi) para el método de Chi-cuadrado, y (GI) para el método de ganancia de información. Para indicar la pertenencia del IC a un dominio se utiliza la siguiente nomenclatura, la letra (T) indica que los IC pertenecen al dominio del tiempo, (F) al dominio de la frecuencia, y (T_F) al dominio del tiempo y de la frecuencia.

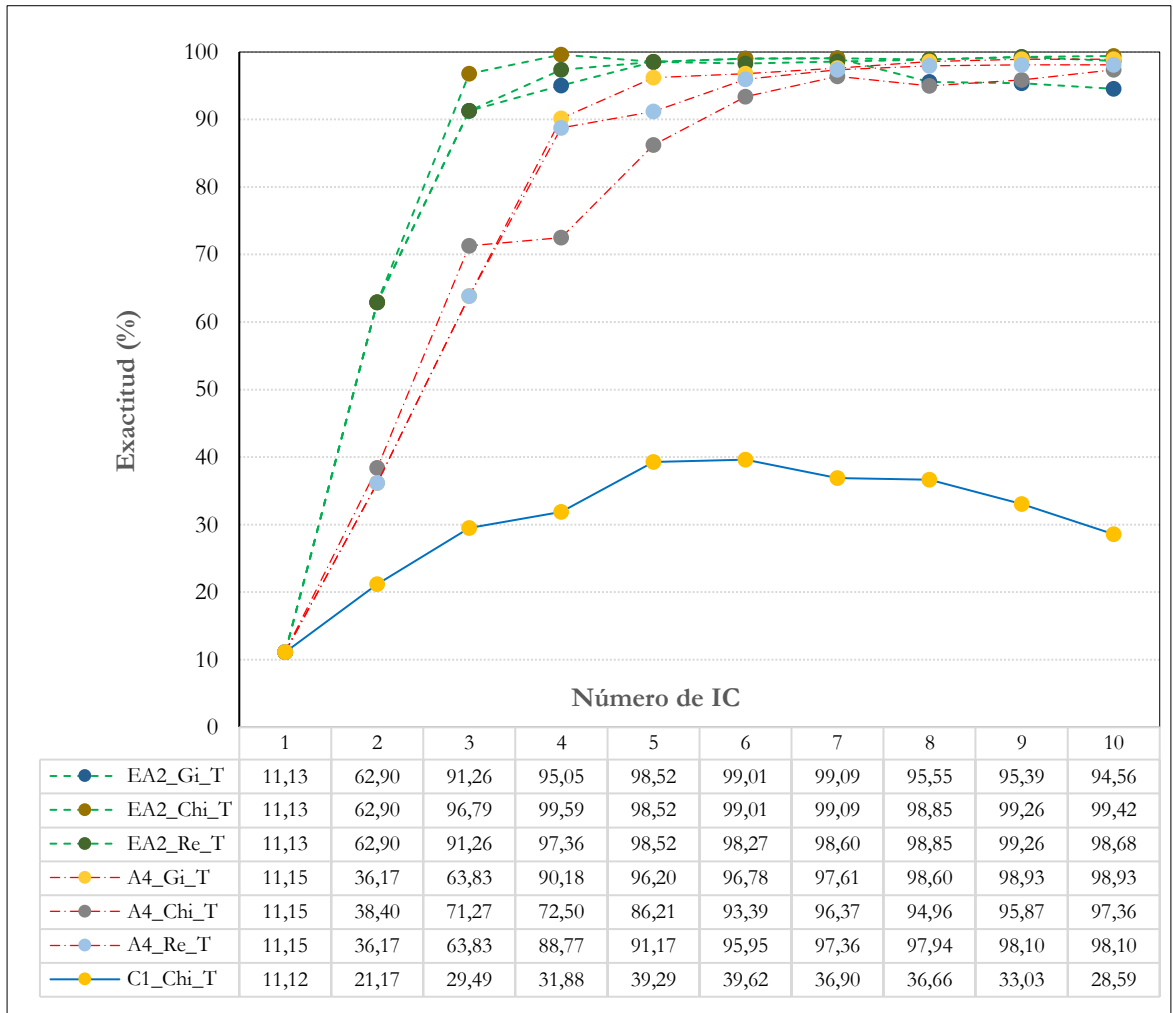


Figura 17: Exactitud de clasificación para los sensores A4, EA2, y C1 para el fallo de rotura

En la Tabla 33 se presenta el número de veces que se repiten los IC rankeados por los tres métodos para la señal del sensor A4, en donde la media, factor de latitud, operador de energía, y curtosis se repiten tres veces y pertenecen al campo de diagnóstico de fallos (DF), también se repite tres veces el IC longitud fractal máxima que pertenece al campo de electromiografía (EMG).

Tabla 33: Repeticiones de los IC en el dominio del tiempo para la señal del sensor A4 para el fallo de rotura

IC	Repeticiones	Campo	IC	Repeticiones	Campo
Media	3	DF	Índice de margen	2	EMG
Factor de latitud	3	DF	Diferencia valor absoluto de desviación estándar	2	EMG
Operador de energía	3	DF	Límite superior de histograma	1	DF
Longitud fractal máxima	3	EMG	Diferencia absoluta del valor de varianza	1	EMG
Curtosis	3	DF	Quinto momento estadístico	1	DF
Cruce por cero	2	EMG	K-ésimo momento central	1	DF
Asimetría	2	DF	Porcentaje de Myopulso	1	EMG
Relación desviación-media	2	DF			

En la Tabla 34 se presenta el número de veces que se repiten los IC ranqueados por los tres métodos para la señal del sensor EA2, en donde: factor de forma, relación log-log, relación desviación-media, factor de impulso de desviación estándar, sexto momento estadístico y operador de energía se repiten tres veces, y pertenecen al campo de DF, también se repite tres veces los IC: cambio de signo de pendiente y diferencia absoluta del valor de varianza, que pertenece al campo de EMG.

Tabla 34: Repeticiones de los IC en el dominio del tiempo para la señal del sensor EA2 para el fallo de rotura

IC	Repeticiones	Campo	IC	Repeticiones	Campo
Factor de forma	3	DF	Operador de energía	3	DF
Relación Log-Log	3	DF	Diferencia absoluta del valor de varianza	3	EMG
Cambio de signo de pendiente	3	EMG	Cambio de amplitud promedio	2	EMG
Relación desviación-media	3	DF	Indicadores de pulso	2	EMG
Factor de impulso de desviación estándar	3	DF	Curtosis	1	DF
Sexto momento estadístico	3	DF	Asimetría	1	DF

4.5.1.2.. Resultados del SD1 para base de datos del fallo de rotura en el dominio de la frecuencia.

En el anexo A.2., se presenta el ranqueo de los IC y exactitud de clasificación usando las señales definidas en el dominio de la frecuencia. Los resultados provenientes de las señales medidas con los sensores de vibración se presentan en la Tabla A2.1, emisión acústica Tabla A2.2, corriente Tabla A2.3; a partir de estas tablas se extrae la Tabla 35 en donde, de las cuatro señales de vibración, los IC extraídos de las señales medidas con el sensor A4 alcanzan la máxima exactitud de 94,47 % de todos los sensores; de las señales de emisión acústica, los IC extraídos del sensor EA1 alcanzan una exactitud de 93,98 % siendo mayor que la exactitud obtenida con los IC extraídos del sensor EA2; con los IC extraídos del sensor de corriente C1 se alcanza una exactitud máxima de 25,27 %.

Tabla 35: Máxima exactitud de clasificación de cada sensor en el dominio de la frecuencia para el fallo de rotura

Señal del sensor	Exactitud máxima de clasificación (%)
A1	87.27
A2	89.03
A3	93.89
A4	94.47
EA1	93.98
EA2	90.26
C1	25.27

En la Figura 18 se presenta la variación de la exactitud del clasificador kNN con el incremento de los IC mejor ranqueados extraídos de la señal de los sensores A4, EA1, y C1. La señal del sensor EA1 hasta el sexto IC supera en exactitud a la señal de A4 para los IC ranqueados por los tres métodos, del octavo al décimo IC la señal de A4 supera en exactitud de EA1, mientras que la señal de C1 llega hasta un máximo de 25,27 de exactitud por el método de ranqueo de Chi-cuadrado.

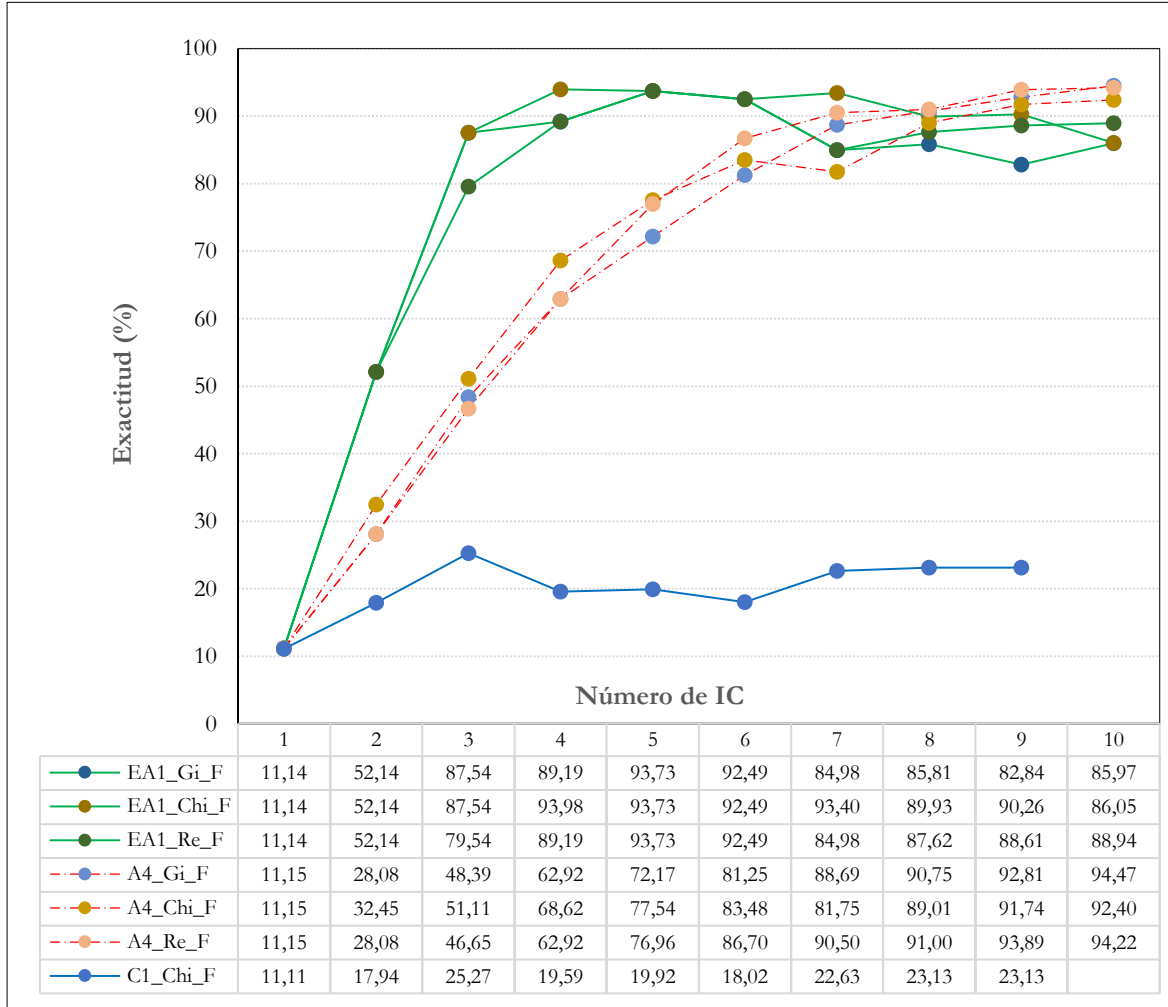


Figura 18: Exactitud de clasificación para los IC en el dominio de la frecuencia para los sensores A4, EA1, y C1 para el fallo de rotura

4.5.1.3.. Resultados del SD1 para la base de datos del fallo de rotura en el dominio del tiempo y frecuencia.

En el anexo A.3., se presenta el ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el

dominio del tiempo y de la frecuencia de las señales y sensores de vibración Tabla A3.1, emisión acústica Tabla A3.2, y corriente Tabla A3.3, a partir de estas tablas se extrae la Tabla 36 en donde de las cuatro señales de vibración, los IC extraídos de las señales medidas con el sensor A4 supera 13 veces el umbral de exactitud y su exactitud máxima en la clasificación es de 99,67 %. De los sensores de emisión acústica, los IC extraídos del sensor EA2 superan 19 veces el umbral siendo el sensor con mayor exactitud en la clasificación con 99,01 % de todos los sensores; mientras que los IC extraídos de las señales de corriente medida con el sensor C1 alcanzan la máxima exactitud de 44,81 %.

Tabla 36: Resultados que superan el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasificación fusionando el dominio de tiempo y de la frecuencia de cada sensor para el fallo de rotura

Señal del sensor	Número de veces que supera el umbral	Exactitud máxima de clasificación (%)	Número de veces que supera el umbral por ReliefF	Número de veces que supera el umbral por Chi-cuadrado	Número de veces que supera el umbral por Ganancia de información
A1	0	94,79	0	0	0
A2	1	97,52	1	0	0
A3	13	98,93	5	6	2
A4	13	99,67	5	4	4
EA1	19	98,76	6	6	7
EA2	19	99,01	6	7	6
C1	0	44,81	0	0	0

En la Figura 19 se presenta la variación de la exactitud del clasificador kNN con el incremento de los IC mejor clasificados extraídos de la señal de los sensores A4, EA2, y C1, en donde se puede apreciar que a partir del tercer IC para la señal del sensor EA2 por el método de ranqueo Chi-cuadrado tiene 99,01 % de exactitud, mientras que para la señal de vibración el sensor A4 a partir del sexto IC se obtiene una exactitud del 98,10 % por el método de ranqueo de ReliefF, también se puede apreciar que la señal de corriente C1 tiene una exactitud máxima de 44,81 % por el método de ranqueo de ReliefF.

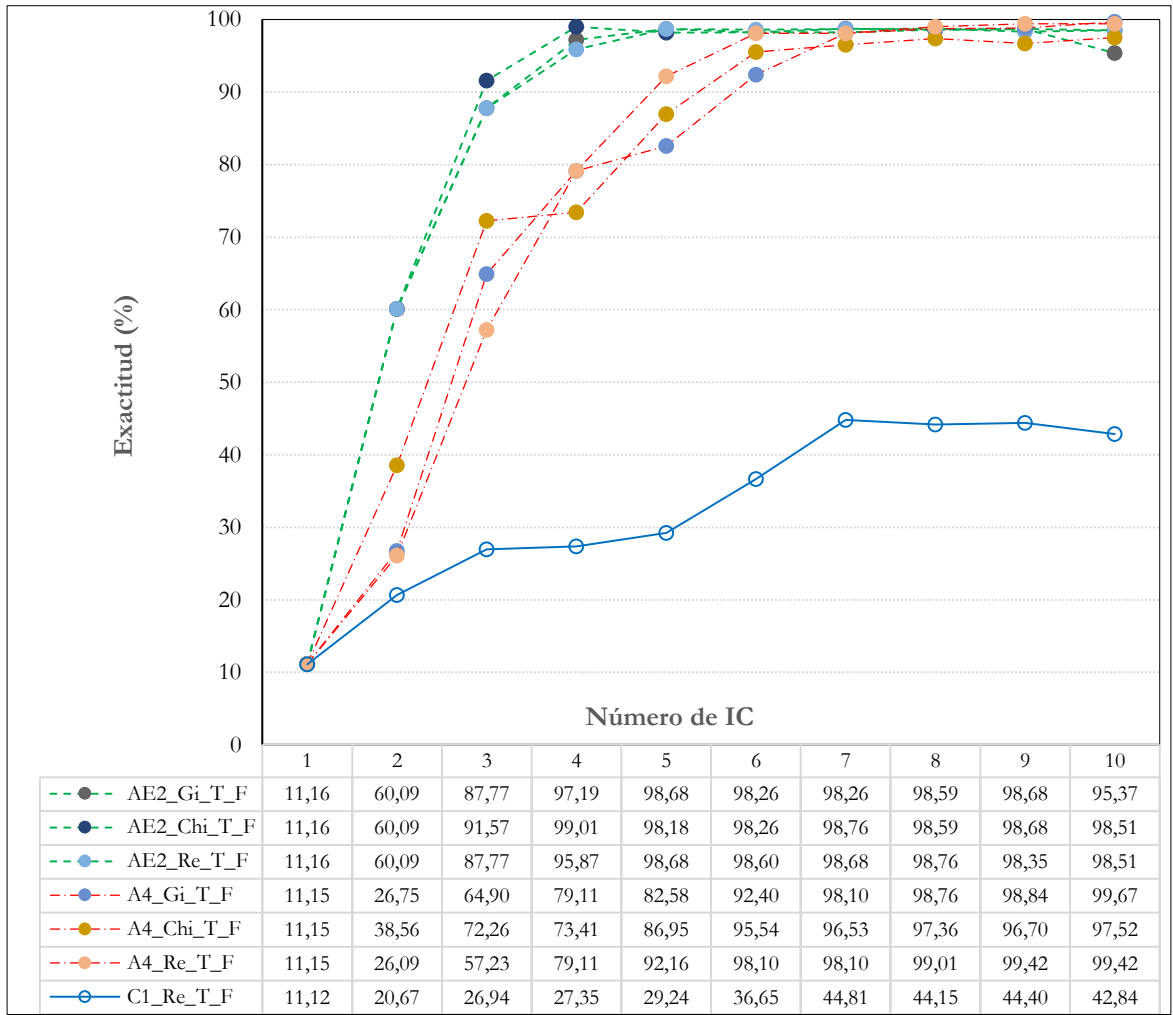


Figura 19: Exactitud de clasificación para los IC en el dominio del tiempo y de la frecuencia para los sensores A4, EA2, y C1 para el fallo de rotura

En la Tabla 37 se presenta el número de veces que se repiten los IC ranqueados por los tres métodos para la señal del sensor A4, en donde la media, factor de latitud IC pertenecientes al dominio del tiempo y al campo de DF se repiten tres veces, también se repite tres veces CP4 que pertenece al dominio de la frecuencia y al campo de DF.

Tabla 37: Repeticiones de los IC para la señal de A4 en el dominio del tiempo y de la frecuencia para el fallo de rotura

IC	Repeticiones	Dominio	Campo	IC	Repeticiones	Dominio	Campo
Media	3	Tiempo	DF	Longitud fractal máxima	2	Tiempo	EMG
CP4	3	Frecuencia	DF	Varianza de la frecuencia central	1	Frecuencia	DF
Factor de latitud	3	Tiempo	DF	Diferencia valor absoluto de desviación estándar	1	Tiempo	EMG
Centroide espectral	2	Frecuencia	Audio	Diferencia absoluta del valor de varianza	1	Tiempo	EMG
CP5	2	Frecuencia	DF	Quinto momento estadístico	1	Tiempo	DF
Cruce por cero	2	Tiempo	EMG	Curtosis	1	Tiempo	DF
Esparción espectral	2	Frecuencia	Audio	Operador de energía	1	Tiempo	DF
Asimetría	2	Tiempo	DF	Relación desviación-media	1	Tiempo	DF
CP2	2	Frecuencia	DF				

En la Tabla 38 se presenta el número de veces que se repiten los IC ranqueados por los tres métodos para la señal del sensor EA2 donde los IC que se repiten tres veces y pertenecen al dominio de la frecuencia son: primer momento espectral , varianza de la frecuencia central, CP3 y pertenecen al campo de DF, entropía espectral pertenece al campo de audio; los IC que se repiten tres veces en el dominio de tiempo son: relación desviación-media, factor de impulso de desviación estándar, operador de energía y pertenecen al campo de DF, cambio de signo de pendiente, diferencia absoluta del valor de varianza que pertenecen al campo de EMG.

Tabla 38: Repeticiones de los IC para la señal de EA2 en el dominio del tiempo y de la frecuencia para el fallo de rotura

IC	Repeticiones	Dominio	Campo	IC	Repeticiones	Dominio	Campo
Entropía espectral	3	Frecuencia	Audio	Operador de energía	3	Tiempo	DF
Primer momento espectral	3	Frecuencia	DF	CP3	3	Frecuencia	DF
Cambio de signo de pendiente	3	Tiempo	EMG	Diferencia absoluta del valor de varianza	3	Tiempo	EMG
Relación desviación-media	3	Tiempo	DF	Sexto momento estadístico	2	Tiempo	DF
Factor de impulso de desviación estándar	3	Tiempo	DF	Asimetría	1	Tiempo	DF
Varianza de la frecuencia central	3	Frecuencia	DF				

4.5.2.. Resultados del SD1 para la base de datos del fallo de gripado

4.5.2.1.. Resultados del SD1 para la base de datos del fallo de gripado en el dominio del tiempo.

En el anexo B.1. se presenta el ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo de las señales y sensores de vibración Tabla B1.1, emisión acústica Tabla B1.2, corriente Tabla B1.3. A partir de estas tablas se extrae la Tabla 39 en donde de las cuatro señales de vibración medidas, los IC extraídos del sensor A4 supera 11 veces el umbral de exactitud y su exactitud máxima de clasificación es 98,85 %, que es la mayor de todas las señales de vibración. Para las señales de emisión acústica los IC extraídos del sensor EA1 y EA2 superan 13 veces el umbral de exactitud, pero los IC del sensor EA2 logran la mayor exactitud en la clasificación con 99,67 % de todos los sensores, mientras que los IC de la señal de corriente del sensor C1 alcanzan la máxima exactitud de 51,77 %.

Tabla 39: Resultados que superan el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasificación de cada sensor en el dominio del tiempo para el fallo de gripado

Señal del sensor	Número de veces que supera el umbral	Exactitud máxima de clasificación (%)	Número de veces que supera el umbral por ReliefF	Número de veces que supera el umbral por Chi-cuadrado	Número de veces que supera el umbral por Ganancia de información
A1	1	96,38	1	0	0
A2	9	97,61	3	2	4
A3	4	97,04	0	0	4
A4	11	98,85	5	3	3
EA1	13	98,85	3	7	3
EA2	13	99,67	3	7	3
C1	0	51,77	0	0	0

En la Figura 20 se presenta la variación de la exactitud del clasificador kNN con el incremento de los IC mejor ranqueados para los sensores A4, EA2 y C1, en donde se puede apreciar que a partir del cuarto IC para la señal del EA2 para todos los métodos de ranqueo se obtiene 96,79 % de exactitud, mientras que para la señal de vibración los IC del sensor A4 a partir del sexto IC se obtiene una exactitud del 96,54 % por

el método de ranqueo de ReliefF, también se puede apreciar que los IC de señal de corriente C1 alcanzan la máxima exactitud de 51,77% por el método de ranqueo de ganancia de información.

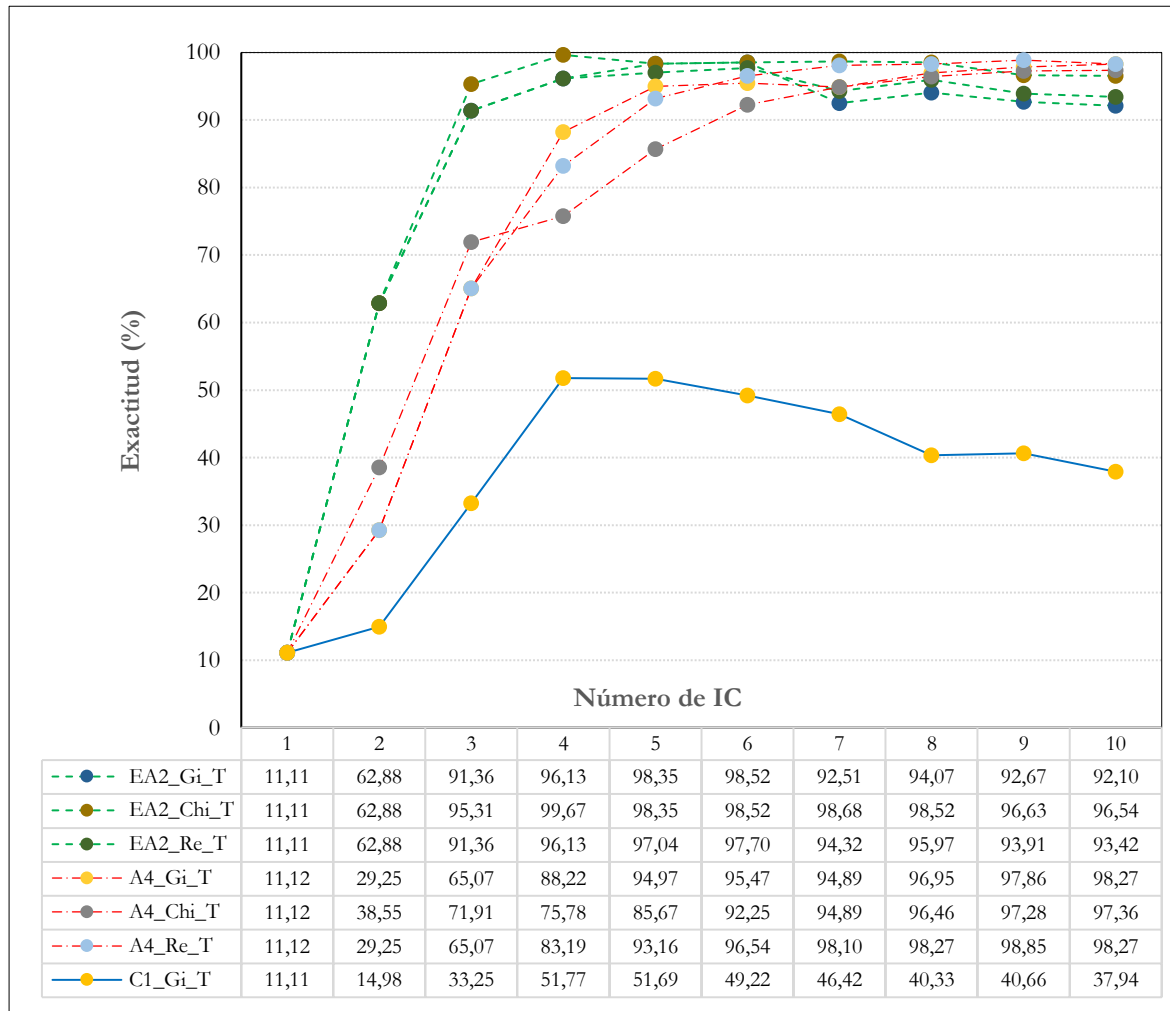


Figura 20: Exactitud de clasificación para los IC en el dominio del tiempo para los sensores A4, EA2, y C1 para el fallo de gripado

En la Tabla 40 se presenta el número de veces que se repiten los IC ranqueados por los tres métodos para la señal del sensor A4, en donde la media, asimetría, Relación desviación-media, y límite superior de histograma se repiten tres veces y pertenecen al campo de DF, también se repite tres veces cruce por cero, diferencia absoluta del valor de varianza y porcentaje de myopulso que pertenecen al campo de EMG.

Tabla 40: Repeticiones de los IC en el dominio del tiempo para la señal del sensor A4 para el fallo de gripado

IC	Repeticiones	Campo	IC	Repeticiones	Campo
Media	3	DF	Factor de impulso de desviación estándar	2	DF
Cruce por cero	3	EMG	Curtosis	2	DF
Asimetría	3	DF	Índice de margen	2	EMG
Relación desviación-media	3	DF	Relación Log-Log	1	DF
Diferencia absoluta del valor de varianza	3	EMG	K-ésimo momento central	1	DF
Porcentaje de Myopulso	3	EMG	Momentos temporales de orden superior	1	EMG
Límite superior de histograma	3	DF			

En la Tabla 41 se presenta el número de veces que se repiten los IC para los tres métodos de ranqueo para el sensor EA2, en donde factor de forma, relación log-log, relación desviación-media, factor de impulso de desviación estándar, sexto momento estadístico, operador de energía se repiten tres veces y pertenecen al campo de DF, también se repite tres veces los IC cambio de signo de pendiente, indicadores de pulso que pertenece al campo de EMG.

Tabla 41: Repeticiones de los IC en el dominio del tiempo para la señal del sensor EA2 para el fallo de gripado

IC	Repeticiones	Campo	IC	Repeticiones	Campo
Factor de forma	3	DF	Relación desviación-media	3	DF
Relación Log-Log	3	DF	Quinto momento estadístico	2	DF
Cambio de signo de pendiente	3	EMG	Porcentaje de Myopulso	1	EMG
Factor de impulso de desviación estándar	3	DF	Diferencia absoluta del valor de varianza	1	EMG
Sexto momento estadístico	3	DF	Curtosis	1	DF
Operador de energía	3	DF	Asimetría	1	DF
Indicadores de pulso	3	EMG			

4.5.2.2.. Resultados del SD1 para base de datos del fallo de gripado en el dominio de la frecuencia.

En el anexo B.2., se presenta el ranqueo de los IC y exactitud de clasificación usando las señales definidas en el dominio de la frecuencia. Los resultados provenientes de las señales medidas con los sensores de vibración se presentan en la Tabla B2.1, emisión acústica Tabla B2.2, y corriente Tabla B2.3; a partir de estas tablas se extrae la Tabla 42 de las cuatro señales de vibración, los IC extraídos de las señales medidas con el sensor A2 alcanzan la máxima exactitud de exactitud de 94,38 % de todos los sensores, de las señales de emisión acústica, los IC extraídos del sensor EA1 producen una exactitud de 93,98 %, mientras que con los IC extraídos del sensor de corriente C1 se alcanza una exactitud máxima de 24,34 %.

Tabla 42: Máxima exactitud de clasificación de cada sensor en el dominio de la frecuencia para el fallo de gripado

Señal del sensor	Exactitud máxima de clasificación (%)
A1	94.30
A2	94.38
A3	90.46
A4	88.76
EA1	93.20
EA2	89.08
C1	24.34

En la Figura 21 se presenta la variación de la exactitud del clasificador kNN con el incremento de los IC mejor ranqueados extraídos de la señal de los sensores A2, EA1, y C1. En donde la señal del sensor EA1 hasta el sexto IC supera en exactitud a la señal del sensor A2 para los IC ranqueados por los tres métodos, del octavo al décimo los IC la señal del sensor A2 supera en exactitud de EA1, mientras que la señal de C1 llega hasta un máximo de 24,34 % de exactitud por el método de ranqueo de ReliefF.

4.5.2.3.. Resultados del SD1 para la base de datos del fallo de gripado en el dominio del tiempo y frecuencia.

En el anexo B.3., se presenta el ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo y de la frecuencia de las señales y sensores de vibración Tabla B3.1, emisión acústica Tabla B3.2, y corriente Tabla B3.3. A partir de estas tablas se

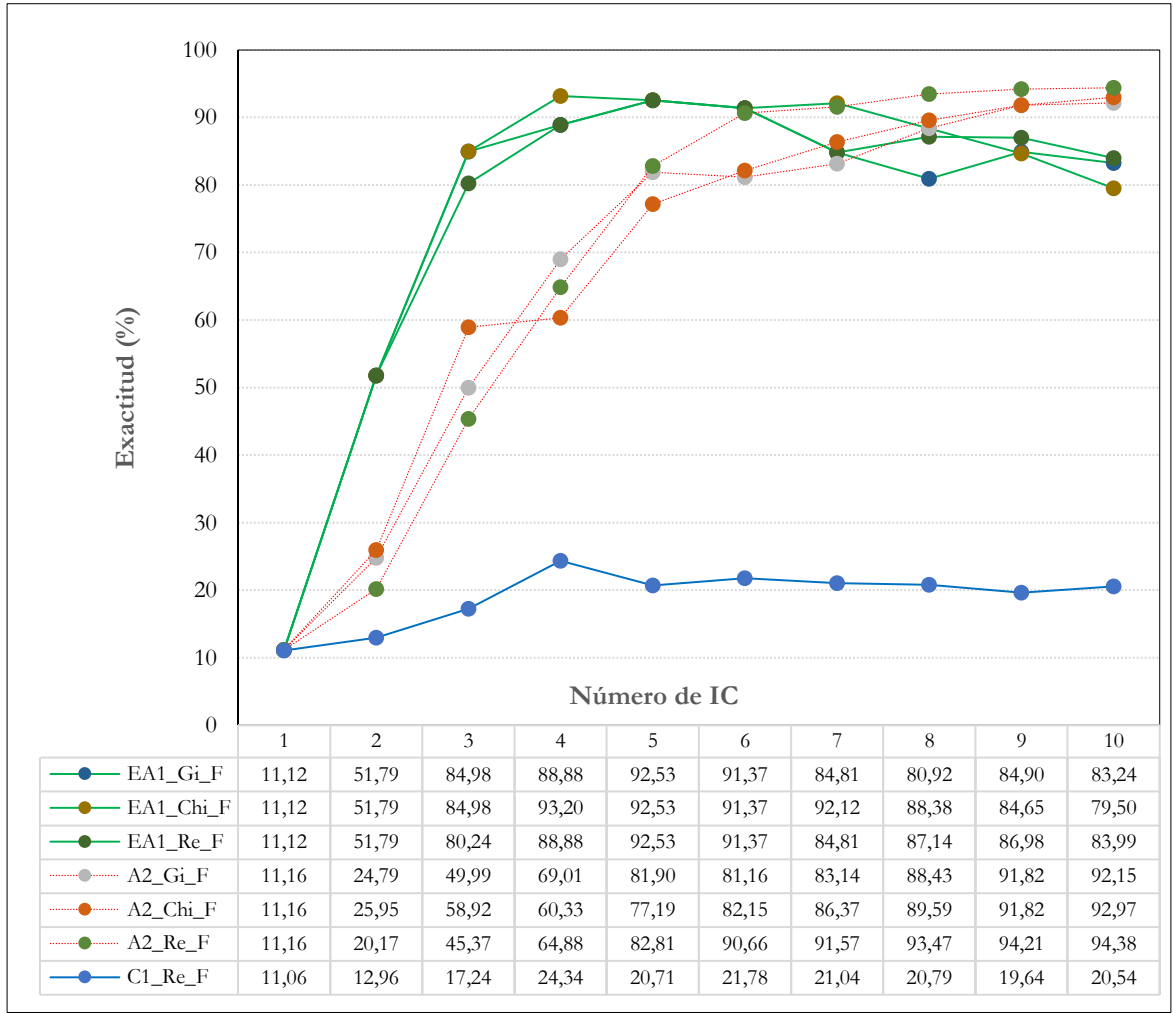


Figura 21: Exactitud de clasificación para los IC en el dominio de la frecuencia para los sensores A2, EA1, y C1 para el fallo de gripado

extrae Tabla 43 en donde de las cuatro señales de vibración, los IC extraídos de las señales medidas con el sensor A4 supera nueve veces el umbral y su mayor exactitud en la clasificación de 98,18%. De los sensores de emisión acústica, los IC extraídos del sensor EA2 superan 18 veces el umbral siendo el sensor con mayor exactitud en la clasificación con 98,76 % de todos los sensores, mientras que los IC extraídos de las señales de corriente medida con el sensor C1 alcanzan la máxima exactitud de 51,98%.

En la Figura 22 se presenta la variación de la exactitud del clasificador kNN con el incremento de los IC mejor ranqueados extraídos de la señal de los sensores A4, EA2, y C1, en donde se puede apreciar a partir del cuarto IC para la señal del EA2 por el

Tabla 43: Resultados que superan el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasificación fusionando el dominio de tiempo y de la frecuencia para el fallo de gripado

Señal del sensor	Número de veces que supera el umbral	Exactitud máxima de clasificación (%)	Número de veces que supera el umbral por ReliefF	Número de veces que supera el umbral por Chi-cuadrado	Número de veces que supera el umbral por Ganancia de información
A1	6	98,35	2	2	2
A2	3	97,60	0	2	1
A3	2	96,94	2	0	0
A4	9	98,18	3	2	4
EA1	16	98,26	6	6	4
EA2	18	98,76	7	7	4
C1	0	51,98	0	0	0

método de ranqueo Chi-cuadrado y ReliefF supera el 96,69 % de exactitud, mientras que para la señal de A4 a partir del séptimo IC se obtiene una exactitud superior 96,03 % por el método de ranqueo de ganancia de información, también se puede apreciar que la señal de corriente C1 tiene una exactitud máxima de 51,98 % por el método de ranqueo de ganancia de información.

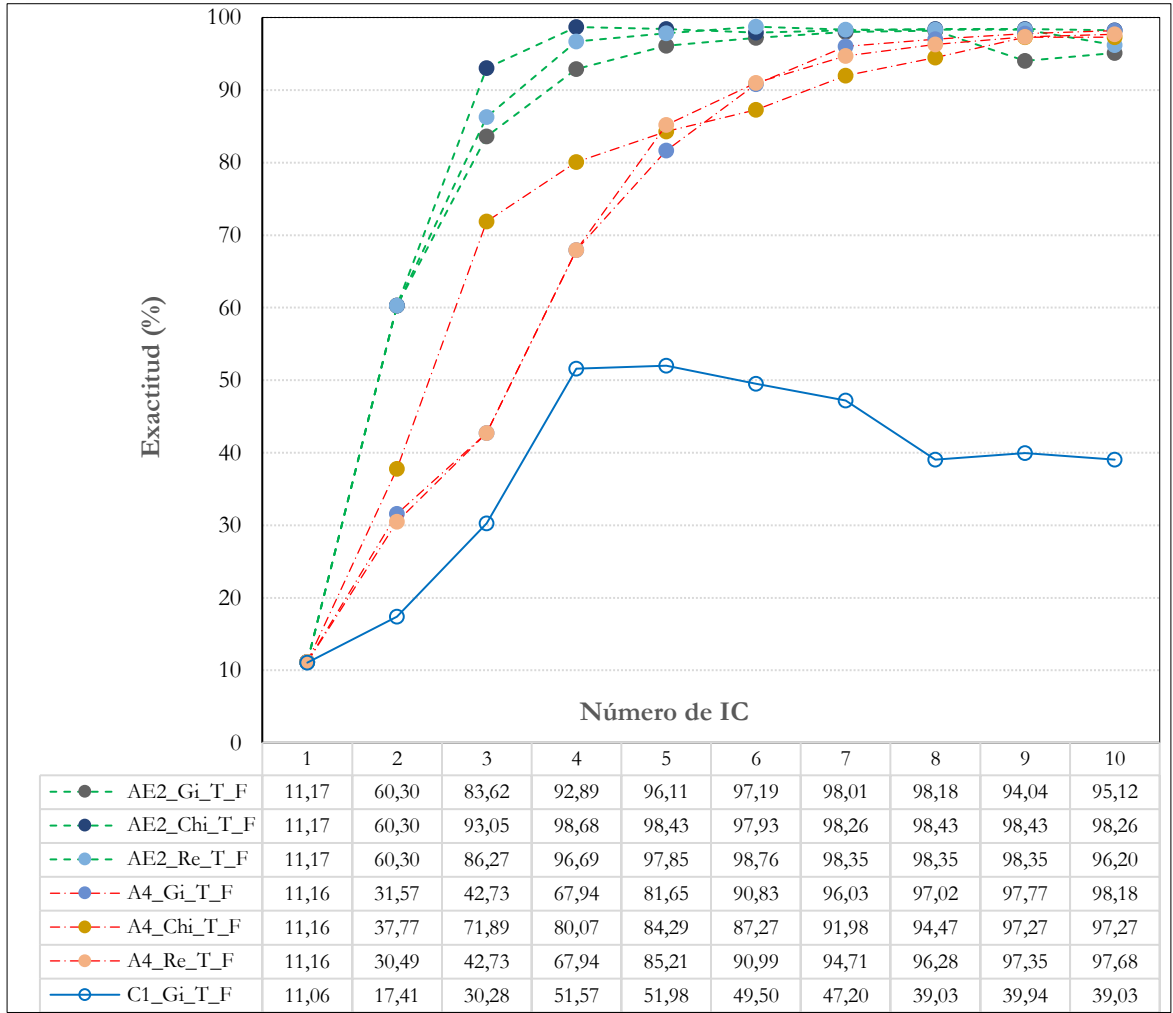


Figura 22: Exactitud de clasificación para los IC en los dominios de tiempo y frecuencia para los sensores A4, EA2, y C1 para el fallo de gripado

A partir de los diez IC ranqueados para la señal del sensor A4 se obtiene la Tabla 44 y se cuenta el número de veces que se repiten los IC para los tres métodos de ranqueo, los IC que se repiten tres veces y pertenecen al dominio del tiempo son: media que pertenecen al campo de DF, cruce por cero pertenece al campo EMG; los IC que se repiten tres veces en el dominio de la frecuencia son: CP5, del campo de DF, esparción espectral y centroide espectral pertenecen al campo de audio.

Tabla 44: Repeticiones de los IC para la señal del sensor A4 en el dominio del tiempo y de la frecuencia para el fallo de gripado

IC	Repeticiones	Dominio	Campo	IC	Repeticiones	Dominio	Campo
Media	3	Tiempo	DF	CP4	2	Frecuencia	DF
CP5	3	Frecuencia	DF	Porcentaje de Myopulso	2	Tiempo	EMG
Esparción espectral	3	Frecuencia	Audio	Relación de frecuencia	1	Frecuencia	DF
Cruce por cero	3	Tiempo	EMG	Cuarto momento espectral	1	Frecuencia	DF
Centroide espectral	3	Frecuencia	Audio	Diferencia absoluta del valor de varianza	1	Tiempo	EMG
Varianza de la frecuencia central	2	Frecuencia	DF	Relación Log-Log	1	Tiempo	DF
Asimetría	2	Tiempo	DF	Límite superior de histograma	1	Tiempo	DF
Frecuencia máxima	2	Frecuencia	DF				

A partir de los diez IC ranqueados que se emplearon para la clasificación de la señal de sensor EA2 se obtiene la Tabla 45, donde se presenta el número de veces que se repiten los IC para los tres métodos de ranqueo, los IC que se repiten tres veces y pertenecen al dominio del tiempo son: factor de impulso de desviación estándar, sexto momento estadístico, operador de energía , relación desviación-media y pertenecen al campo de DF, cruce por cero pertenece al campo EMG; los IC que se repiten tres veces en el dominio de la frecuencia son: primer momento espectral, varianza de la frecuencia central, y CP3 del campo de DF, entropía espectral que pertenece al campo de audio.

Tabla 45: Repeticiones de los IC para la señal del sensor EA2 en el dominio del tiempo y de la frecuencia para el fallo de gripado

IC	Repeticiones	Dominio	Campo	IC	Repeticiones	Dominio	Campo
Entropía espectral	3	Frecuencia	Audio	CP3	3	Frecuencia	DF
Primer momento espectral	3	Frecuencia	DF	Operador de energía	3	Tiempo	DF
Cambio de signo de pendiente	3	Tiempo	EMG	Relación desviación-media	3	Tiempo	DF
Factor de impulso de desviación estándar	3	Tiempo	DF	Indicadores de pulso	1	Tiempo	EMG
Varianza de la frecuencia central	3	Frecuencia	DF	Diferencia absoluta del valor de varianza	1	Tiempo	EMG
Sexto momento estadístico	3	Tiempo	DF	Asimetría	1	Tiempo	DF

4.5.3.. Resultados del SD1 para la base de datos del fallo de picadura

4.5.3.1.. Resultados del SD1 para la base de datos del fallo de picadura en el dominio del tiempo.

En el anexo C.1., se presenta el ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo de las señales y sensores de vibración Tabla C1.1, emisión acústica Tabla C1.2 y corriente Tabla C1.3. A partir de estas tablas se extrae la Tabla 46 en donde de las cuatro señales de vibración medidas, los IC extraídos del sensor A1 superan 12 veces el umbral de exactitud, y su exactitud máxima de clasificación es 97,69 %. Para las señales de emisión acústica medidas, los IC extraídos del sensor EA2 superan 21 veces el umbral, siendo el sensor cuyos indicadores logran la mayor exactitud en la clasificación con 100 % de todos los sensores, mientras que los IC extraídos del sensor corriente C1 la máxima exactitud es de 62,47 %.

Tabla 46: Resultados que superan el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasificación de cada sensor en el dominio del tiempo para el fallo de picadura

Señal del sensor	Número de veces que supera el umbral	Exactitud máxima de clasificación (%)	Número de veces que supera el umbral por ReliefF	Número de veces que supera el umbral por Chi-cuadrado	Número de veces que supera el umbral por ganancia de información
A1	12	97,69	4	4	4
A2	9	98,02	4	1	4
A3	3	96,61	0	0	3
A4	6	97,61	2	0	4
EA1	21	99,59	7	7	7
EA2	21	100,00	7	7	7
C1	0	62,47	0	0	0

En la Figura 23 se presenta la variación de la exactitud del clasificador kNN con el incremento de los IC mejor ranqueados para los sensores A1, EA2 y C1, en donde se puede apreciar que a partir del cuarto IC para la señal del EA2 para todos los métodos de ranqueo se obtiene 98 % de exactitud, mientras que para la señal de vibración el sensor A4 a partir del séptimo IC se obtiene una exactitud superior al 96 % para todos los métodos de ranqueo, también se puede apreciar que la señal de corriente C1 tiene una exactitud máxima de 62,47 % por el método de ranqueo de ReliefF.

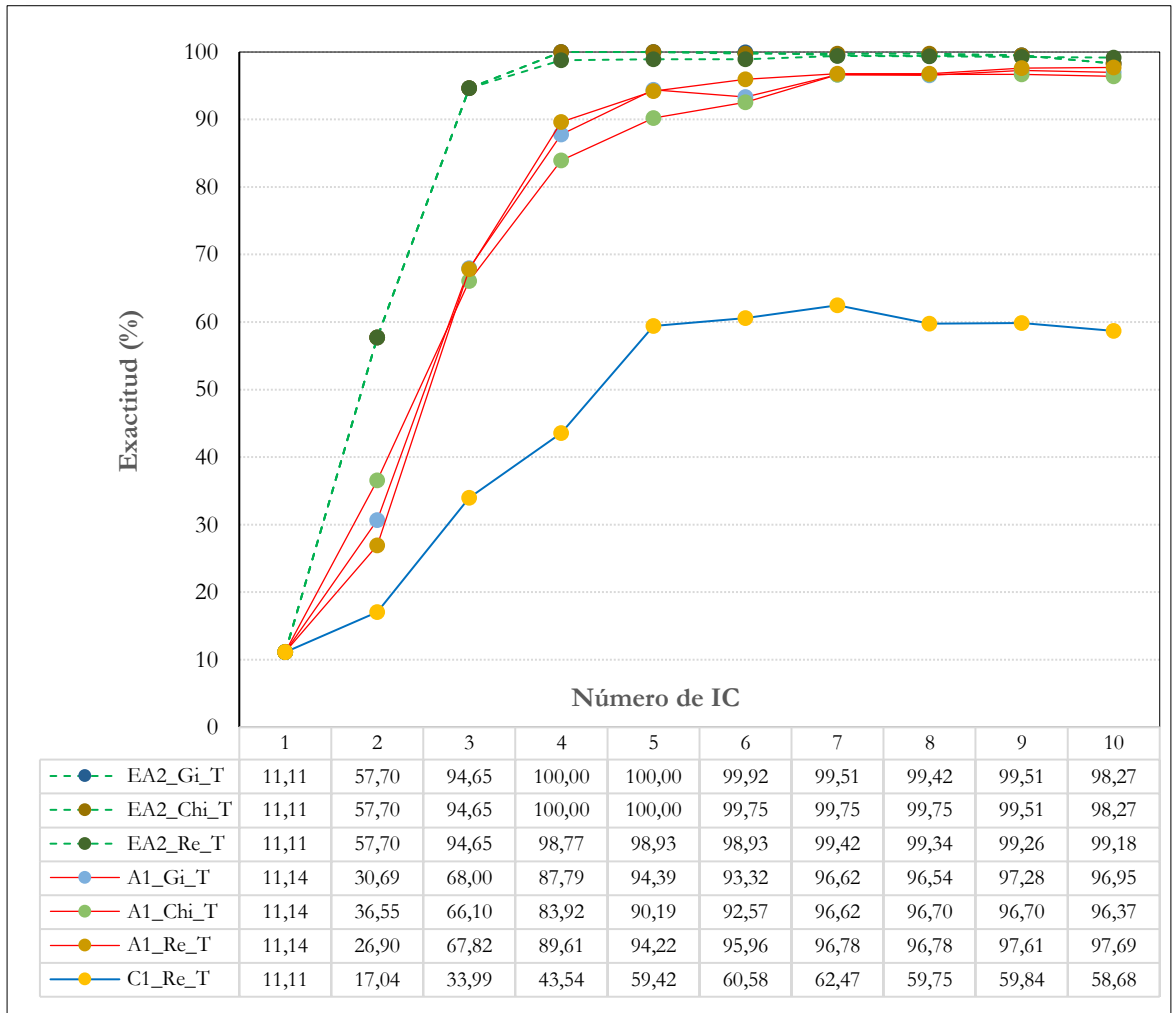


Figura 23: Exactitud de clasificación para los IC en el dominio del tiempo para los sensores A1, EA2, y C1 para el fallo de picadura

En la Tabla 47 se presenta el número de veces que se repiten los IC clasificados por los tres métodos para la señal del sensor A1, en donde la media, y curtosis que pertenecen al campo de DF, también se repite tres veces cambio de signo de pendiente que pertenece al campo de EMG.

Tabla 47: Repeticiones de los IC para la señal del sensor A1 en el dominio del tiempo para el fallo de picadura

IC	Repeticiones	Campo	IC	Repeticiones	Campo
Media	3	DF	Factor de latitud	2	DF
Cambio de signo de pendiente	3	EMG	Valor de verosimilitud negativo normal normalizado	2	DF
Curtosis	3	DF	Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	2	EMG
Asimetría	2	DF	Relación desviación-media	1	DF
Cruce por cero	2	EMG	Diferencia absoluta del valor de varianza	1	EMG
Porcentaje de Myopulso	2	EMG	K-ésimo momento central	1	DF
Factor de impulso de desviación estándar	2	DF	Quinto momento estadístico	1	DF
Indicadores de forma de onda	2	EMG	Factor de holgura	1	DF

En la Tabla 48 se presenta el número de veces que se repiten los IC ranqueados por los tres métodos para la señal del sensor EA2, en donde factor de forma, relación log-log, relación desviación-media, factor de impulso de desviación estándar, sexto momento estadístico, CPT6 se repiten tres veces y pertenecen al campo de DF, también se repite tres veces los IC cambio de amplitud promedio, y diferencia absoluta del valor de varianza que pertenecen al campo de EMG.

Tabla 48: Repeticiones de los IC para la señal del sensor EA2 en el dominio del tiempo para el fallo de picadura

IC	Repeticiones	Campo	IC	Repeticiones	Campo
Factor de forma	3	DF	Cambio de amplitud promedio	3	EMG
Relación Log-Log	3	DF	Diferencia absoluta del valor de varianza	3	EMG
Factor de impulso de desviación estándar	3	DF	Curtosis	2	DF
Sexto momento estadístico	3	DF	Asimetría	2	DF
Relación desviación-media		DF	Cambio de signo de pendiente	1	EMG
CPT6	3	DF	Operador de energía	1	DF

4.5.3.2.. Resultados del SD1 para base de datos del fallo de picadura en el dominio de la frecuencia.

En el anexo C.2. se presenta el ranqueo de los IC y exactitud de clasificación usando las señales definidas en el dominio de la frecuencia. Los resultados provenientes de las señales medidas con los sensores de vibración se presentan en la Tabla C2.1, emisión acústica Tabla C2.2 y corriente Tabla C2.3. A partir de estas tablas se extrae la Tabla 49 en donde, de las cuatro señales de vibración, los IC extraídos de las señales medidas con el sensor A3 alcanza la máxima exactitud de 96,86 % de todos los sensores por el método de ranqueo de ReliefF, de las señales de emisión acústica, los IC extraídos del sensor EA1 producen una exactitud de 93,76 % siendo mayor que la exactitud obtenida con los IC extraídos del sensor EA2; con los IC extraídos del sensor de corriente C1 se alcanza una exactitud máxima de 42,40 %.

Tabla 49: Máxima exactitud de clasificación de cada sensor en el dominio de la frecuencia para el fallo de picadura

Señal del sensor	Exactitud máxima de clasificación (%)
A1	90,91
A2	93,22
A3	96,86
A4	92,89
EA1	93,76
EA2	92,45
C1	42,40

En la Figura 24 se presenta la variación de la exactitud del clasificador kNN con el incremento de los IC mejor ranqueados extraídos de la señal de los sensores A3, EA1, y C1. En donde la señal del sensor EA1 hasta el quinto IC supera en exactitud a la señal de A3 para los IC ranqueados por los tres métodos, del octavo al décimo IC la señal del sensor A3 supera en exactitud de EA1, mientras que la señal de C1 llega hasta un máximo de 42,40 % de exactitud por el método de ranqueo de ReliefF.

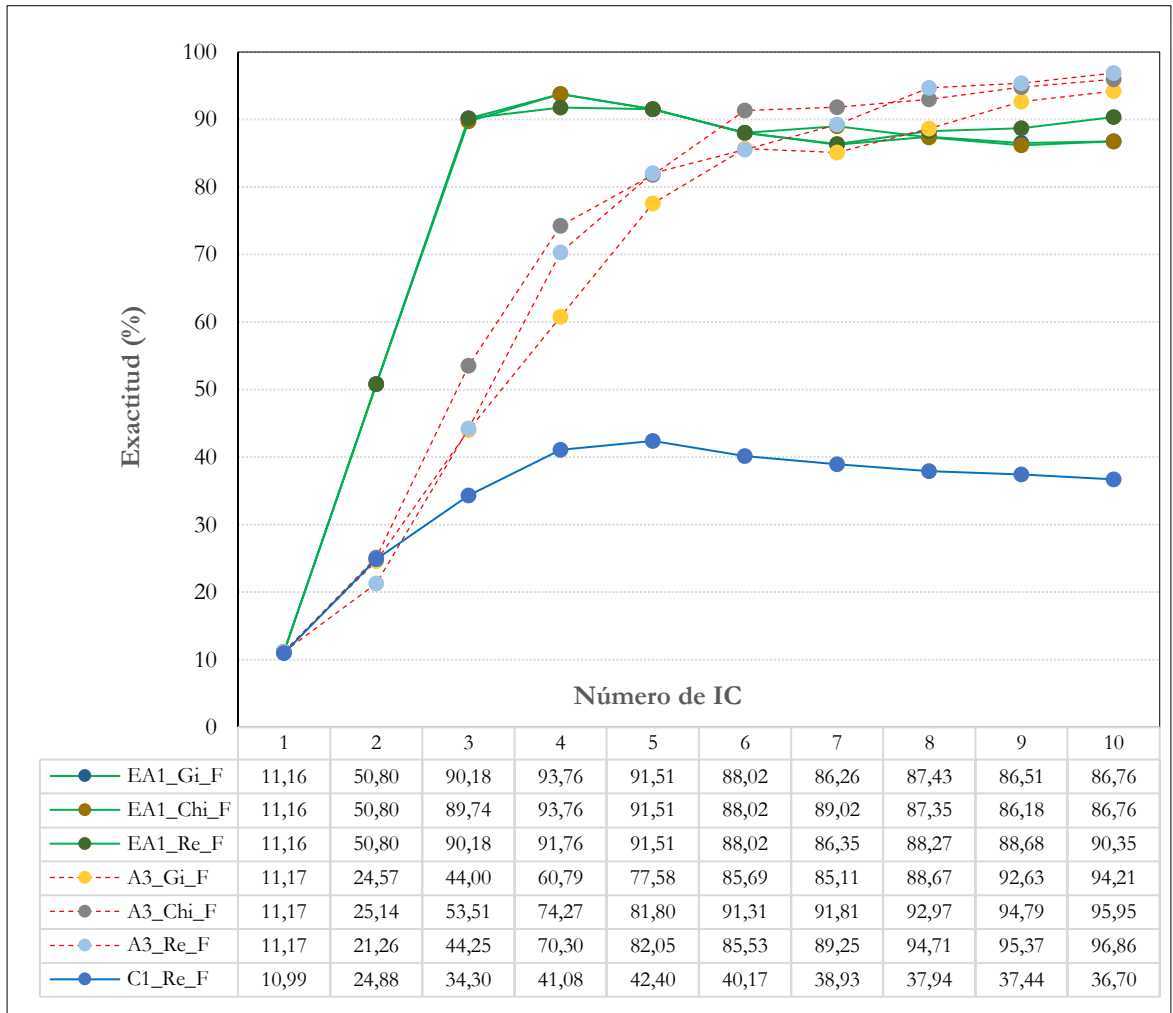


Figura 24: Exactitud de clasificación para los IC en el dominio de la frecuencia para los sensores A3, EA1, y C1 para el fallo de picadura

4.5.3.3.. Resultados del SD1 para la base de datos del fallo de picadura en el dominio del tiempo y frecuencia.

En el anexo C.3. se presenta el ranqueo de los IC se presenta el ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo y de la frecuencia de las señales y sensores de vibración Tabla C3.1, emisión acústica Tabla C3.2 y corriente Tabla C3.3. A partir del anexo, se extrae Tabla 50 en donde de las cuatro señales de vibración, los IC extraídos de las señales medidas con el sensor A3 supera siete veces el umbral de exactitud y su exactitud máxima en la clasificación es de 98,76 %. De los sensores de emisión acústica, los IC extraídos del sensor EA2 superan 24 veces el umbral siendo el sensor con mayor exactitud en la clasificación con 99,75 % de todos los sensores; mientras que los IC extraídos de las señales de corriente medida con el sensor C1 alcanzan la máxima exactitud de 62,86 %.

Tabla 50: Resultados que superan el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasificación fusionando el dominio de tiempo y de la frecuencia para el fallo de picadura

Señal del sensor	Número de veces que supera el umbral	Exactitud máxima de clasificación (%)	Número de veces que supera el umbral por ReliefF	Número de veces que supera el umbral por Chi-cuadrado	Número de veces que supera el umbral por Ganancia de información
A1	4	96,70	0	3	1
A2	6	98,43	4	2	0
A3	7	98,76	4	0	3
A4	4	98,10	2	0	2
EA1	22	99,42	6	8	8
EA2	24	99,75	8	8	8
C1	0	62,86	0	0	0

En la Figura 25 se presenta la variación de la exactitud del clasificador kNN con el incremento de los IC mejor ranqueados extraídos de la señal de los sensores A3, EA2 y C1 en donde se puede apreciar a partir del tercer IC para la señal del sensor EA2 por los tres métodos de ranqueo supera el 96,69 % de exactitud, mientras que para la señal del sensor A3 a partir del octavo IC se obtiene una exactitud superior 97 % por los

métodos de ranqueo de ganancia de información y ReliefF, también se puede apreciar que la señal de corriente C1 tiene una exactitud máxima de 62,86 % por el método de ranqueo de ReliefF.

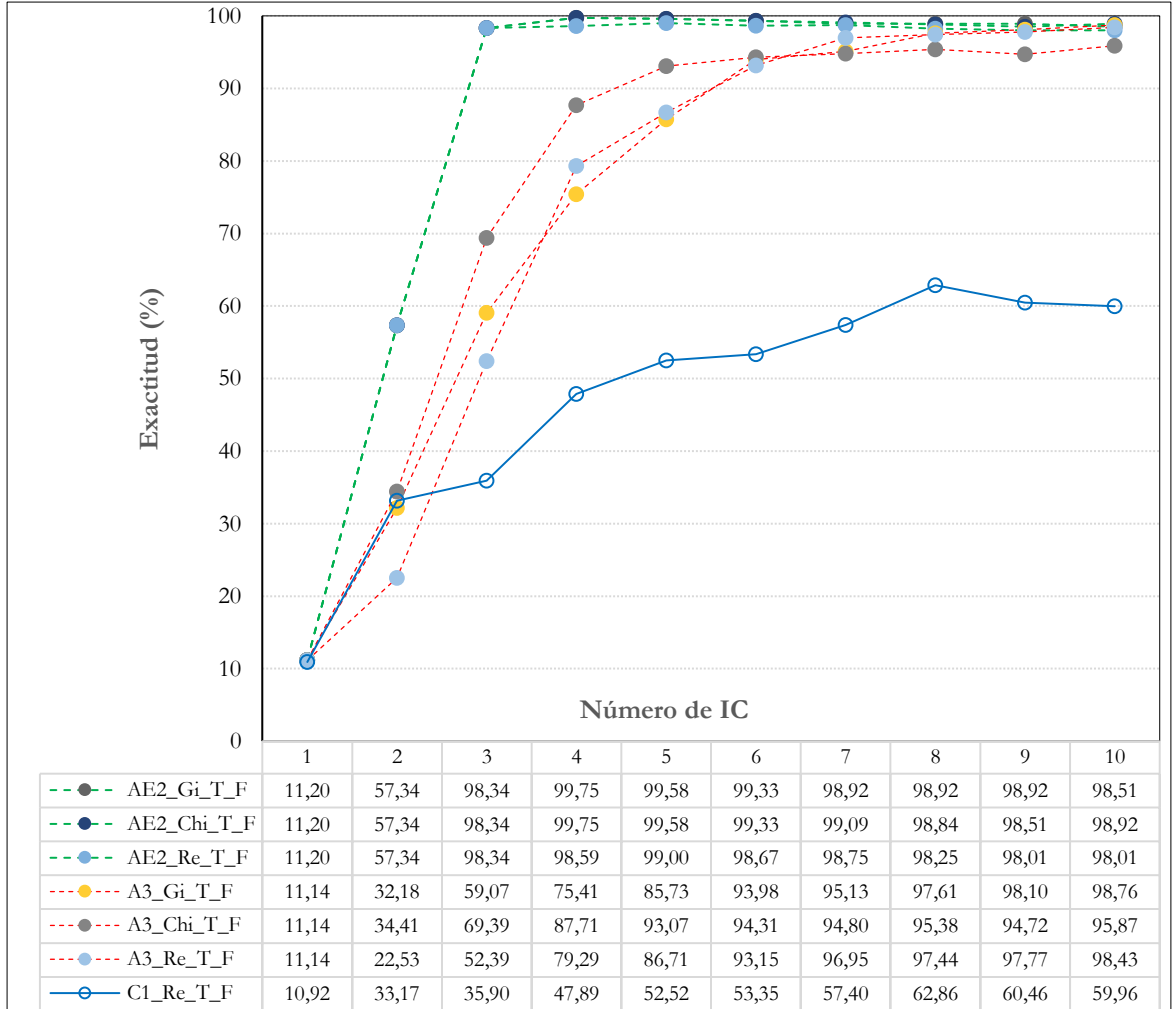


Figura 25: Exactitud de clasificación para los IC en el dominio de tiempo y de la frecuencia para los sensores A3, EA2, y C1 para el fallo de picadura

En la Tabla 51 se presenta el número de veces que se repiten los IC ranqueados por los tres métodos para la señal del sensor A3, el IC que se repiten tres y pertenecen al dominio del tiempo es el factor de impulso de desviación estándar del campo de DF.

Tabla 51: Repeticiones de los IC para la señal del sensor A3 en el dominio del tiempo y de la frecuencia para el fallo de picadura

IC	Repeticiones	Dominio	Campo	IC	Repeticiones	Dominio	Campo
Factor de impulso de desviación estándar	3	Tiempo	DF	Cuarto momento espectral	1	Frecuencia	DF
CP5	2	Frecuencia	DF	Relación de frecuencia	1	Frecuencia	DF
Asimetría de frecuencia	2	Frecuencia	DF	Diferencia absoluta del valor de varianza	1	Tiempo	EMG
Asimetría	2	Tiempo	DF	K-ésimo momento central	1	Tiempo	DF
Esparción espectral	2	Frecuencia	Audio	Curtosis	1	Tiempo	DF
Media	2	Tiempo	DF	Relación Log-Log	1	Tiempo	DF
Índice de margen	2	Tiempo	EMG	Sexto momento estadístico	1	Tiempo	DF
Cruce por cero	2	Tiempo	EMG	Varianza	1	Tiempo	DF
CP4	2	Frecuencia	DF	Factor de holgura	1	Tiempo	DF
Frecuencia mediana	1	Frecuencia	DF	Centroide espectral	1	Frecuencia	Audio

En la Tabla 52 se presenta el número de veces que se repiten los IC clasificados por los tres métodos para la señal del sensor EA2, los IC que se repiten tres y pertenecen al dominio del tiempo son: factor de impulso de desviación estándar, sexto momento estadístico, relación desviación-media, CPT6 y pertenecen al campo de DF; los IC que se repiten tres veces en el dominio de la frecuencia son: primer momento espectral, varianza de la frecuencia central del campo de DF, entropía espectral pertenece al campo de audio.

Tabla 52: Repeticiones de los IC para la señal del sensor EA2 en el dominio del tiempo y de la frecuencia para el fallo de picadura

IC	Repeticiones	Dominio	Campo	IC	Repeticiones	Dominio	Campo
Entropía espectral	3	Frecuencia	Audio	Cambio de amplitud promedio	2	Tiempo	EMG
Primer momento espectral	3	Frecuencia	DF	Curtosis	2	Tiempo	DF
Factor de impulso de desviación estándar	3	Tiempo	DF	Cambio de signo de pendiente	1	Tiempo	EMG
Sexto momento estadístico	3	Tiempo	DF	Cuarto momento espectral	1	Frecuencia	DF
Varianza de la frecuencia central	3	Frecuencia	DF	Operador de energía	1	Tiempo	DF
Relación desviación-media	3	Tiempo	DF	Diferencia absoluta del valor de varianza	1	Tiempo	EMG
CPT6	3	Tiempo	DF	Asimetría	1	Tiempo	DF

4.5.4.. Resultados del SD1 para la base de datos del fallo de agrietamiento

4.5.4.1.. Resultados del SD1 para la base de datos del fallo de agrietamiento en el dominio del tiempo.

En el anexo D.1. se presenta el ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo de las señales y sensores de vibración Tabla D1.1, emisión acústica Tabla D1.2 y corriente Tabla D1.3. A partir de estas tablas se extrae la Tabla 53. En donde de las cuatro señales de vibración medidas, los IC extraídos del sensor A2 supera 14 veces el umbral de exactitud, y su exactitud máxima de clasificación es 98,35 %. Para las señales de emisión acústica medidas los IC extraídos del sensor EA1 supera 21 veces el umbral, siendo el sensor cuyos indicadores logran la mayor exactitud en la clasificación con 100 % de todos los sensores, mientras que los IC extraídos del sensor corriente C1 la máxima exactitud es de 61,95 %.

Tabla 53: Resultados que superan el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasificación de cada sensor en el dominio del tiempo para el fallo de agrietamiento

Señal del sensor	Número de veces que supera el umbral	Exactitud máxima de clasificación (%)	Número de veces que supera el umbral por ReliefF	Número de veces que supera el umbral por Chi-cuadrado	Número de veces que supera el umbral por Ganancia de información
A1	4	97,03	1	2	1
A2	14	98,35	6	3	5
A3	12	99,09	4	3	5
A4	12	99,01	4	4	4
EA1	21	100,00	7	7	7
EA2	20	99,84	6	7	7
C1	0	61,95	0	0	0

En la Figura 26 se presenta la variación de la exactitud del clasificador kNN con el incremento de los IC mejor ranqueados para los sensores A2, EA1 y C1, en donde se puede apreciar que a partir del cuarto IC para la señal del EA1 para todos los métodos de ranqueo se obtiene 98,52 % de exactitud, mientras que para la señal de aceleración el A2 a partir del sexto IC se obtiene una exactitud del 96,21 % por el método de ranqueo de ReliefF, también se puede apreciar que la señal de corriente C1 alcanza una exactitud de 61,95 % por el método de ranqueo de Chi-cuadrado.

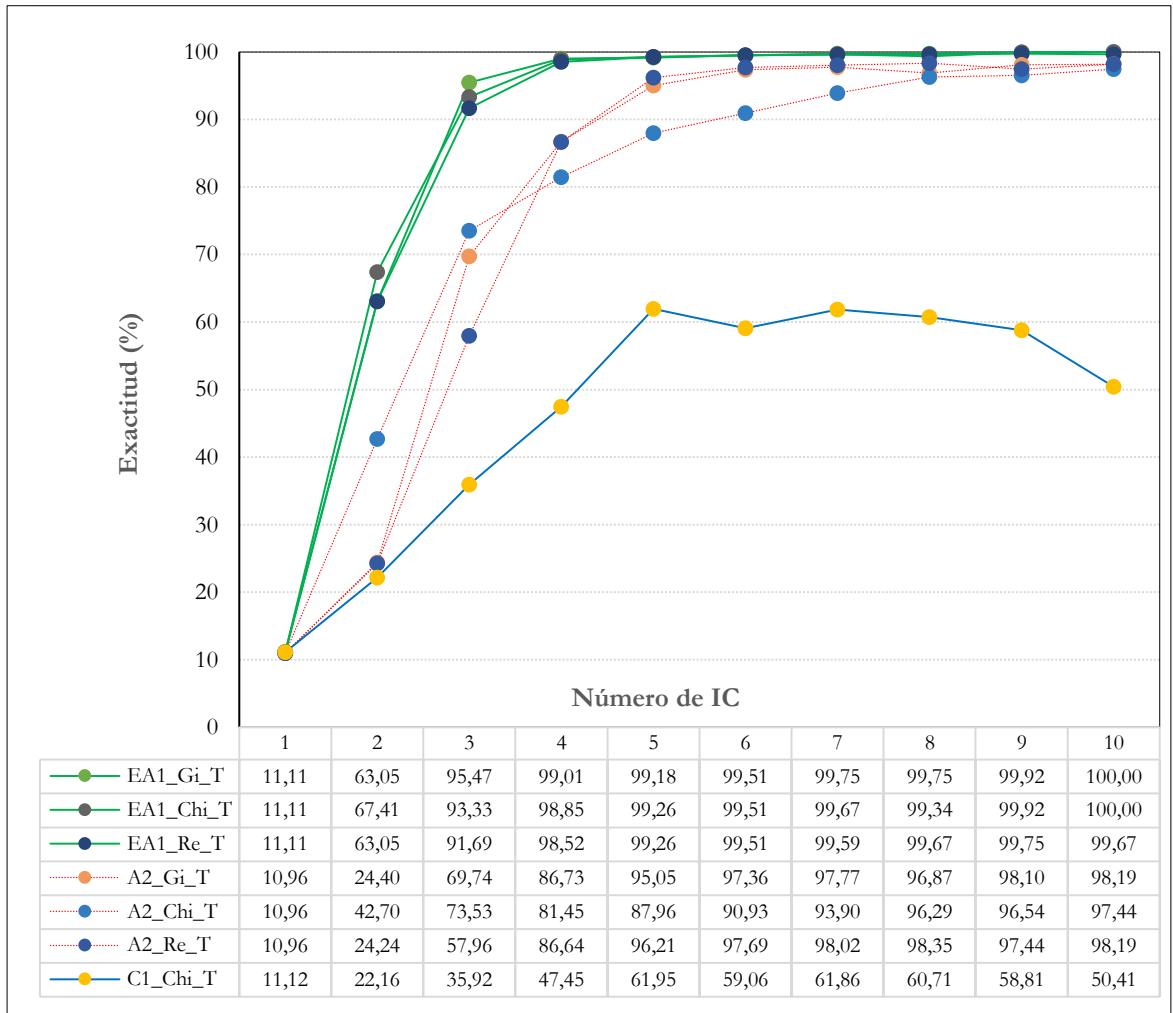


Figura 26: Exactitud de clasificación para los IC en el dominio del tiempo para los sensores A2, EA1, y C1 para el fallo de agrietamiento

En la Tabla 54 se presenta el número de veces que se repiten los IC clasificados por los tres métodos para la señal del sensor A2, en donde la media, asimetría se repiten tres veces y pertenecen al campo de DF, porcentaje de myopulso y verosimilitud negativa logarítmica de Weibull se repiten tres veces y pertenecen al campo de EMG.

Tabla 54: Repeticiones de los IC para la señal del sensor A2 en el dominio del tiempo para fallo de agrietamiento

IC	Repeticiones	Campo	IC	Repeticiones	Campo
Media	3	DF	Curtosis	2	DF
Asimetría	3	DF	Índice de margen	2	EMG
Porcentaje de Myopulso	3	EMG	Límite inferior de histograma	2	DF
Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	3	EMG	Diferencia absoluta del valor de varianza	1	EMG
Cruce por cero	2	EMG	Relación Log-Log	1	DF
Factor de impulso de desviación estándar	2	DF	Quinto momento estadístico	1	DF
Relación desviación-media	2	DF	K-ésimo momento central	1	DF
Límite superior de histograma	2	DF			

En la Tabla 55 se presenta el número de veces que se repiten los IC clasificados por los tres métodos para la señal del sensor EA1, en donde factor de forma, relación log-log, relación desviación-media, factor de impulso de desviación estándar, K-ésimo momento central, operador de energía se repiten tres veces y pertenecen al campo de DF, también se repite tres veces los IC cambio de signo de pendiente, diferencia absoluta del valor de varianza que pertenece al campo de EMG.

Tabla 55: Repeticiones de los IC para la señal del sensor EA1 en el dominio del tiempo para fallo de agrietamiento

IC	Repeticiones	Campo	IC	Repeticiones	Campo
Factor de forma	3	DF	Relación desviación-media	3	DF
Cambio de signo de pendiente	3	EMG	Diferencia absoluta del valor de varianza	3	EMG
Relación Log-Log	3	DF	Error medio cuadrado	2	DF
Operador de energía	3	DF	Indicadores de pulso	2	EMG
Factor de impulso de desviación estándar	3	DF	Momento normalizado	1	DF
K-ésimo momento central	3	DF	Sexto momento estadístico	1	DF

4.5.4.2.. Resultados del SD1 para base de datos del fallo de agrietamiento en el dominio de la frecuencia.

En el anexo D.2. se presenta el ranqueo de los IC y exactitud de clasificación usando las señales definidas en el dominio de la frecuencia. Los resultados provenientes de las señales medidas con los sensores de vibración se presentan en la Tabla D2.1, emisión acústica Tabla D2.2 y corriente Tabla D2.3. A partir de estas tablas se extrae la Tabla 56 en donde, de las cuatro señales de vibración, los IC extraídos de las señales medidas con el sensor A4 alcanzan la máxima exactitud de 96,36 % de todos los sensores; de las señales de emisión acústica, los IC extraídos del sensor EA1 logran la exactitud de 93,82 % siendo mayor que la exactitud obtenida con los IC extraídos del sensor EA2; con los IC extraídos del sensor de corriente C1 se alcanza una exactitud máxima de 34,87 %.

Tabla 56: Máxima exactitud de clasificación de cada sensor en el dominio de la frecuencia para fallo de agrietamiento

Señal del sensor	Exactitud máxima de clasificación (%)
A1	91,76
A2	93,21
A3	93,46
A4	96,36
EA1	93,82
EA2	91,82
C1	34,87

En la Figura 27 se presenta la variación de la exactitud del clasificador kNN con el incremento de los IC mejor ranking extraídos de la señal de los sensores A4, EA1, y C1. En donde la señal del sensor EA1 hasta el sexto IC supera en exactitud a la señal de A4 para los IC ranking por los tres métodos, del noveno al décimo IC la señal de A4 supera en exactitud de EA1, mientras que la señal de C1 llega hasta un máximo de 34,87 % de exactitud por el método de ranking de ReliefF.

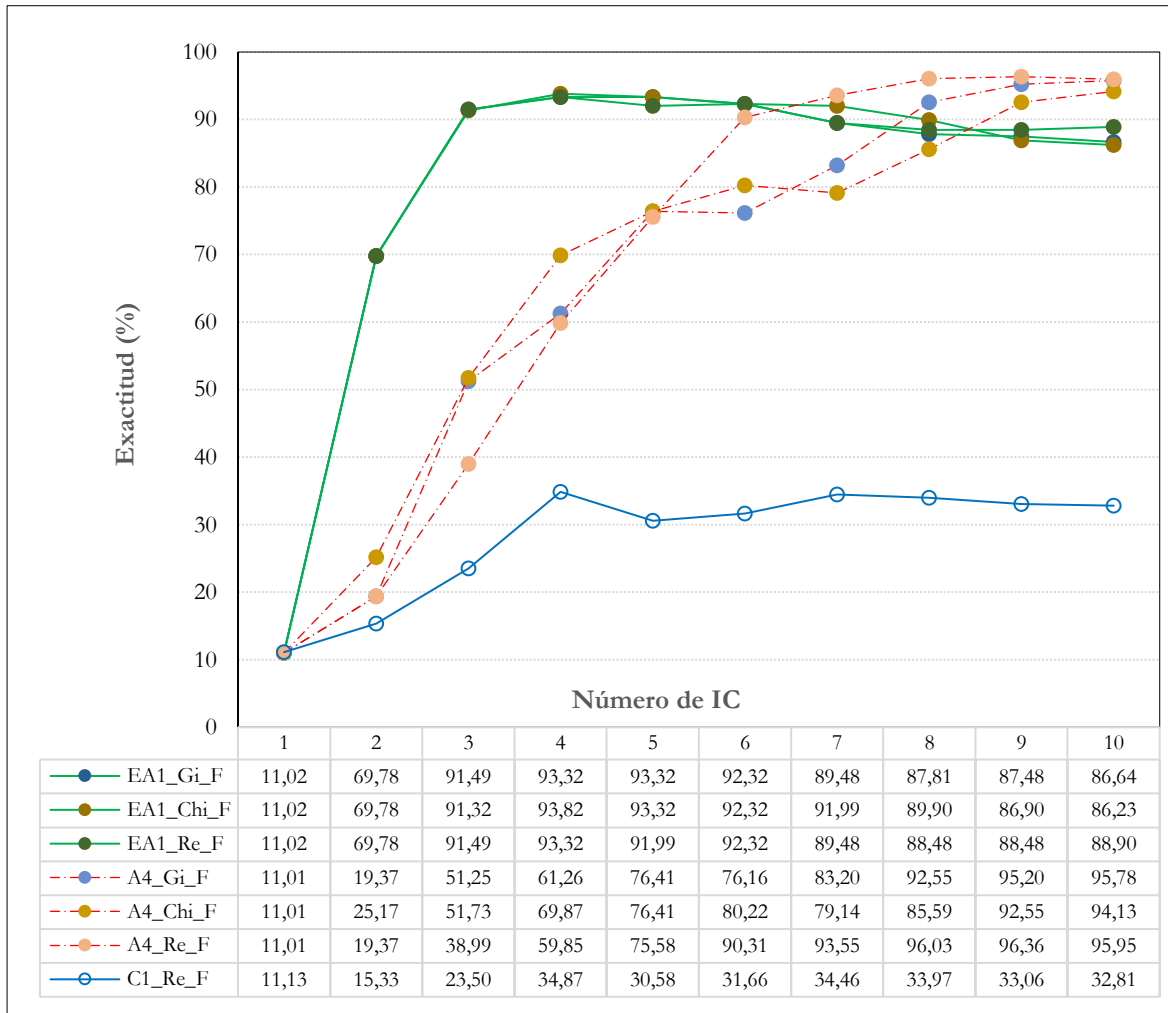


Figura 27: Exactitud de clasificación para los IC en el dominio de la frecuencia para los sensores A4, EA1, y C1 para fallo de agrietamiento

4.5.4.3.. Resultados del SD1 para la base de datos del fallo de agrietamiento en el dominio del tiempo y frecuencia.

En el anexo D.3. se presenta el ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo y de la frecuencia de las señales y sensores de vibración Tabla D3.1, emisión acústica Tabla D3.2 y corriente Tabla D3.3. A partir de estas tablas se obtiene la Tabla ??, en donde de las cuatro señales de vibración, los IC extraídos de las señales medidas con el sensor A3 superan 13 veces el umbral de exactitud y su exactitud máxima en la clasificación es de 99,50 %. De los sensores de emisión acústica, los IC extraídos

del sensor EA1 superan 21 veces el umbral siendo el sensor con mayor exactitud en la clasificación con 99,83 % de todos los sensores; mientras que los IC extraídos de las señales de corriente medida con el sensor C1 alcanzan la máxima exactitud de 61,38 %.

Tabla 57: Resultados que superan el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasificación fusionando el dominio de tiempo y de la frecuencia para fallo de agrietamiento

Señal del sensor	Número de veces que supera el umbral	Exactitud máxima de clasificación (%)	Número de veces que supera el umbral por ReliefF	Número de veces que supera el umbral por Chi-cuadrado	Número de veces que supera el umbral por Ganancia de información
A1	10	98,85	4	3	3
A2	12	98,84	5	3	4
A3	13	99,50	5	4	4
A4	9	99,26	4	1	4
EA1	21	99,83	7	7	7
EA2	20	99,75	6	7	7
C1	0	61,38	0	0	0

En la Figura 28 se presenta la variación de la exactitud del clasificador kNN con el incremento de los IC mejor clasificados extraídos de la señal de los sensores A3, EA1 y C1, en donde se puede apreciar a partir del cuarto IC para la señal del EA1 por los tres métodos de ranqueo supera el 98,25 % de exactitud, mientras que para la señal de A3 a partir del séptimo IC se obtiene una exactitud superior al 96,36 % por los tres métodos de ranqueo, también se puede apreciar que la señal de corriente C1 tiene una exactitud máxima de 61,38 % por el método de ranqueo de ganancia de información.

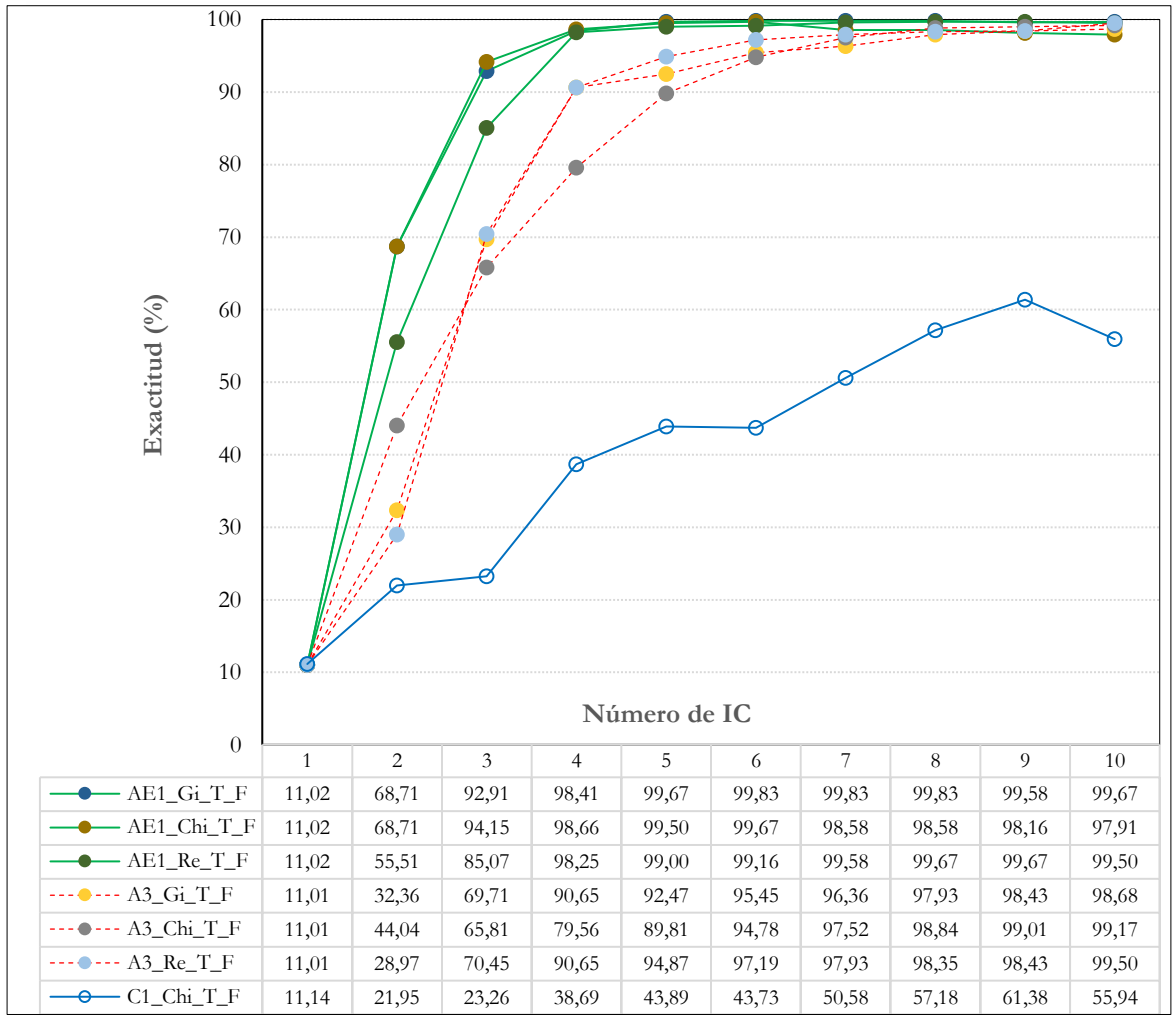


Figura 28: Exactitud de clasificación para los IC en el dominio del tiempo y de la frecuencia para los sensores A3, EA1, y C1 para fallo de agrietamiento

En la Tabla 58 se presenta el número de veces que se repiten los IC clasificados por los tres métodos para la señal del sensor A3, los IC que se repiten tres y pertenecen al dominio del tiempo son: media que pertenecen al campo de DF, cruce por cero pertenece al campo EMG; el IC que se repite tres veces en el dominio de la frecuencia es: CP4 del campo de DF.

Tabla 58: Repeticiones de los IC para la señal del sensor A3 en el dominio del tiempo y de la frecuencia para fallo de agrietamiento

IC	Repeticiones	Dominio	Campo	IC	Repeticiones	Dominio	Campo
Cruce por cero	3	Tiempo	EMG	Asimetría	1	Tiempo	DF
CP4	3	Frecuencia	DF	Diferencia valor absoluto de desviación estándar	1	Tiempo	EMG
Medio	3	Tiempo	DF	Diferencia absoluta del valor de varianza	1	Tiempo	EMG
Centroide espectral	2	Frecuencia	Audio	Relación Log-Log	1	Tiempo	DF
Asimetría de frecuencia	2	Frecuencia	DF	Quinto momento estadístico	1	Tiempo	DF
Cuarto momento espectral	2	Frecuencia	DF	K-ésimo momento central	1	Tiempo	DF
CP5	2	Frecuencia	DF	CP2	1	Frecuencia	DF
Porcentaje de Myopulso	2	Tiempo	EMG	CP3	1	Frecuencia	DF
Relación de frecuencia	1	Frecuencia	DF	Límite superior de histograma	1	Tiempo	DF
Varianza de la frecuencia central	1	Frecuencia	DF				

En la Tabla 59 se presenta el número de veces que se repiten los IC rankeados por los tres métodos para la señal del sensor EA1, donde los IC que se repiten tres y pertenecen al dominio del tiempo son: factor de impulso de desviación estándar y pertenece al campo de DF, cambio de signo de pendiente y diferencia absoluta del valor de varianza pertenecen al campo EMG; los IC que se repiten tres veces en el dominio de la frecuencia son: primer momento espectral , varianza de la frecuencia central que pertenecen al campo DF; entropía espectral pertenece al campo de audio.

Tabla 59: Repeticiones de los IC para la señal del sensor EA1 en el dominio del tiempo y de la frecuencia para fallo de agrietamiento

IC	Repeticiones	Dominio	Campo	IC	Repeticiones	Dominio	Campo
Entropía espectral	3	Frecuencia	Audio	Operador de energía	2	Tiempo	DF
Cambio de signo de pendiente	3	Tiempo	EMG	K-ésimo momento central	2	Tiempo	DF
Primer momento espectral	3	Frecuencia	DF	Relación desviación-media	2	Tiempo	DF
Factor de impulso de desviación estándar	3	Tiempo	DF	CP4	2	Frecuencia	DF
Diferencia absoluta del valor de varianza	3	Tiempo	EMG	Error medio cuadrado	2	Tiempo	DF
Varianza de la frecuencia central	3	Frecuencia	DF	Momento normalizado	1	Tiempo	DF

4.5.5.. Resumen de resultados del SD1 para la severidad de los fallos para los sensores de vibración y emisión acústica

Con base en los resultados del SD1 para los fallos de rotura, gripado, picadura, y agrietamiento del plan experimental uno; los IC extraídos de las señales de los sensores de vibración y emisión acústica son los que mejor clasificaron la severidad de los cuatro fallos, no así, los IC de la señal de corriente; en la Figura 29 se presenta la ubicación de los cuatro sensores de vibración A1, A2, A3 y A4 enroscados en la parte superior de la caja de engranajes, y de los dos sensores de emisión acústica EA1 y EA2 adheridos en las paredes laterales.

En la Figura 30 se presenta un resumen de resultados que superan el umbral de 96 % exactitud de clasificación para los IC en el dominio del tiempo para los sensores de vibración y emisión acústica de los cuatro fallos estudiados.

Los sensores A2 y A4 son los que superan al menos seis veces el umbral de exactitud para cada uno de los diferentes fallos, estos dos sensores no están ubicados en la entrada del movimiento de la caja de engranajes o la salida de movimiento al freno. El sensor A1 que está localizado en la entrada del movimiento de la caja de engranajes presenta los mejores resultados de clasificación para el fallo de picadura, no así, para los otros tipos

de fallos. Siendo A1 el único sensor que no superó el umbral de exactitud para el fallo de rotura. Por otra parte, el sensor A3 que está emplazado a la salida del movimiento al freno supera más veces el umbral de exactitud para los fallos de rotura y agrietamiento.

En cuanto a las señales de los sensores de emisión acústica EA1 y EA2 ubicados en la parte exterior de la caja de engranajes, el número de veces que superan el umbral de exactitud tanto el sensor EA1 y EA2 son similares para los cuatro fallos, lo que muestra que la posición de los sensores de emisión acústica no afecta a la señal la cual influye en los resultados de clasificación, mientras que, para los sensores de vibración la posición afecta a la señal y a los resultados de clasificación. Los dos sensores de emisión acústica logran superar más veces el umbral de exactitud que los sensores de vibración para todos los fallos estudiados; las señales de los sensores de emisión acústica superan menos veces el umbral de exactitud para el fallo de gripado.

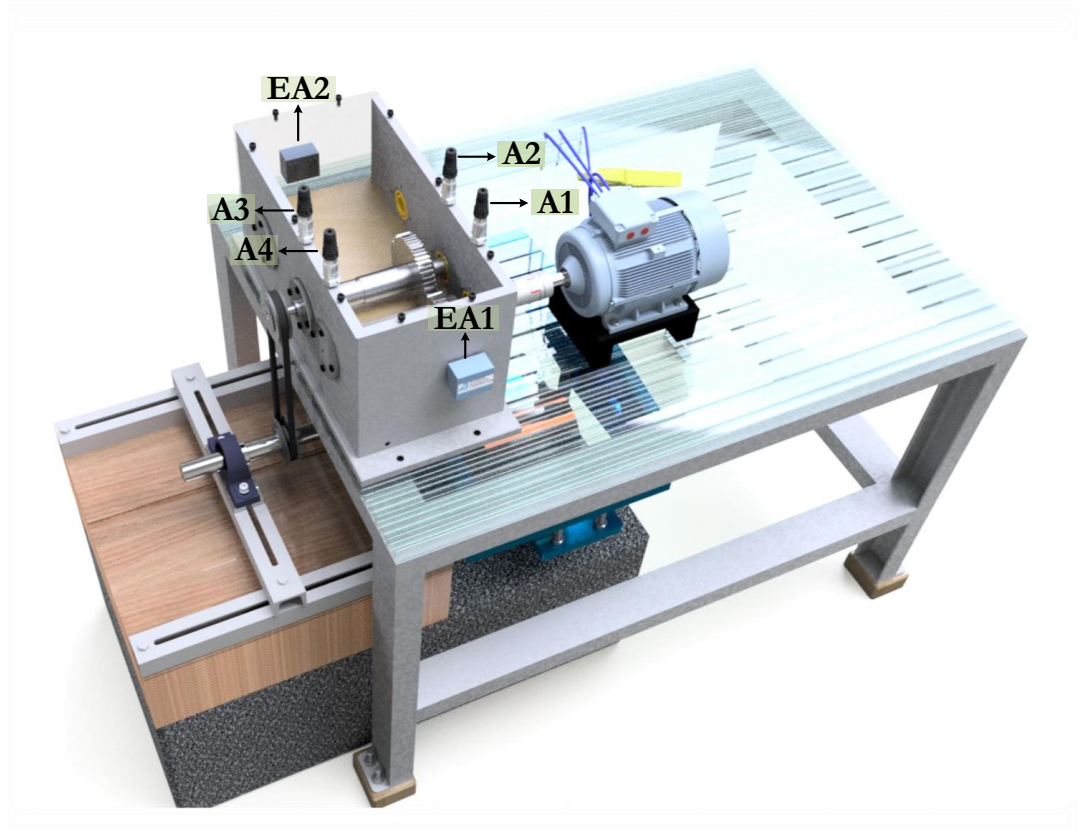


Figura 29: Localización de los sensores de vibración y emisión acústica para el plan experimental uno de severidad de fallos

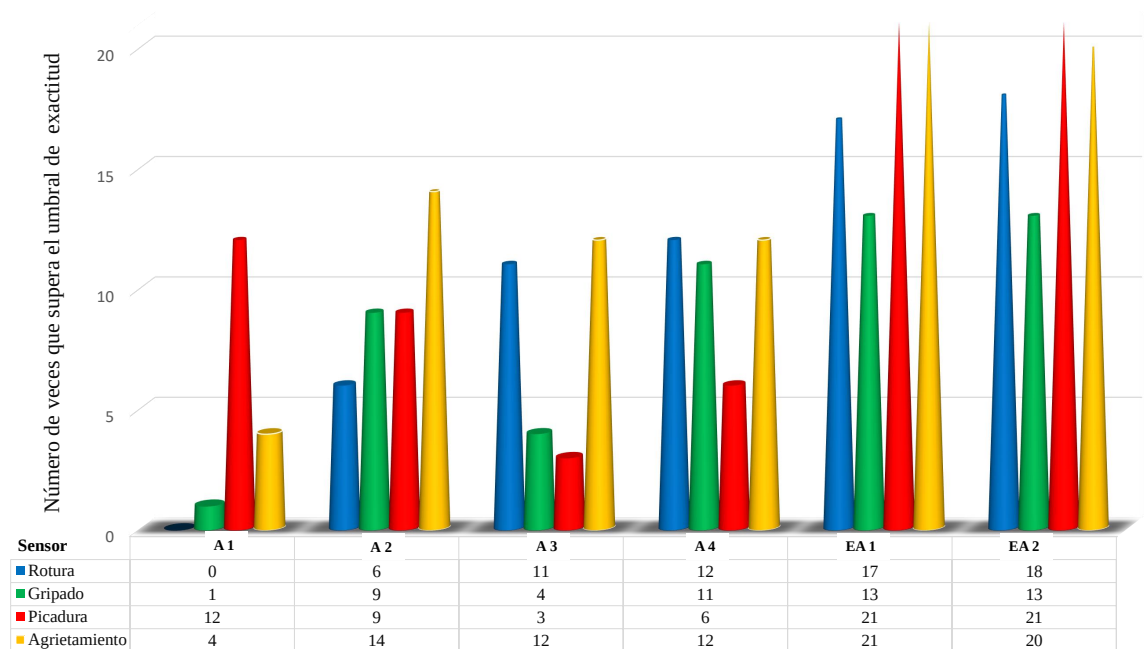


Figura 30: Resultados que superan el umbral de 96 % exactitud de clasificación en el dominio del tiempo de cada sensor para los diferentes fallos

En la Figura 31 se presenta un resumen de resultados que superan el umbral de 96 % exactitud de clasificación fusionando los IC del dominio de tiempo y de la frecuencia de cada sensor para los cuatro fallos estudiados. En la Figura 32 se presenta como incrementa o disminuye del número de veces que supera el umbral de exactitud al fusionar los IC del dominio de tiempo y de la frecuencia de cada sensor para los diferentes fallos a partir de estas dos figuras se puede inferir lo siguiente:

Los sensores A2 y A4 que superaron al menos seis veces el umbral de exactitud para cada uno de los diferentes fallos con los IC en el dominio del tiempo (resultados presentados Figura 30) al fusionar los IC de estos dos sensores en el dominio del tiempo y de la frecuencia disminuye el número de veces que supera el umbral de exactitud. El sensor A1 incrementa el número de veces que supera el umbral de exactitud para los fallos de agrietamiento y gripado, pero disminuye el número de veces que supera el umbral para el fallo de picadura, y continua sin superar el umbral para el fallo de rotura. El sensor A3 aumenta el número de veces que supera el umbral para picadura, rotura y agrietamiento, este sensor es el único que al fusionar los IC aumenta el número de veces que supera el umbral para el fallo de picadura.

Con respecto a los sensores de emisión acústica EA1 y EA2, se incrementa el número de veces que supera el umbral de exactitud al fusionar los IC para los fallos de rotura picadura, y en especial para el fallo de gripado, mientras que, para el fallo de agrietamiento se mantiene el número de veces que supera el umbral con respecto a los IC del dominio del tiempo.

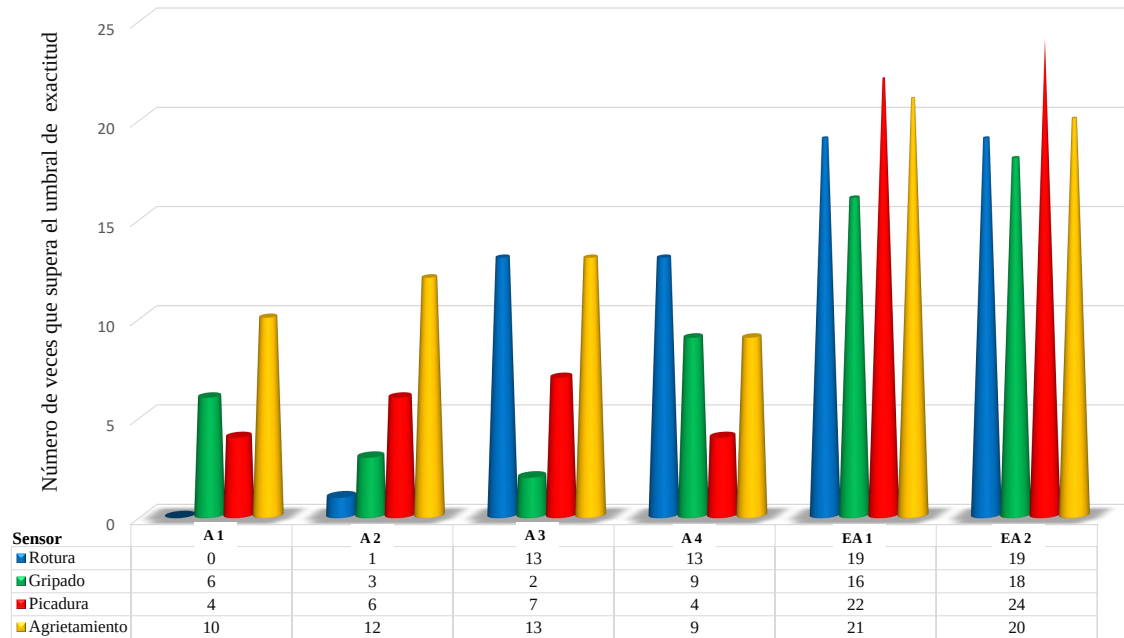


Figura 31: Resultados que superan el umbral de 96 % exactitud de clasificación fusionando los IC del dominio de tiempo y de la frecuencia de cada sensor para los diferentes fallos



Figura 32: Variación del número de veces superan el umbral de exactitud, al fusionar los IC del dominio de tiempo y de la frecuencia de cada sensor para los diferentes fallos

4.5.6.. Resultados del SD1 para la base de datos de 31 condiciones

4.5.6.1.. Resultados del SD1 para la base de datos de 31 condiciones en el dominio del tiempo.

En el anexo E.1. se presenta el ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo de las señales y sensores de vibración Tabla E1.1, emisión acústica Tabla E1.2 y corriente Tabla E1.3. A partir de estas tablas se extrae la Tabla 60, en donde se presentan los resultados que superen el umbral de 94 % y la máxima exactitud de clasificación de cada señal y sensor por los diferentes métodos de ranqueo. Para presentar los resultados de esta base de datos se propuso el umbral de clasificación del 94 % debido a las 31 condiciones que tiene la base de datos.

De las cuatro señales de vibración medidas, los IC extraídos del sensor A4 supera tres veces el umbral de exactitud, y su exactitud máxima de clasificación es 94,31 % misma que es la mayor de todas las señales de vibración. Para las señales de emisión acústica medidas los IC extraídos del sensor EA1 supera seis veces el umbral, siendo el sensor

cuyos indicadores logran la mayor exactitud en la clasificación con 94,48 % de todos los sensores, mientras que los IC extraídos del sensor corriente C1 entregan una máxima exactitud de 59,18 %.

Tabla 60: Resultados que superan el umbral de 94 % y la máxima exactitud de clasificación de cada sensor en el dominio del tiempo para 31 condiciones

Señal del sensor	Número de veces que supera el umbral	Exactitud máxima de clasificación (%)	Número de veces que supera el umbral por ReliefF	Número de veces que supera el umbral por Chi-cuadrado	Número de veces que supera el umbral por Ganancia de información
A1	0	91,50	0	0	0
A2	0	92,22	0	0	0
A3	0	92,54	0	0	0
A4	3	94,31	0	0	3
EA1	6	94,48	0	4	2
EA2	0	93,80	0	0	0
C1	0	59,18	0	0	0

En la Figura 33 se presenta la variación de la exactitud del clasificador kNN con el incremento de los IC mejor ranqueados para los sensores A4, EA1 y C1, en donde se puede apreciar que a partir del séptimo IC para la señal del EA1 para el método de ranqueo Chi-cuadrado se supera el 94 % de exactitud, mientras que para la señal de A4 a partir del octavo IC se obtiene una exactitud de 96,54 % por el método de ranqueo de ganancia de información, también se puede apreciar que la señal de corriente C1 alcanza el 59,18 % de exactitud con el método de ranqueo Chi-cuadrado.

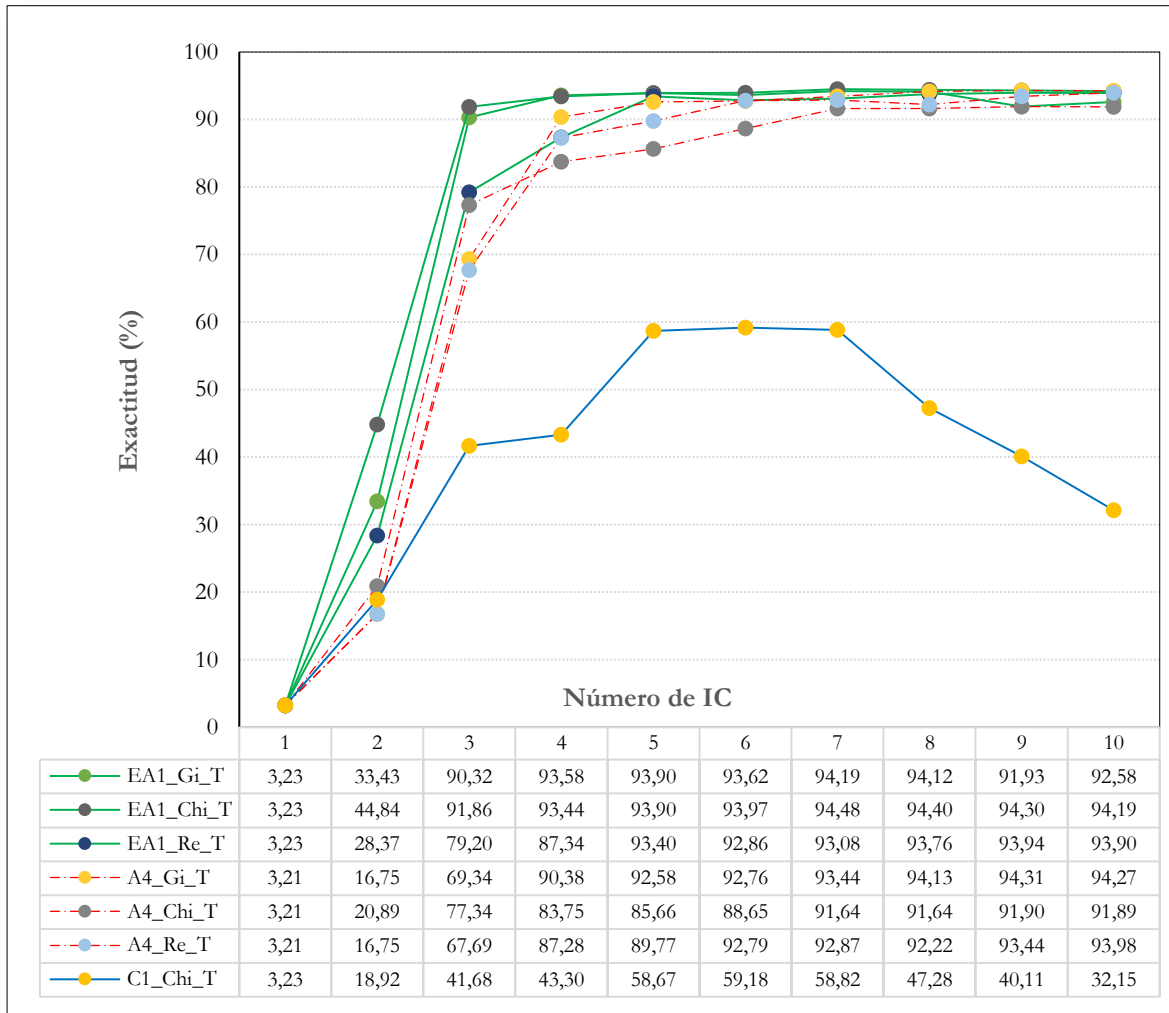


Figura 33: Exactitud de clasificación de los IC en el dominio del tiempo para los sensores A4, EA1, y C1 para 31 condiciones

En la Tabla 61 se presenta el número de veces que se repiten los IC ranqueados por los tres métodos para la señal del sensor A4, en donde la media se repiten tres veces y pertenecen al campo de DF, también se repiten tres veces cruce por cero, indicadores de forma de onda, longitud fractal máxima y verosimilitud negativa logarítmica de Weibull que pertenecen al campo de EMG.

Tabla 61: Repeticiones de los IC para la señal del sensor A4 en el dominio del tiempo para 31 condiciones

IC	Repeticiones	Campo	IC	Repeticiones	Campo
Media	3	DF	Indicadores de pulso	1	EMG
Cruce por cero	3	EMG	CPT4	1	DF
Indicadores de forma de onda	3	EMG	Diferencia absoluta del valor de varianza	1	EMG
Longitud fractal máxima	3	EMG	Relación Log-Log	1	DF
Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	3	EMG	Relación desviación-media	1	DF
Cambio de signo de pendiente	2	EMG	Valor de verosimilitud negativo normal normalizado	1	DF
Límite superior de histograma	2	DF	Asimetría	1	DF
CPT6	2	DF	Entropía de umbral	1	DF
Porcentaje de Myopulso	1	EMG			

En la Tabla 62 se presenta el número de veces que se repiten los IC ranqueados por los tres métodos para la señal del sensor EA1, en donde factor de forma, relación log-log, factor de impulso de desviación estándar, sexto momento estadístico, operador de energía y relación desviación-media se repiten tres veces, y pertenecen al campo de DF, también se repite tres veces los IC cambio de signo de pendiente e indicadores de pulso que pertenece al campo de EMG.

Tabla 62: Repeticiones de los IC para la señal del sensor EA1 en el dominio del tiempo para 31 condiciones

IC	Repeticiones	Campo	IC	Repeticiones	Campo
Factor de forma	3	DF	Relación desviación-media	3	DF
Relación Log-Log	3	DF	Quinto momento estadístico	2	DF
Cambio de signo de pendiente	3	EMG	Porcentaje de Myopulso	1	EMG
Factor de impulso de desviación estándar	3	DF	Diferencia absoluta del valor de varianza	1	EMG
Sexto momento estadístico	3	DF	Curtosis	1	DF
Operador de energía	3	DF	Asimetría	1	DF
Indicadores de pulso	3	EMG			

4.5.6.2.. Resultados del SD1 para la base de datos de 31 condiciones en el dominio de la frecuencia.

En el anexo E.2. se presenta el ranqueo de los IC y exactitud de clasificación usando las señales definidas en el dominio de la frecuencia. Los resultados provenientes de las señales medidas con los sensores de vibración se presentan en la Tabla E2.1, emisión acústica Tabla E2.2, y corriente Tabla E2.3. A partir de estas tablas se extrae la Tabla 63 en donde, de las cuatro señales de vibración, los IC extraídos de las señales medidas con el sensor A1 alcanzan la máxima exactitud de 87,97 % de todos los sensores; de las señales de emisión acústica, los IC extraídos del sensor EA2 producen una exactitud de 84,64 % siendo mayor que la exactitud obtenida con los IC extraídos del sensor EA1; con los IC extraídos del sensor de corriente C1 se alcanza una exactitud máxima de 40,75 %.

Tabla 63: Resultados que superan el umbral de 94 % y la máxima exactitud de clasificación de cada sensor en el dominio de la frecuencia para 31 condiciones

Señal del sensor	Exactitud máxima de clasificación (%)
A1	87.97
A2	85.91
A3	86.09
A4	87.03
EA1	82.25
EA2	84.69
C1	40.75

En la Figura 35 se presenta la variación de la exactitud del clasificador kNN con el incremento de los IC mejor ranqueados extraídos de la señal de los sensores A1, EA2, y C1. En donde la señal del sensor EA1 hasta el sexto IC supera en exactitud a la señal de A2 para los IC ranqueados por los tres métodos, del noveno al décimo IC la señal del A4 supera en exactitud de EA1, mientras que la señal de C1 llega hasta un máximo de 40,75 % de exactitud por el método de Chi-cuadrado.

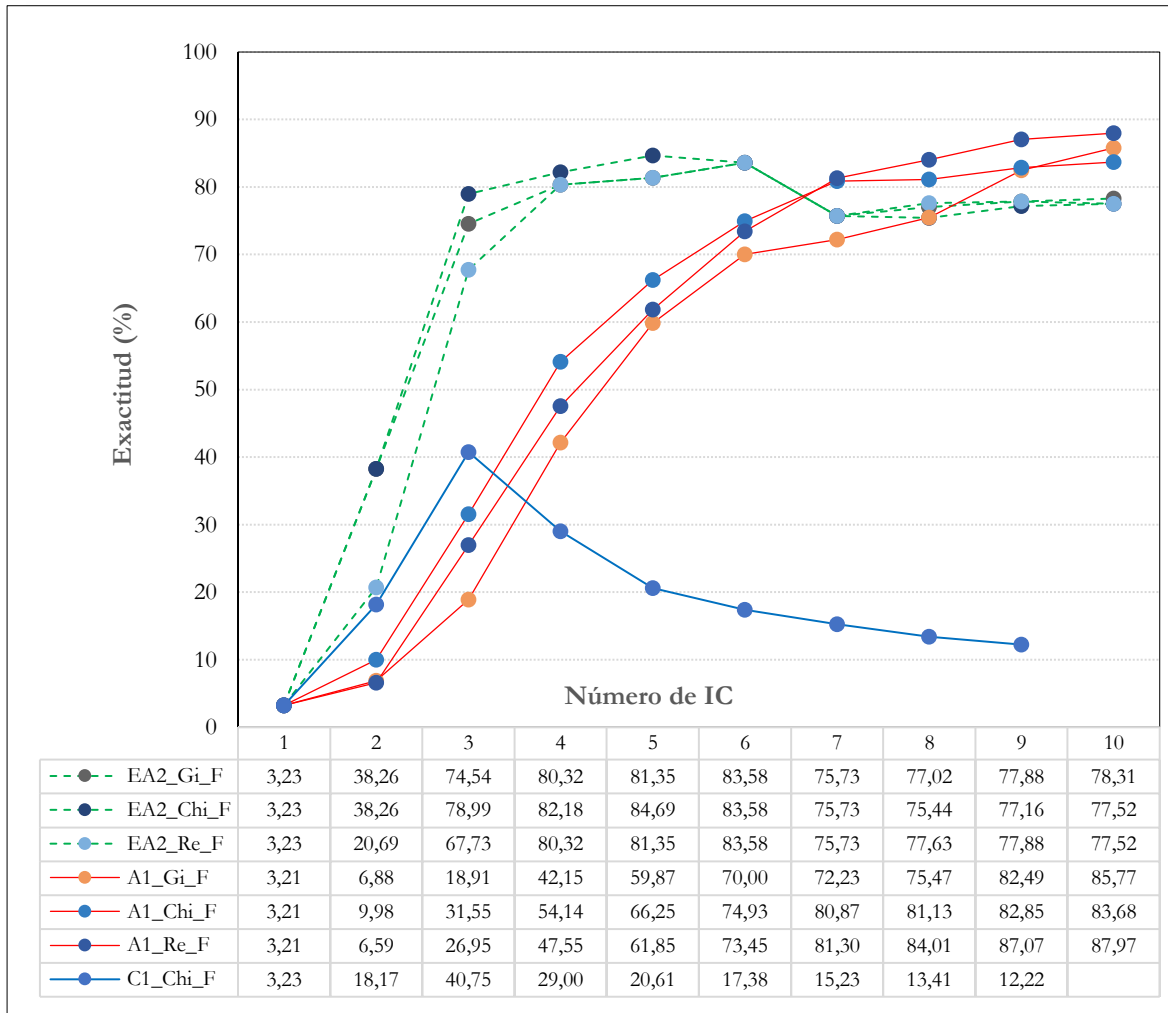


Figura 34: Exactitud de clasificación de los IC en el dominio de la frecuencia para los sensores A1, EA2, y C1 para 31 condiciones

4.5.6.3.. Resultados del SD1 para la base de datos de 31 condiciones en el dominio del tiempo y frecuencia.

En el anexo E.3. se presenta el ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo y de la frecuencia de las señales y sensores de vibración Tabla E3.1, emisión acústica Tabla E3.2 y corriente Tabla E3.3. A partir del anexo, se extrae la Tabla 64 que presenta los resultados que superan el umbral de 94 % y la máxima exactitud de clasificación de cada sensor. En donde de todos los sensores solo los IC extraídos del sensor EA1 supera una vez el umbral con un valor de 94,25 % de exactitud.

Los IC extraídos del sensor A4 presenta la máxima exactitud de 93,08 % de los sensores de vibración, mientras que los IC extraídos de las señales de corriente medida con el sensor C1 alcanzan la máxima exactitud de 62,28 %.

Tabla 64: Resultados que superan el umbral de 94 % y la máxima exactitud de clasificación fusionando el dominio de tiempo y de la frecuencia para 31 condiciones

Señal del sensor	Número de veces que supera el umbral	Exactitud máxima de clasificación (%)	Número de veces que supera el umbral por ReliefF	Número de veces que supera el umbral por Chi-cuadrado	Número de veces que supera el umbral por Ganancia de información
A1	0	92,43	0	0	0
A2	0	91,92	0	0	0
A3	0	90,69	0	0	0
A4	0	93,08	0	0	0
EA1	1	94,25	0	0	1
EA2	0	93,71	0	0	0
C1	0	68,28	0	0	0

En la Figura 35 se presenta la variación de la exactitud del clasificador kNN con el incremento de los IC mejor clasificados extraídos de la señal de los sensores A4, EA1 y C1, en donde se puede apreciar que para los IC clasificados por los métodos de ganancia de información y Chi-cuadrado tiene mayor exactitud, mientras que para la señal de A4 por el método de ranqueo de ReliefF se obtiene la mejor exactitud en la clasificación, también se puede apreciar que la señal de corriente C1 tiene una exactitud máxima de 68,28 % por el método de Chi-cuadrado.

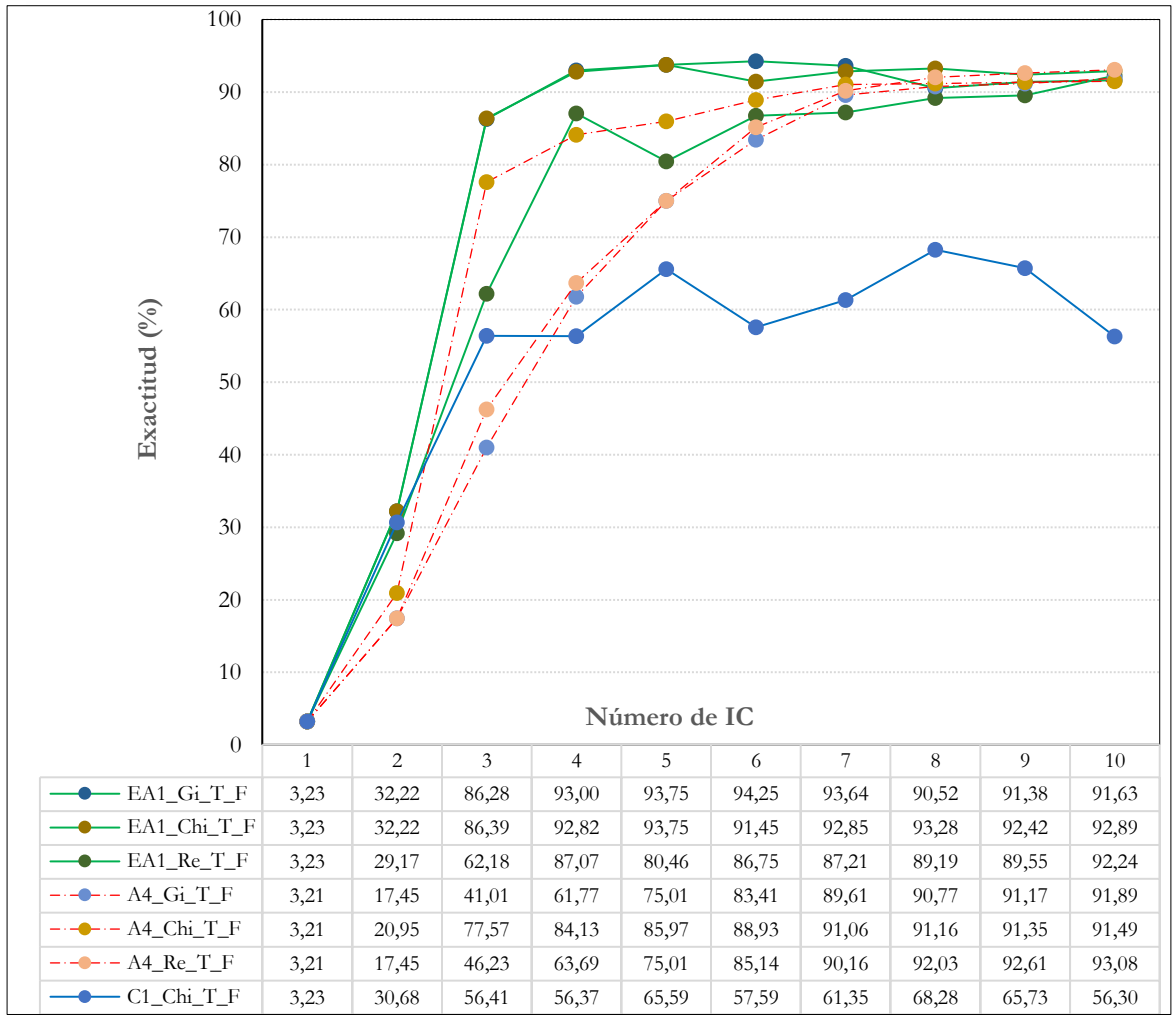


Figura 35: Exactitud de clasificación de los IC en el dominio de tiempo y de la frecuencia para los sensores A4, EA1, y C1 para 31 condiciones

En la Tabla 65 se presenta el número de veces que se repiten los IC clasificados por los tres métodos para la señal del sensor A4, los IC que se repiten tres y pertenecen al dominio del tiempo son: media que pertenecen al campo de DF, cruce por cero y longitud fractal máxima pertenece al campo EMG.

Tabla 65: Repeticiones de los IC para la señal del sensor A4 en el dominio del tiempo y de la frecuencia para 31 condiciones

IC	Repeticiones	Dominio	Campo	IC	Repeticiones	Dominio	Campo
Media	3	Tiempo	DF	Frecuencia máxima	1	Frecuencia	DF
Cruce por cero	3	Tiempo	EMG	CPT6	1	Tiempo	DF
Longitud fractal máxima	3	Tiempo	EMG	Diferencia absoluta del valor de varianza	1	Tiempo	EMG
Varianza de la frecuencia central	2	Frecuencia	DF	Relación Log-Log	1	Tiempo	DF
Esparción espectral	2	Frecuencia	Audio	Relación desviación-media	1	Tiempo	DF
CP5	2	Frecuencia	DF	Valor de verosimilitud negativo normal normalizado	1	Tiempo	DF
Indicadores de forma de onda	2	Tiempo	EMG	Centroide espectral	1	Frecuencia	Audio
Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	2	Tiempo	EMG	CP4	1	Frecuencia	DF
Cambio de signo de pendiente	1	Tiempo	EMG	Entropía espectral	1	Frecuencia	Audio
Relación de frecuencia	1	Frecuencia	DF				

En la Tabla 66 se presenta el número de veces que se repiten los IC ranqueados por los tres métodos para la señal del sensor EA1, los IC que se repiten tres veces y pertenecen al dominio del tiempo son: relación desviación-media, factor de impulso de desviación estándar que pertenecen al campo de DF, cambio de signo de pendiente, diferencia absoluta del valor de varianza que pertenece al campo EMG; los IC que se repiten tres veces en el dominio de la frecuencia son: primer momento espectral del campo de DF y entropía espectral que pertenece al campo de audio.

Tabla 66: Repeticiones de los IC para la señal del sensor EA1 en el dominio del tiempo y de la frecuencia para 31 condiciones

IC	Repeticiones	Dominio	Campo	IC	Repeticiones	Dominio	Campo
Cambio de signo de pendiente	3	Tiempo	EMG	Cuarto momento espectral	2	Frecuencia	DF
Diferencia absoluta del valor de varianza	3	Tiempo	EMG	Operador de energía	2	Tiempo	DF
Relación desviación-media	3	Tiempo	DF	Cambio de amplitud promedio	2	Tiempo	EMG
Factor de impulso de desviación estándar	3	Tiempo	DF	Momento normalizado	1	Tiempo	DF
Primer momento espectral	3	Frecuencia	DF	CP4	1	Frecuencia	DF
Entropía espectral	3	Frecuencia	Audio	CP3	1	Frecuencia	DF
Curtosis	2	Tiempo	DF	Varianza de la frecuencia central	1	Frecuencia	DF

4.6.. SISTEMA DE DIAGNÓSTICO DOS (SD2)

En el SD2 se implementó un proceso metodológico para el diagnóstico de fallos en cajas de engranajes mediante el enfoque de fusión de datos a nivel de indicadores. Para la evaluación del proceso metodológico propuesto se utilizaron cinco bases de datos adquiridas y explicadas en el capítulo de experimentación.

En la Figura 36, se presenta proceso metodológico que se emplea el SD2, el proceso consta de siete etapas que se describen a continuación.

- Etapa uno: se adquiere y almacenan las señales de monitoreo de la condición. Esta etapa se explicó en la sección 4.2.; para evaluar el SD2 se emplearon las cinco bases de datos y los siete subconjuntos de cada base de datos por tipo de señal y sensor presentados en la Tabla 28.
- Etapa dos: extracción de indicadores, se presentó en la sección 4.3., se realiza la extracción de 64 indicadores en el dominio del tiempo, y 24 indicadores en el dominio de la frecuencia de cada una de las bases de datos por tipo de señal y sensor; en la Tabla 29 se presenta los subconjuntos de indicadores en el dominio del tiempo (W_t), y en la Tabla 30 los subconjuntos de indicadores en el dominio de la frecuencia (W_f).
- Etapa tres: fusión de indicadores, a partir de los subconjuntos de indicadores obtenidos en la Etapa dos, por tipo de señal y sensor se procede normalizar entre cero y uno a cada uno de los valores de los datos en cada subconjunto, luego se fusionan los indicadores de tres maneras: la primera, se agrupa los indicadores en el dominio del tiempo de las tres señales, formando el vector de indicadores fusionado en el dominio del tiempo (X_t); la segunda fusión, se agrupa los indicadores en el dominio de la frecuencia de las tres señales, formando el vector de indicadores fusionados en el dominio de la frecuencia (X_f); y la tercera fusión, se agrupa los indicadores del dominio del tiempo (X_t) y de la frecuencia (X_f) de las tres señales en un solo vector (X), formando el vector de indicadores fusionados en el dominio del tiempo y de la frecuencia; con lo cual se obtiene tres vectores fusionados X_t , X_f , y X .
- Etapa cuatro: selección de indicadores, a cada uno de los vectores fusionados: X_t , X_f y X , se le aplica un análisis de correlación lineal sobre el 95 % entre los indicadores agrupados, para eliminar los atributos redundantes y posteriormente se aplican los tres métodos diferentes de ranqueo a los indicadores remanentes: algoritmo de

ReliefF, Chi-cuadrado, y ganancia de información. Y se obtienen tres vectores de indicadores fusionados ranqueados por cada uno de los vectores fusionados.

- Etapa cinco: selección de Z indicadores, a partir de los tres vectores de indicadores fusionados ranqueados en la Etapa cuatro se seleccionan los Z primeros indicadores de cada vector ranqueado.
- Etapa seis: cada vector fusionado y ranqueado con Z indicadores ingresa a los clasificadores kNN para clasificar los distintos fallos; el objetivo es llegar a una exactitud en la clasificación superior al 96 % con el menor número de Z indicadores. Donde kNN fue configurado con 3 vecinos más cercanos y la métrica de distancia fue cosine. Para el entrenamiento del clasificador se utilizó un criterio de k-folds, para dividir el conjunto de datos en subconjuntos de entrenamiento y prueba, se generó un total de 5-folds de los cuales cuatro se utilizaron para entrenar clasificador y uno para probar el modelo entrenado.
- Etapa siete: se obtienen los resultados de la exactitud de clasificación para cada uno de los vectores de indicadores fusionados ranqueados.

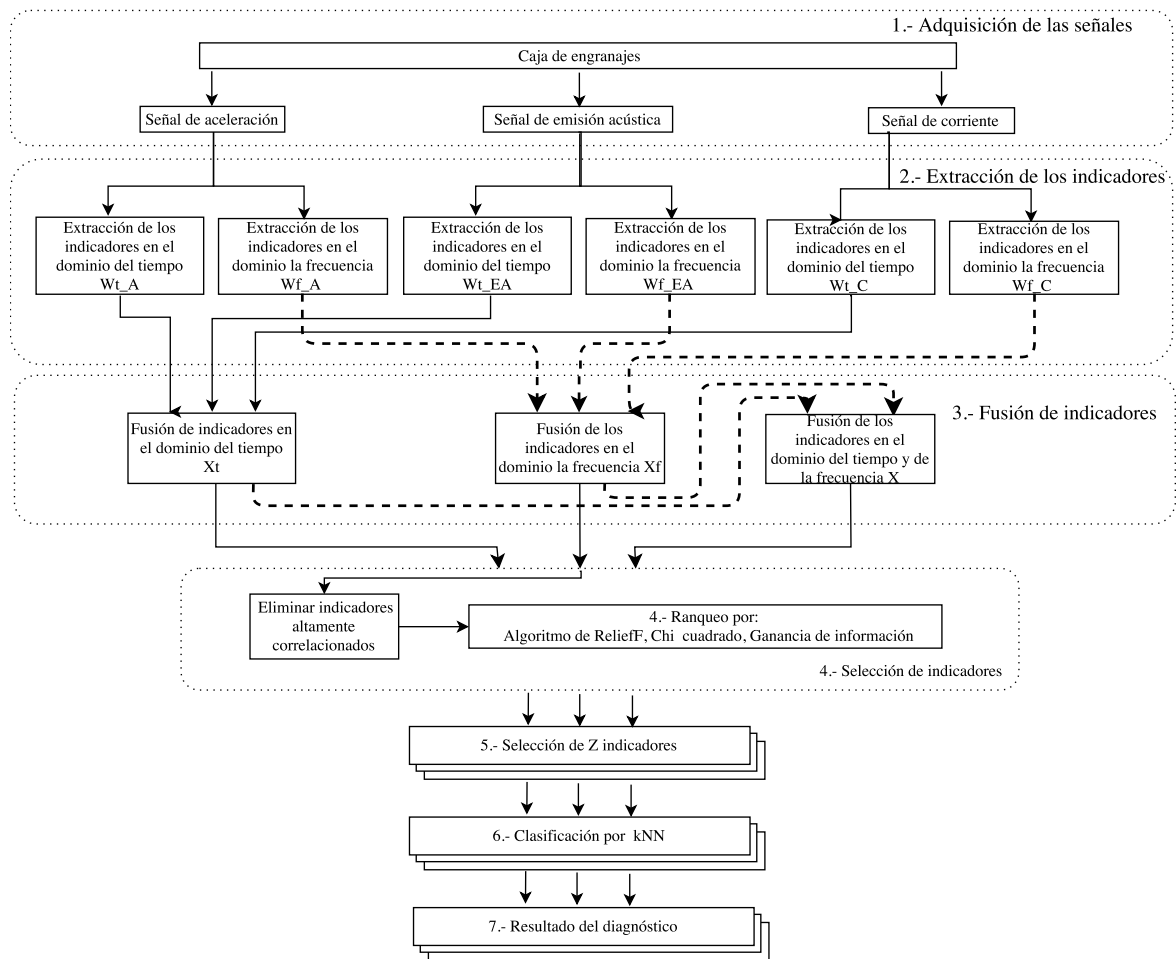


Figura 36: Esquema del sistema de diagnóstico de fallos para engranajes mediante el enfoque de fusión a nivel de indicadores

4.7.. RESULTADOS DEL SISTEMA DE DIAGNÓSTICO DOS

Las cinco bases de datos tienen siete señales; cuatro señales de vibración (A1, A2, A3, y A4), dos de emisión acústica (EA1, EA2) y una señal de corriente (C1). El objetivo de SD2 mediante el enfoque de fusión de datos de las señales vibración, emisión acústica y corriente a nivel de indicadores es determinar que señal, sensor, e indicador de condición permite obtener la mayor exactitud en la clasificación de fallos.

Para evaluar el SD2 se presentan los resultados que superan el umbral de 96 % de exactitud en la clasificación por cada sensor, método de ranqueo, y la máxima exactitud de cada uno. Se toma el umbral del 96 % como referencia debido a que es una exactitud exigente en un sistema de diagnóstico para el caso de los fallos de severidad de fallos en engranajes. Para la base de datos de 31 condiciones, el umbral de exactitud en la clasificación es de 94 %. Par realizar los respectivos análisis.

4.7.1.. Resultados del SD2 para la base de datos del fallo de rotura

En el anexo F. se presenta ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para los vectores de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio del tiempo (Fus_T), vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio de la frecuencia (Fus_F), y vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio del tiempo y la de frecuencia (Fus_T_F) de donde se extrae la Tabla 67 y la Figura 37. En la tabla se presentan los resultados que superen el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasificación de cada señal y sensor por los diferentes métodos de ranqueo. De los tres vectores fusionados y ranqueados, los IC extraídos del vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio del tiempo supera 20 veces el umbral y tiene la exactitud máxima de 99,75 % que es la mayor de los tres vectores. Para los IC extraídos del vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio de la frecuencia supera diez veces el umbral de exactitud y llega a una exactitud máxima de 98,76 % que es la menor exactitud de los tres vectores, mientras que los IC extraídos del vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio del tiempo y de la frecuencia supera 19 veces el umbral de exactitud.

Tabla 67: Resultados del SD2 que superan el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasificación para los vectores fusionados ranqueados del fallo de rotura

Indicadores fusionados	Número de veces que supera el umbral	Exactitud máxima de clasificación (%)	Número de veces que supera el umbral por ReliefF	Número de veces que supera el umbral por Chi-cuadrado	Número de veces que supera el umbral por Ganancia de información
Vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio del tiempo	20	99,75	6	7	7
Vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio de la frecuencia	10	98,76	4	0	6
Vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio del tiempo y la frecuencia	19	99,67	5	7	7

En la Figura 37 se presenta la variación de la exactitud del clasificador kNN con el incremento de los IC mejor ranqueados de los vectores fusionados y ranqueados por el método de ReliefF (Re), ganancia de información (Gi) y Chi-cuadrado (Chi). En donde el vector de indicadores Fus_T alcanza con tres IC una exactitud del 95,87% por el método de ranqueo de Chi-cuadrado, además a partir de quinto IC se supera la exactitud del 98 % para los tres métodos de ranqueo; para el vector de indicadores Fus_T_F se supera la exactitud del 98 % a partir del sexto IC para los tres métodos de ranqueo; para el vector de indicadores Fus_F no se supera el 98 % por los métodos de ranqueo.

A partir de la Tabla F1 que presenta el Ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para la fusión de indicadores en el dominio del tiempo en la Tabla 68 se presenta el número de veces que se repiten los IC para los tres métodos de ranqueo a que sensor y campo pertenece cada IC. De los treinta IC, once IC son del sensor EA2, diez del sensor A4, cinco del sensor A3, y cuatro del sensor EA1. En donde el IC media se repiten seis veces, tres para el A3 y tres para A4 y pertenecen al campo de DF; el IC cruce por cero se repite cuatro veces dos para el sensor A3 y dos para A4, el cambio de signo de pendiente se repite tres veces para el sensor EA1 y una vez para EA2, estos dos IC pertenecen al campo de EMG; los IC factor de forma y relación Log-Log se repiten tres

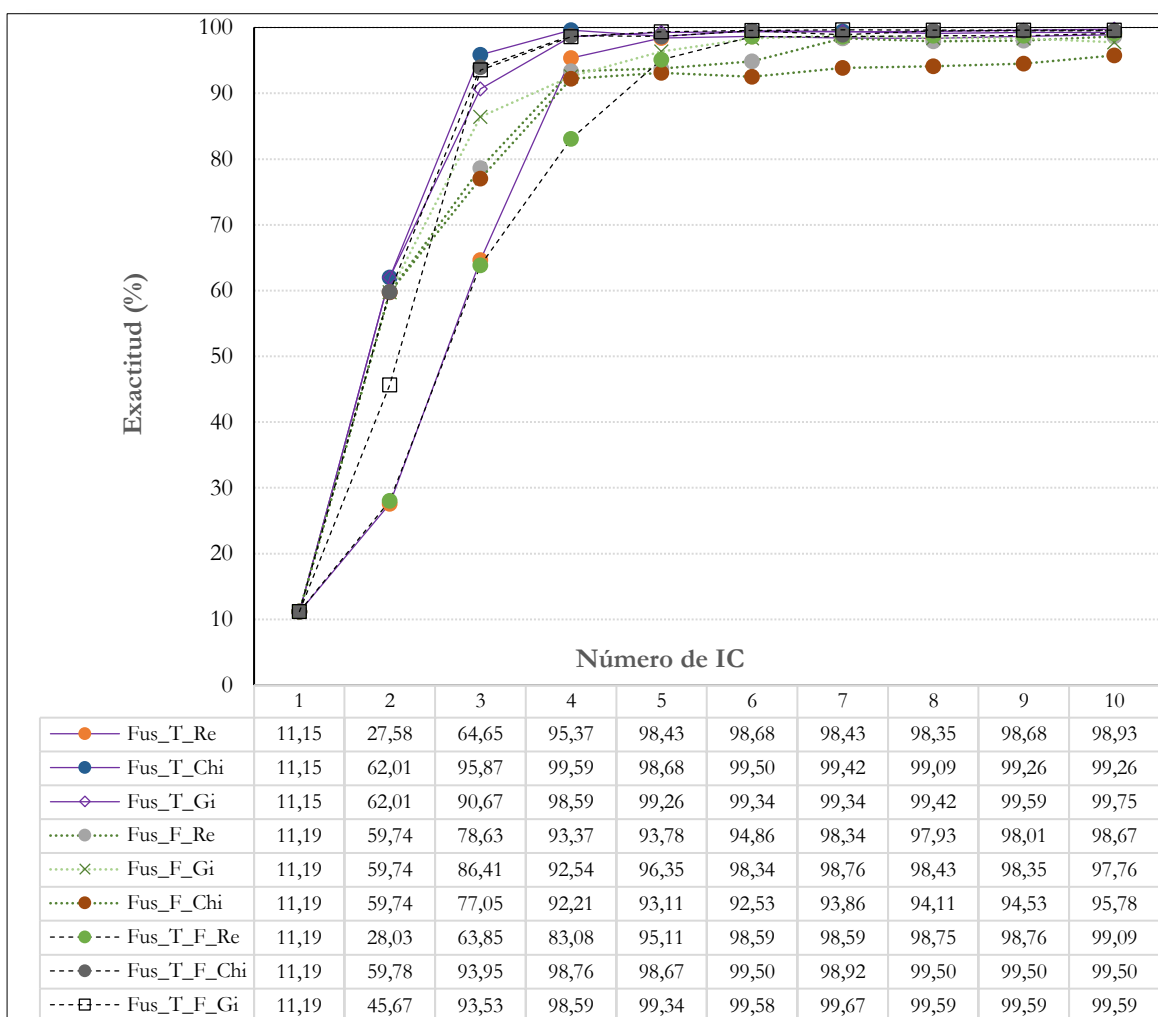


Figura 37: Exactitud de clasificación con los indicadores fusionados y rankeados para el fallo de rotura

veces cada uno para el sensor EA2 y pertenecen al campo del DF.

Tabla 68: Repeticiones de los IC para la base de datos del fallo de rotura con la fusión de indicadores en el dominio del tiempo

Indicador de condición	Repeticiones	Campo	A1	A2	A3	A4	EA1	EA2	C1
Media	6	DF	0	0	3	3	0	0	0
Cruce por cero	4	EMG	0	0	2	2	0	0	0
Cambio de signo de pendiente	4	EMG	0	0	0	0	3	1	0
Factor de forma	3	DF	0	0	0	0	0	3	0
Relación Log-Log	3	DF	0	0	0	0	0	3	0
Momento normalizado	2	DF	0	0	0	0	1	1	0
Factor de latitud	2	DF	0	0	0	2	0	0	0
Factor de impulso de desviación estándar	2	DF	0	0	0	0	0	2	0
Relación desviación-media	1	DF	0	0	0	0	0	1	0
Longitud fractal máxima	1	EMG	0	0	0	1	0	0	0
Diferencia valor absoluto de desviación estándar	1	EMG	0	0	0	1	0	0	0
Diferencia absoluta del valor de varianza	1	EMG	0	0	0	1	0	0	0
Total de IC por sensor			0	0	5	10	4	11	0

En la Tabla F2 se presenta el ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para la fusión de indicadores en el dominio de la frecuencia, en la Tabla 69 se expone el número de veces que se repiten los IC para los tres métodos de ranqueo a que sensor y campo pertenece cada IC. De los treinta IC, once pertenecen al sensor A4, ocho al sensor EA2 y A3, y tres al sensor EA1. En donde los IC que se repiten ocho veces es la media, tres para A3, y EA1, dos para EA2 y pertenecen al campo DF; el centroide espectral y CP5 se repiten cuatro veces respectivamente, dos para A3 y A4, el primero pertenece al campo del audio el segundo al campo del DF; entropía espectral y primer momento espectral se repiten tres veces cada uno en el sensor EA2, el primero pertenece al campo de audio y el segundo al campo del DF.

Tabla 69: Resultados del SD2 para la base de datos del fallo de rotura con la fusión de indicadores en el dominio de la frecuencia

Indicador de condición	Repeticiones	Campo	A1	A2	A3	A4	EA1	EA2	C1
CP4	8	DF	0	0	3	3	2	0	0
Centroide espectral	4	Audio	0	0	2	2	0	0	0
CP5	4	DF	0	0	2	2	0	0	0
Entropía espectral	3	Audio	0	0	0	0	0	3	0
Primer momento espectral	3	DF	0	0	0	0	0	3	0
Esparción espectral	2	Audio	0	0	0	2	0	0	0
Relación de frecuencia	2	DF	0	0	1	1	0	0	0
CP3	2	DF	0	0	0	0	1	1	0
Varianza de la frecuencia central	1	DF	0	0	0	0	0	1	0
Frecuencia máxima	1	DF	0	0	0	1	0	0	0
Total de IC por sensor			0	0	8	11	3	8	0

A partir de la Tabla F3 Ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para la fusión de indicadores en el dominio del tiempo y de la frecuencia en la Tabla 70 se presenta el número de veces que se repiten los IC para los tres métodos de ranqueo a que sensor, campo y dominio pertenece. De los treinta IC, diez pertenecen al sensor A4, nueve del sensor EA2, siete del sensor A3, y cuatro del sensor EA1. En donde los IC que se repiten seis veces es media tres veces para el A3 y tres para A4 y pertenecen al dominio del tiempo y al campo DF; el IC centroide espectral se repite cuatro veces dos para el A3 y A4, pertenece al dominio de la frecuencia al campo de audio; el IC entropía espectral se repite tres veces, pertenecen al dominio de la frecuencia, al campo de audio; los IC primer momento espectral y CP4 se repiten tres veces pertenecen al dominio de la frecuencia al campo DF.

Tabla 70: Resultados del SD2 para la base de datos del fallo de rotura on la fusión de indicadores en el dominio del tiempo y de la frecuencia

Indicador de condición	Repeticiones	Dominio	Campo	A1	A2	A3	A4	EA1	EA2	C1
Media	6	Tiempo	DF	0	0	3	3	0	0	0
Centroide espectral	4	Frecuencia	Audio	0	0	2	2	0	0	0
Entropía espectral	3	Frecuencia	Audio	0	0	0	0	0	3	0
Primer momento espectral	3	Frecuencia	DF	0	0	0	0	0	3	0
CP4	3	Frecuencia	DF	0	0	1	1	1	0	0
Momento normalizado	2	Tiempo	DF	0	0	0	0	1	1	0
Cambio de signo de pendiente	2	Tiempo	EMG	0	0	0	0	2	0	0
CP5	2	Frecuencia	DF	0	0	1	1	0	0	0
Factor de impulso de desviación estándar	1	Tiempo	DF	0	0	0	0	0	1	0
Relación desviación-media	1	Tiempo	DF	0	0	0	0	0	1	0
Longitud fractal máxima	1	Tiempo	EMG	0	0	0	1	0	0	0
Diferencia valor absoluto de desviación estándar	1	Tiempo	EMG	0	0	0	1	0	0	0
Diferencia absoluta del valor de varianza	1	Tiempo	EMG	0	0	0	1	0	0	0
Total de IC por sensor				0	0	7	10	4	9	0

4.7.2.. Resultados del SD2 para la base de datos del fallo de gripado

En el anexo G. se presenta ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para los IC extraídos de los vectores de indicadores Fus_T, Fus_F, y Fus_T_F de donde se extrae la Tabla 71 y la Figura 38. De los tres vectores fusionados y ranqueados, los IC extraídos del vector de indicadores Fus_T supera 20 veces el umbral y tiene la exactitud máxima de 99,59% que es la mayor de los tres vectores. Para los IC extraídos del vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio de la frecuencia supera ocho veces el umbral de exactitud y llega a una exactitud máxima de 98,16% que es la menor exactitud de los tres vectores, mientras que los IC extraídos del vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio del tiempo y de la frecuencia supera 20 veces el umbral de exactitud.

Tabla 71: Resultados del SD2 que superan el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasificación para los vectores fusionados ranqueados del fallo de gripado

Indicadores fusionados	Número de veces que supera el umbral	Exactitud máxima de clasificación (%)	Número de veces que supera el umbral por ReliefF	Número de veces que supera el umbral por Chi-cuadrado	Número de veces que supera el umbral por Ganancia de información
Vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio del tiempo	20	99,59	6	7	7
Vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio de la frecuencia	8	98,16	3	3	2
Vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio del tiempo y la frecuencia	20	99,4	6	7	7

En la Figura 38 se presenta como varía la exactitud de clasificación a medida que se va incrementando los IC de los vectores fusionados y ranqueados por el método de ReliefF, ganancia de información y Chi-cuadrado. En donde los IC extraídos del vector Fus_T alcanza con tres IC una exactitud del 95,87 % por el método de ranqueo de Chi-cuadrado, además a partir de quinto IC se supera la exactitud del 98 % para los tres métodos de ranqueo; para el vector Fus_T_F se supera la exactitud del 98 % a partir del sexto IC para los tres métodos de ranqueo; el vector Fus_F supera el 98 % de exactitud por el método de ranqueo de ReliefF para el décimo IC.

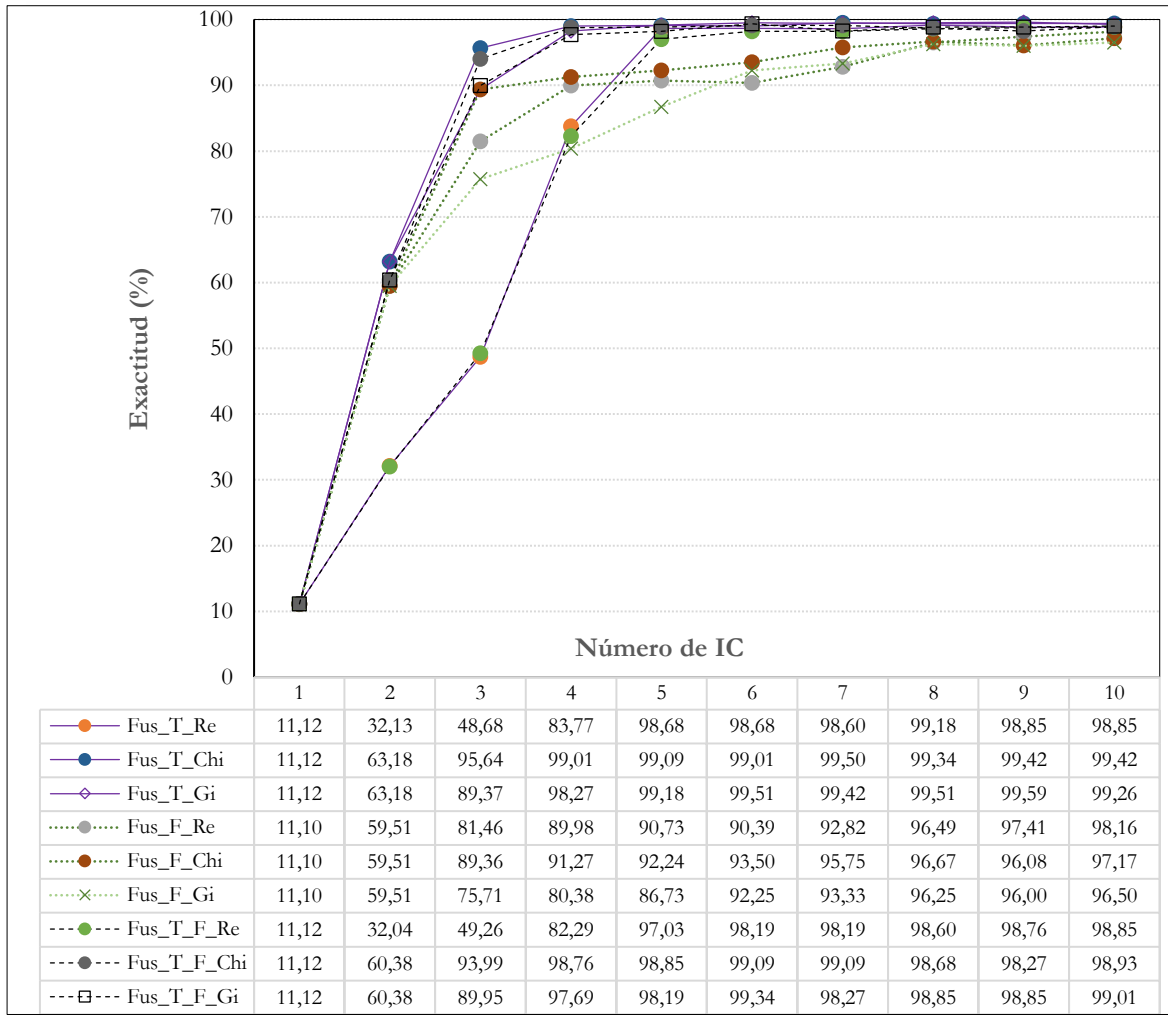


Figura 38: Exactitud de clasificación con los indicadores fusionados y ranqueados para el fallo de gripado

A partir de la Tabla G1 que presenta ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para la fusión de indicadores en el dominio del tiempo en la Tabla 72 se presenta el número de veces que se repiten los IC para los tres métodos de ranqueo a que sensor y campo pertenece. De los treinta IC, doce IC son del sensor EA2, ocho del sensor A4, seis del sensor A1, tres del sensor EA1, y uno del sensor A3. En donde el IC media se repiten ocho veces, cinco para el A4 y tres para A1 y pertenecen al campo de DF; el IC relación Log-Log se repite cuatro veces tres para el sensor EA2 y una para A4, el cambio de signo de pendiente se repite cuatro veces, dos para el sensor EA1 y dos para EA2, estos dos IC pertenecen al campo de EMG; el IC factor de forma se repite tres

veces para el sensor EA2 y pertenece al campo del DF.

Tabla 72: Repeticiones de los IC para la base de datos del fallo de gripado con la fusión de indicadores en el dominio del tiempo

Indicador de condición	Repeticiones	Campo	A1	A2	A3	A4	EA1	EA2	C1
Media	8	DF	3	0	0	5	0	0	0
Relación Log-Log	4	EMG	0	0	0	1	0	3	0
Cambio de signo de pendiente	4	EMG	0	0	0	0	2	2	0
Factor de forma	3	DF	0	0	0	0	0	3	0
Momento normalizado	2	DF	0	0	0	0	1	1	0
Factor de impulso de desviación estándar	2	DF	0	0	0	0	0	2	0
Relación desviación-media	2	DF	1	0	0	0	0	1	0
Cruce por cero	2	DF	0	0	1	1	0	0	0
Asimetría	1	DF	0	0	0	1	0	0	0
Valor de verosimilitud negativo normal normalizado	1	EMG	1	0	0	0	0	0	0
Indicadores de forma de onda	1	EMG	1	0	0	0	0	0	0
Total de IC por sensor			6	0	1	8	3	12	0

A partir de la Tabla G2 que se presenta el ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para la fusión de indicadores en el dominio de la frecuencia en la Tabla 73 se presenta el número de veces que se repiten los IC para los tres métodos de ranqueo a que sensor y campo pertenece. De los treinta IC, diez pertenecen al sensor EA2, nueve al sensor A4, siete al sensor A3, dos al sensor A1, uno para EA1 y C1. En donde el IC que se repite siete veces es CP5, tres para A3, y A4, una vez para el sensor A1 y pertenecen al campo DF; varianza de la frecuencia central se repite cuatro veces, dos para sensor EA2 y una vez tanto para A1 y A4 el IC pertenece al campo de audio.

Tabla 73: Resultados del SD2 para la base de datos del fallo de gripado con la fusión de indicadores en el dominio de la frecuencia

Indicador de condición	Repeticiones	Campo	A1	A2	A3	A4	EA1	EA2	C1
CP5	7	DF	1	0	3	3	0	0	0
Varianza de la frecuencia central	4	Audio	1	0	0	1	0	2	0
Primer momento espectral	3	DF	0	0	0	0	0	3	0
Entropía espectral	3	Audio	0	0	0	0	0	3	0
Esparción espectral	3	DF	0	0	0	3	0	0	0
Centroide espectral	3	Audio	0	0	3	0	0	0	0
Frecuencia máxima	3	DF	0	0	1	1	0	0	1
CP3	3	DF	0	0	0	0	1	2	0
Varianza de frecuencia	1	DF	0	0	0	1	0	0	0
Total de IC por sensor			2	0	7	9	1	10	1

A partir de la Tabla G3 se da a conocer el ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para la fusión de indicadores en el dominio del tiempo y de la frecuencia, en la Tabla 74 se presenta el número de veces que se repiten los IC para los tres métodos de ranqueo a que sensor, campo y dominio pertenece. De los treinta IC, doce son del sensor EA2, siete del sensor A4, cinco del sensor A1, cuatro del sensor EA1, además de los treinta IC, dieciocho pertenecen al dominio del tiempo y doce al dominio de la frecuencia. En donde el IC que se repite seis veces es media, cuatro veces para el A4 y dos para A1 y pertenecen al dominio del tiempo y al campo DF; el IC cambio de signo de pendiente se repite cuatro veces, dos para el sensor EA1 y EA2, y pertenece al dominio del tiempo al campo EMG.

Tabla 74: Resultados del SD2 para la base de datos del fallo de gripado con la fusión de indicadores en el dominio del tiempo y de la frecuencia

Indicador de condición	Repeticiones	Dominio	Campo	A1	A2	A3	A4	EA1	EA2	C1
Media	6	Tiempo	DF	2	0	0	4	0	0	0
Cambio de signo de pendiente	4	Tiempo	EMG	0	0	0	0	2	2	0
Primer momento espectral	3	Frecuencia	DF	0	0	0	0	0	3	0
Entropía espectral	3	Frecuencia	Audio	0	0	0	0	0	3	0
CP5	3	Frecuencia	DF	0	0	2	1	0	0	0
Momento normalizado	2	Tiempo	DF	0	0	0	0	1	1	0
Relación desviación-media	2	Tiempo	DF	1	0	0	0	0	1	0
CP4	2	Frecuencia	DF	0	0	0	0	1	1	0
Factor de impulso de desviación estándar	1	Tiempo	DF	0	0	0	0	0	1	0
K-ésimo momento central	1	Tiempo	DF	0	0	0	1	0	0	0
Valor de verosimilitud negativo normal normalizado	1	Tiempo	DF	1	0	0	0	0	0	0
Indicadores de forma de onda	1	Tiempo	EMG	1	0	0	0	0	0	0
Esparción espectral	1	Frecuencia	Audio	0	0	0	1	0	0	0
Total de IC por sensor				5	0	2	7	4	12	0

4.7.3.. Resultados del SD2 para la base de datos del fallo de picadura

En el anexo H. se presenta el ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para los vectores de indicadores Fus_T, Fus_F, Fus_T_F de donde se extrae la Tabla 75 y la Figura 39. De los tres vectores fusionados y ranqueados, los IC extraídos del vector Fus_T supera 20 veces el umbral y tiene la exactitud máxima de 100 % que es la mayor de los tres vectores. Para los IC extraídos del vector Fus_F supera doce veces el umbral de exactitud y llega a una exactitud máxima de 98,91 % que es la menor exactitud de los tres vectores, mientras que los IC extraídos del vector Fus_T_F supera 23 veces el umbral de exactitud.

Tabla 75: Resultados del SD2 que superan el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasificación para los vectores fusionados ranqueados del fallo de picadura

Indicadores fusionados	Número de veces que supera el umbral	Exactitud máxima de clasificación (%)	Número de veces que supera el umbral por ReliefF	Número de veces que supera el umbral por Chi-cuadrado	Número de veces que supera el umbral por Ganancia de información
Vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio del tiempo	20	100,00	6	7	7
Vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio de la frecuencia	12	98,91	5	4	3
Vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio del tiempo y la frecuencia	23	99,75	7	8	8

En la Figura 39 se presenta como varía la exactitud de clasificación a medida que se va incrementando los IC de los vectores fusionados y ranqueados por Re, Gi y Chi. En donde el vector de indicadores Fus_T alcanza con cuatro IC una exactitud del 100 % por el método de ranqueo de Chi-cuadrado, además a partir de quinto IC se supera la exactitud del 99 % para los tres métodos de ranqueo; para el vector de indicadores Fus_T_F se supera la exactitud del 99 % a partir del séptimo IC para los tres métodos de ranqueo; para el vector de indicadores Fus_F no se supera el 99 % de exactitud por los métodos de ranqueo.

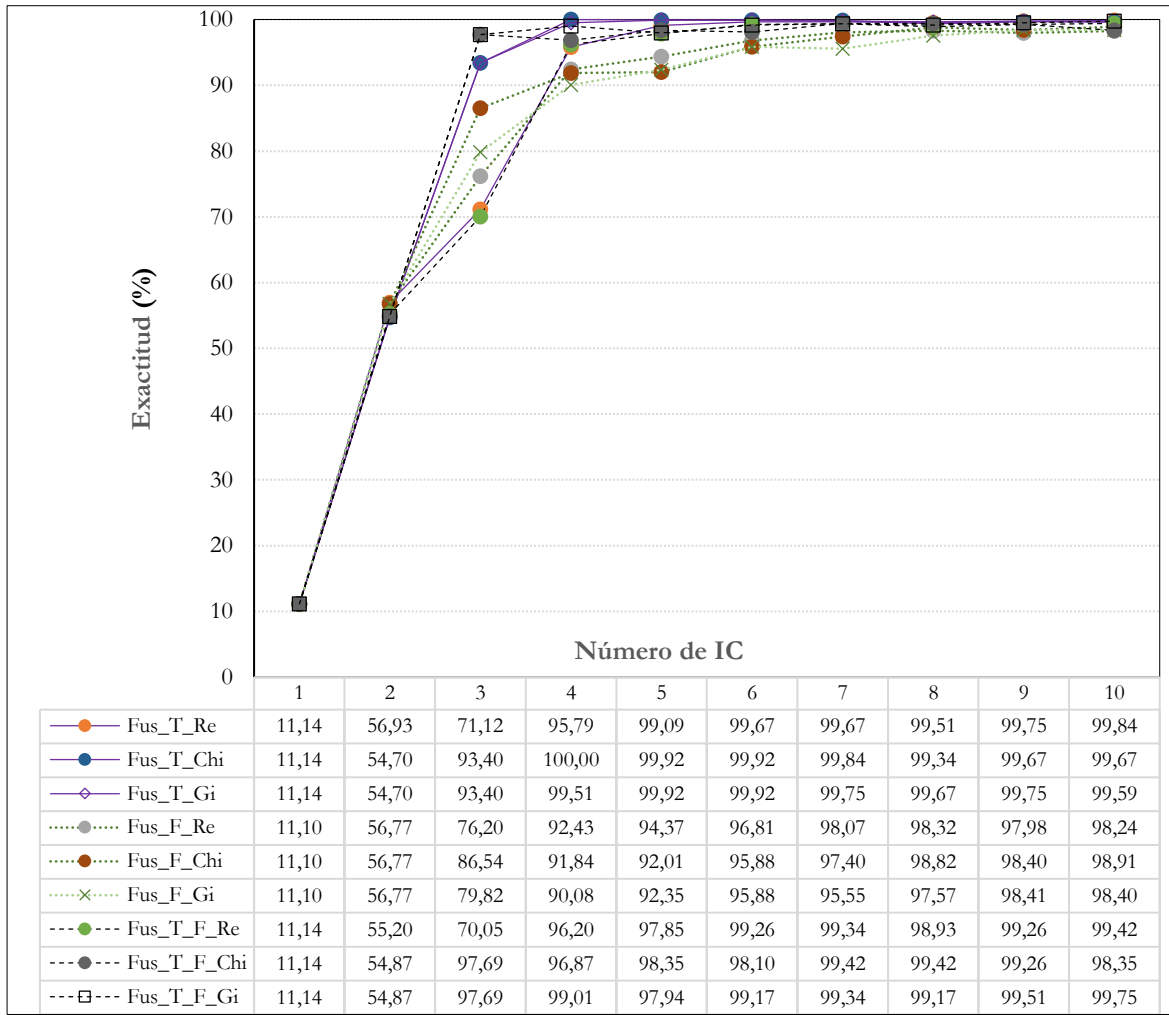


Figura 39: Exactitud de clasificación con los indicadores fusionados y ranqueados para el fallo de picadura

A partir de la Tabla H1 que presenta el ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para la fusión de indicadores en el dominio del tiempo, en la Tabla 76 se presenta el número de veces que se repiten los IC para los tres métodos de ranqueo a que sensor y campo pertenece. De los treinta IC, veintiuno son del sensor EA2, cuatro del sensor C1, dos de A1 y uno para A3, A4 y EA1. En donde el IC factor de forma se repiten seis veces, tres para el EA1 y tres para C1 y pertenecen al campo de DF; los IC Relación Log-Log y Factor de impulso de Desviación estándar se repiten tres veces tanto para el sensor EA2, estos dos IC pertenecen al campo de EMG; el IC relación desviación-media se repite tres veces y pertenecen al campo del DF.

Tabla 76: Repeticiones de los IC para la base de datos del fallo de picadura con la fusión de indicadores en el dominio del tiempo

Indicador de condición	Repeticiones	Campo	A1	A2	A3	A4	EA1	EA2	C1
Factor de forma	6	DF	0	0	0	0	0	3	3
Relación Log-Log	3	EMG	0	0	0	0	0	3	0
Factor de impulso de desviación estándar	3	EMG	0	0	0	0	0	3	0
Relación desviación-media	3	DF	1	0	0	0	0	2	0
Momento normalizado	2	DF	0	0	0	0	1	1	0
Media	2	DF	1	0	0	1	0	0	0
Sexto momento estadístico	2	DF	0	0	0	0	0	2	0
CPT6	2	DF	0	0	0	0	0	2	0
Cambio de amplitud promedio	2	DF	0	0	0	0	0	2	0
Curtosis	2	EMG	0	0	0	0	0	2	0
Asimetría	1	EMG	0	0	1	0	0	0	0
Diferencia absoluta del valor de varianza	1	EMG	0	0	0	0	0	1	0
Factor de impulso	1		0	0	0	0	0	0	1
Total de IC por sensor			2	0	1	1	1	21	4

A partir de la Tabla H2 que se presenta el ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para la fusión de indicadores en el dominio de la frecuencia, en la Tabla 77 se presenta el número de veces que se repiten los IC para los tres métodos de ranqueo a que sensor y campo pertenece. De los treinta IC, diez pertenecen al sensor A4, nueve al sensor EA2 y cinco al sensor A3, además de los treinta IC diecinueve pertenecen al campo de DF y once al campo de audio. El IC entropía espectral se repite seis veces; tres para el sensor EA2 y tres para el sensor de corriente C1, el indicador pertenece al campo de DF. Se repite cuatro veces los IC varianza de la frecuencia central y CP4 que pertenece al campo de DF, también se repite cuatro veces CP5 que pertenece al campo de DF.

Tabla 77: Resultados del SD2 para la base de datos del fallo de picadura con la fusión de indicadores en el dominio de la frecuencia

Indicador de condición	Repeticiones	Campo	A1	A2	A3	A4	EA1	EA2	C1
Entropía espectral	6	DF	0	0	0	0	0	3	3
Varianza de la frecuencia central	4	Audio	0	0	0	1	0	3	0
CP5	4	DF	0	0	1	3	0	0	0
CP4	4	Audio	0	0	2	2	0	0	0
Primer momento espectral	3	DF	0	0	0	0	0	3	0
Asimetría de frecuencia	3	Audio	1	0	1	1	0	0	0
Esparción espectral	3	DF	0	0	0	3	0	0	0
CP3	2	DF	0	0	0	0	2	0	0
Frecuencia mediana	1	DF	0	0	1	0	0	0	0
Total de IC por sensor			1	0	5	10	2	9	3

A partir de la Tabla H3 que presenta el ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para la fusión de indicadores en el dominio del tiempo y de la frecuencia, en la Tabla 78 se presenta el número de veces que se repiten los IC para los tres métodos de ranqueo a que sensor, campo y dominio pertenece. De los treinta IC, diecisiete pertenecen al dominio del tiempo trece pertenecen al dominio de la frecuencia, con respecto a la pertenencia del campo, veinte IC pertenecen al campo de DF, siete al campo de audio y tres al campo de EMG, los IC provienen principalmente del sensor de EA2 con diecinueve IC, y cinco del sensor C1. El IC que más veces se repite es entropía espectral con cinco, veces tres para el sensor EA2 y dos para el sensor C1 y pertenece al dominio de la frecuencia y al campo de audio.

Tabla 78: Resultados del SD2 para la base de datos del fallo de picadura con la fusión de indicadores en el dominio del tiempo y de la frecuencia

Indicador de condición	Repeticiones	Dominio	Campo	A1	A2	A3	A4	EA1	EA2	C1
Entropía espectral	5	Frecuencia	Audio	0	0	0	0	0	3	2
Primer momento espectral	3	Frecuencia	DF	0	0	0	0	0	3	0
Factor de forma	3	Tiempo	DF	0	0	0	0	0	0	3
Factor de impulso de desviación estándar	3	Tiempo	DF	0	0	0	0	0	3	0
Esparción espectral	2	Frecuencia	Audio	0	0	0	2	0	0	0
Relación desviación-media	2	Tiempo	DF	0	0	0	0	0	2	0
CPT6	2	Tiempo	DF	0	0	0	0	0	2	0
Cambio de amplitud promedio	2	Tiempo	EMG	0	0	0	0	0	2	0
Momento normalizado	2	Tiempo	DF	0	0	0	0	1	1	0
CP3	2	Frecuencia	DF	0	0	0	0	1	1	0
Media	1	Tiempo	DF	1	0	0	0	0	0	0
Asimetría	1	Tiempo	DF	0	0	1	0	0	0	0
Diferencia absoluta del valor de varianza	1	Tiempo	EMG	0	0	0	0	0	1	0
Varianza de la frecuencia central	1	Frecuencia	DF	0	0	0	0	0	1	0
Total de IC por sensor				1	0	1	2	2	19	5

4.7.4.. Resultados del SD2 para la base de datos del fallo de agrietamiento

En el anexo I. se presenta ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para los vectores de indicadores Fus_T, Fus_F, y Fus_T_F de donde se extrae la Tabla 79 y la Figura 40. De los tres vectores fusionados y ranqueados, los IC extraídos del vector Fus_T supera 21 veces el umbral y tiene la exactitud máxima de 99,84 % que es la mayor de los tres vectores. Para los IC extraídos del vector Fus_F supera trece veces el umbral de exactitud y llega a una exactitud máxima de 98,74 % que es la menor exactitud de los tres vectores, mientras que los IC extraídos del vector Fus_T_F supera 23 veces el umbral y llega a una exactitud máxima de 99,92 %.

Tabla 79: Resultados del SD2 que superan el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasificación para los vectores fusionados ranqueados para el fallo de agrietamiento

Indicadores fusionados	Número de veces que supera el umbral	Exactitud máxima de clasificación (%)	Número de veces que supera el umbral por ReliefF	Número de veces que supera el umbral por Chi-cuadrado	Número de veces que supera el umbral por Ganancia de información
Vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio del tiempo	21	99,84	7	7	7
Vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio de la frecuencia	13	98,74	5	2	6
Vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio del tiempo y la frecuencia	23	99,92	7	8	8

En la Figura 40 se presenta como varía la exactitud de clasificación a medida que se va incrementando los IC de los vectores fusionados y ranqueados por el método de ReliefF, ganancia de información y Chi-cuadrado. En donde el vector de indicadores Fus_T alcanza con tres IC una exactitud del 95,46 % por el método de ranqueo de Chi-cuadrado, además a partir de quinto IC se supera la exactitud del 98 % para los tres métodos de ranqueo; para los vectores indicadores Fus_F y Fus_T_F a partir del tercer IC por el método de ranqueo de Chi-cuadrado y ganancia de información se obtiene una exactitud superior al 97 %.

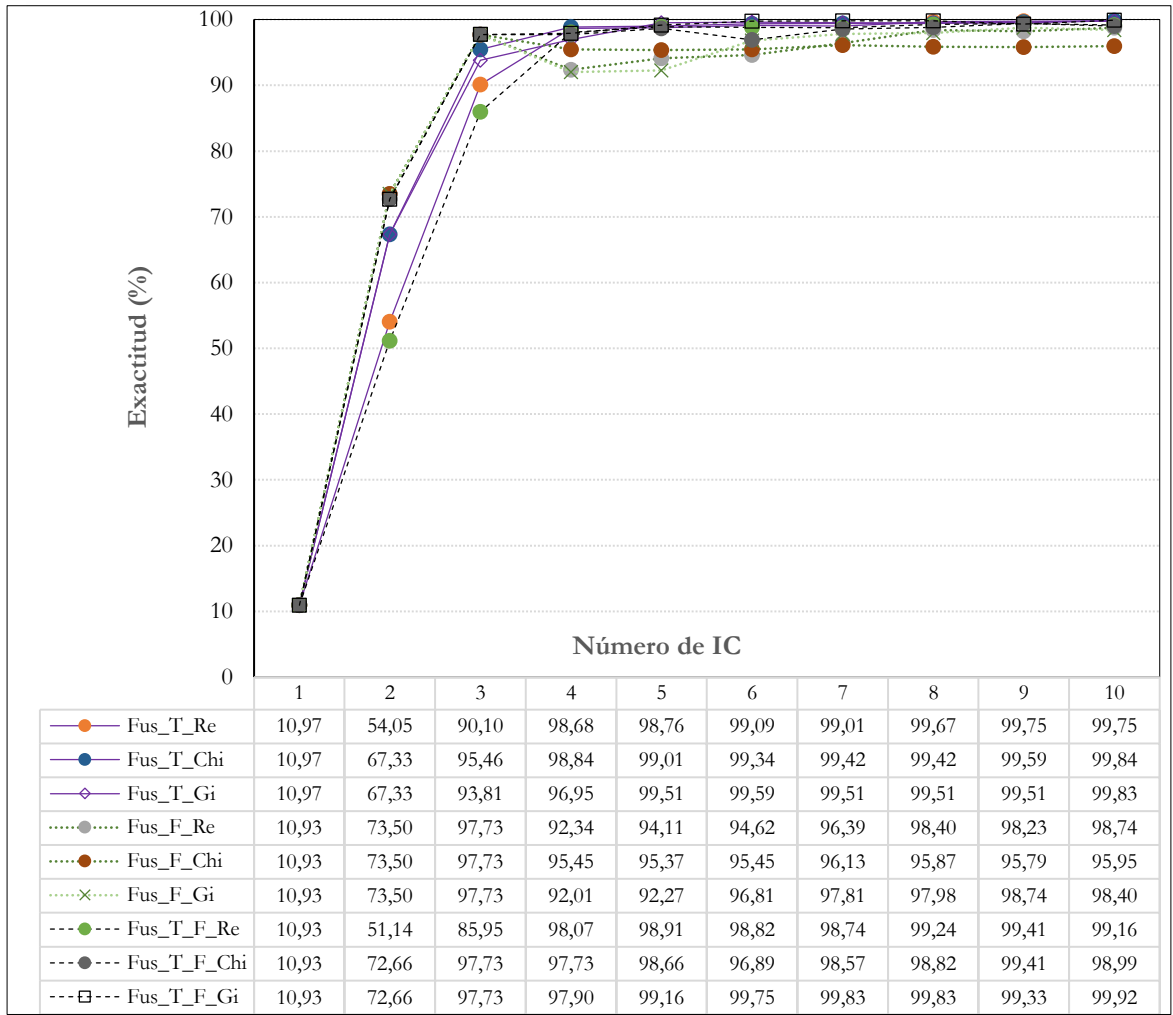


Figura 40: Exactitud de clasificación con los indicadores fusionados y ranqueados para el fallo de agrietamiento

A partir de la Tabla I1, que presenta el ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para la fusión de indicadores en el dominio del tiempo en la Tabla 80 se presenta el número de veces que se repiten los IC para los tres métodos de ranqueo a que sensor y campo pertenece. De los treinta IC, veinte pertenecen al campo de DF, diez al campo de EMG; de los treinta IC los sensores que más aportan son quince de sensor EA2, y ocho del sensor EA1. En donde el IC media se repiten seis veces, tres para el sensor EA1 y tres para EA2. Se repite cuatro veces los IC factor de forma tres para EA2 y una para C1; factor de impulso de desviación estándar y cambio de signo de pendiente, dos para EA1 y EA2 respectivamente.

Tabla 80: Repeticiones de los IC para la base de datos del fallo de agrietamiento con la fusión de indicadores en el dominio del tiempo

Indicador de condición	Repeticiones	Campo	A1	A2	A3	A4	EA1	EA2	C1
Relación Log-Log	6	DF	0	0	0	0	3	3	0
Factor de forma	4	DF	0	0	0	0	0	3	1
Cambio de signo de pendiente	4	EMG	0	0	0	0	2	2	0
Factor de impulso de desviación estándar	4	DF	0	0	0	0	2	2	0
Diferencia absoluta del valor de varianza	3	EMG	0	0	1	0	0	2	0
Media	2	DF	1	0	0	1	0	0	0
K-ésimo momento central	2	DF	0	0	0	0	0	2	0
Cruce por cero	2	EMG	0	0	1	1	0	0	0
Momento normalizado	1	DF	0	0	0	0	1	0	0
Diferencia valor absoluto de desviación estándar	1	EMG	0	0	1	0	0	0	0
Relación desviación-media	1	DF	0	0	0	0	0	1	0
Total de IC por sensor			1	0	3	2	8	15	1

A partir de la Tabla I2 que se presenta el ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para la fusión de indicadores en el dominio de la frecuencia en la Tabla 81 se presenta el número de veces que se repiten los IC para los tres métodos de ranqueo a que sensor y campo pertenece. De los treinta IC, veintiuno pertenecen al campo de DF y nueve al campo de audio; los sensores que más aporta son el sensor A4 con once IC, y los sensores EA1 y EA2 cada uno con ocho indicadores. En donde los IC que más se repiten son CP4 siete veces tres para EA1, dos para EA2 y A3, centroide espectral 1 seis veces, tres para EA1 y EA2 ambos IC pertenecen al campo de DF, el IC centroide espectral se repite cuatro veces una para A3 y tres para A4.

Tabla 81: Resultados del SD2 para la base del fallo de agrietamiento con la fusión de indicadores en el dominio de la frecuencia

Indicador de condición	Repeticiones	Campo	A1	A2	A3	A4	EA1	EA2	C1
CP4	7	DF	0	0	2	3	2	0	0
Primer momento espectral	6	DF	0	0	0	0	3	3	0
Centroide espectral	4	Audio	0	0	1	3	0	0	0
Entropía espectral	3	Audio	0	0	0	0	0	3	0
Varianza de la frecuencia central	3	DF	0	0	0	0	2	1	0
CP5	2	DF	0	0	0	2	0	0	0
Esparción espectral	2	Audio	0	0	0	2	0	0	0
CP3	2	DF	0	0	0	0	1	1	0
Asimetría de frecuencia	1	DF	0	0	0	1	0	0	0
Total de IC por sensor			0	0	3	11	8	8	0

A partir de la Tabla I3 que se presenta el ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para la fusión de indicadores en el dominio del tiempo y de la frecuencia en la Tabla 82 se presenta el número de veces que se repiten los IC para los tres métodos de ranqueo a que sensor, campo y dominio pertenece. De los treinta IC, dieciocho pertenecen al dominio del tiempo y doce al dominio de la frecuencia; de estos dieciocho son del campo de DF, siete del campo EMG y cinco del campo de audio; de estos IC extraídos los sensores que más indicadores aportan son EA2 dieciséis, EA1 ocho, y cuatro el sensor A4.

El IC primer momento espectral es el indicador que más se repite tres veces para EA1 y EA2 y pertenece al campo de DF; el IC primer momento espectral se repite cuatro veces dos para EA1 y EA2 y pertenece al dominio del tiempo y al campo de EMG.

Tabla 82: Resultados del SD2 para la base de datos del fallo de agrietamiento con la fusión de indicadores en el dominio del tiempo y de la frecuencia

Indicador de condición	Repeticiones	Dominio	Campo	A1	A2	A3	A4	EA1	EA2	C1
Primer momento espectral	6	Frecuencia	DF	0	0	0	0	3	3	0
Cambio de signo de pendiente	4	Tiempo	EMG	0	0	0	0	2	2	0
Entropía espectral	3	Frecuencia	Audio	0	0	0	0	0	3	0
Media	3	Tiempo	DF	1	0	0	2	0	0	0
Factor de impulso de desviación estándar	3	Tiempo	DF	0	0	0	0	2	1	0
Momento normalizado	2	Tiempo	DF	0	0	0	0	1	1	0
K-ésimo momento central	2	Tiempo	DF	0	0	0	0	0	2	0
Diferencia absoluta del valor de varianza	2	Tiempo	EMG	0	0	0	0	0	2	0
CP5	1	Frecuencia	DF	0	0	0	1	0	0	0
CP3	1	Frecuencia	DF	0	0	0	0	0	1	0
Relación desviación-media	1	Tiempo	DF	0	0	0	0	0	1	0
Diferencia valor absoluto de desviación estándar	1	Tiempo	EMG	0	0	1	0	0	0	0
Esparción espectral	1	Frecuencia	Audio	0	0	0	1	0	0	0
Total de IC por sensor				1	0	1	4	8	16	0

Para el fallo de agrietamiento el sensor A2 no aporta IC para la clasificación.

4.7.5.. Resultados del SD1 para la base de datos del fallo de 31 condiciones

En el anexo J. se presenta ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para el vector de indicadores Fus_T, Fus_F, Fus_T_F de donde se extrae la Tabla 83 y la Figura 35. De los tres vectores fusionados y ranqueados, los IC extraídos del vector Fus_T supera 12 veces el umbral y tiene la exactitud máxima de 94,55 %. Para los IC extraídos del vector Fus_F no supera el umbral de exactitud y llega a una exactitud máxima de 91,56 % que es la menor exactitud de los tres vectores, mientras que los IC extraídos del vector Fus_T_F supera 12 veces el umbral y llega a una exactitud máxima de 94,73 %.

Tabla 83: Resultados del SD2 que superan el umbral de 94 % y la máxima exactitud de clasificación para los vectores fusionados ranqueados para la base de datos de 31 condiciones

Indicadores fusionados	Número de veces que supera el umbral	Exactitud máxima de clasificación (%)	Número de veces que supera el umbral por ReliefF	Número de veces que supera el umbral por Chi-cuadrado	Número de veces que supera el umbral por Ganancia de información
Vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio del tiempo	12	94,55	0	6	6
Vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio de la frecuencia	0	91,56	0	0	0
Vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio del tiempo y la frecuencia	12	94,73	0	6	6

En la Figura 41 se presenta como varía la exactitud de clasificación a medida que se va incrementando los IC de los vectores fusionados y ranqueados por el método de ReliefF, ganancia de información y Chi-cuadrado. En donde los vectores de indicadores Fus_T y Fus_T_F alcanzan con cuatro IC una exactitud mayor al 94 % por los métodos de ranqueo de Chi-cuadrado y ganancia de información; para el vector de indicadores

Fus_F se supera la exactitud del 98 % a partir del sexto IC para los tres métodos de ranqueo; para el vector Fus_F se alcanza una exactitud máxima de 91,56 %.

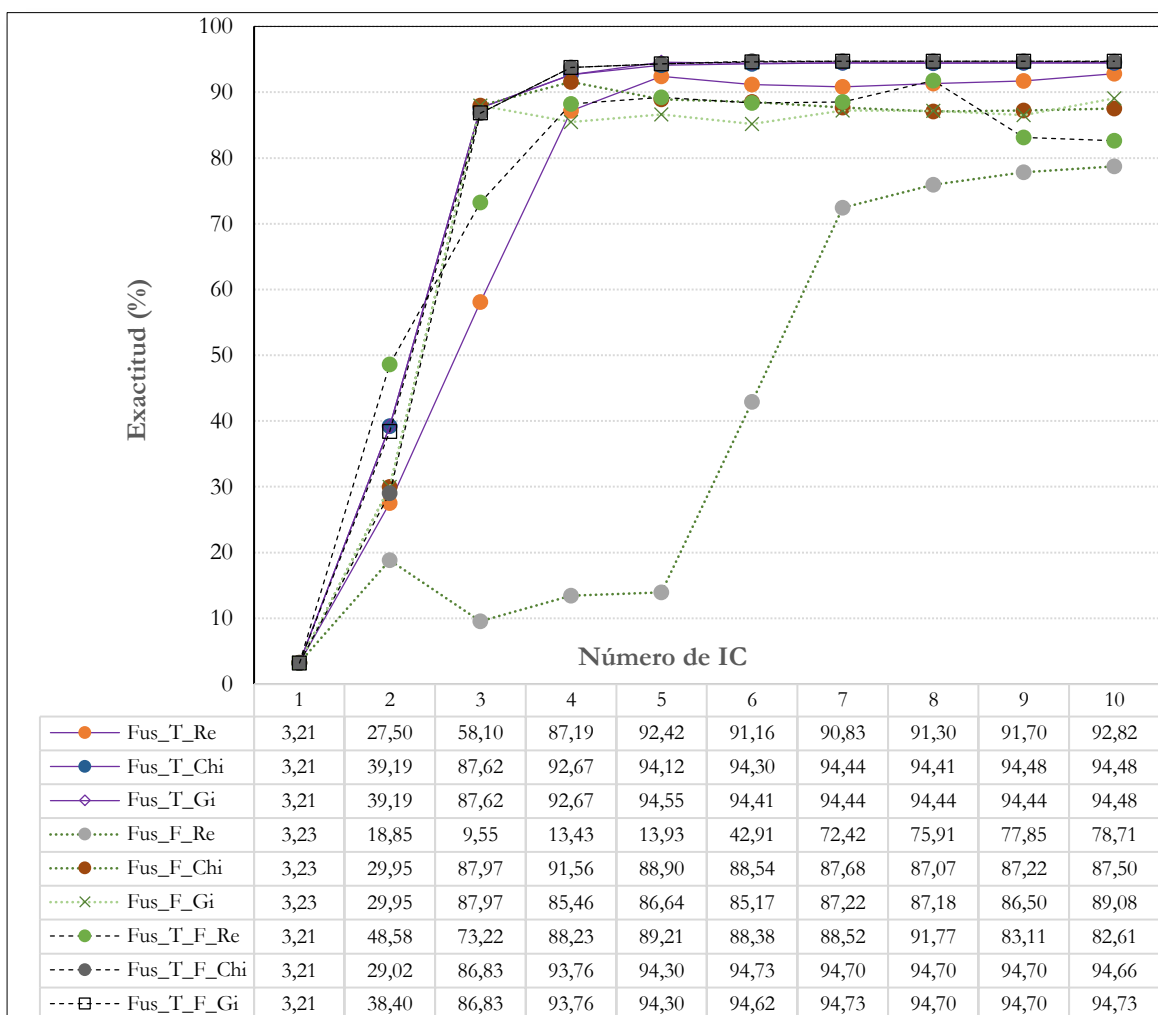


Figura 41: Exactitud de clasificación con los indicadores fusionados y ranqueados para 31 condiciones

A partir de la Tabla J1 donde se presenta el ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para la fusión de indicadores en el dominio del tiempo en la Tabla 84 se presenta el número de veces que se repiten los IC para los tres métodos de ranqueo a que sensor y campo pertenece. De los treinta IC, veintitrés pertenecen al campo de DF y siete al campo de EMG; los sensores que más IC aportan son el sensor EA2 doce IC, EA1 con ocho.

El IC que más se repite es la media, tres veces para los sensores A2 y A4, y dos veces

para el sensor A1, el IC relación Log-Log se repite cuatro veces dos para EA1 y EA2, ambos IC pertenecen al campo de DF.

Tabla 84: Repeticiones de los IC para la base de datos de 31 condiciones con la fusión de indicadores en el dominio del tiempo

Indicador de condición	Repeticiones	Campo	A1	A2	A3	A4	EA1	EA2	C1
Media	8	DF	2	3	0	3	0	0	0
Relación Log-Log	4	DF	0	0	0	0	2	2	0
Diferencia valor absoluto de desviación estándar	3	EMG	0	0	0	0	0	3	0
Factor de forma	3	DF	0	0	0	0	0	3	0
Momento normalizado	2	DF	0	0	0	0	1	1	0
Cambio de signo de pendiente	2	EMG	0	0	0	0	1	1	0
Factor de impulso de desviación estándar	2	DF	0	0	0	0	2	0	0
Relación desviación-media	2	DF	0	0	0	0	2	0	0
Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	2	EMG	0	0	0	0	0	2	0
Límite superior de histograma	1	DF	0	0	0	0	0	0	1
Quinto momento estadístico	1	DF	0	0	0	0	0	0	1
Total de IC por sensor			2	3	0	3	8	12	2

A partir de la Tabla J2 que se presenta el ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para la fusión de indicadores en el dominio de la frecuencia, en la Tabla 85 se presenta el número de veces que se repiten los IC para los tres métodos de ranqueo a que sensor y campo pertenece. De los treinta IC, veintiséis pertenecen al campo de DF y cuatro al campo de audio; de estos IC los sensores que más aportan son EA2 con doce, EA1 con nueve, y corriente con siete indicadores. El IC primer momento espectral se repite seis veces, tres para el sensor EA1 y EA2, la Varianza de la frecuencia central se repite seis veces tres para el sensor EA2, dos para EA1 y una para C1, ambos IC pertenecen al campo de DF; el IC CP3 se repite cuatro veces dos para el sensor EA1, una para EA2 y C1.

Tabla 85: Resultados del SD2 para la base de datos de 31 condiciones con la fusión de indicadores en el dominio de la frecuencia

Indicador de condición	Repeticiones	Campo	A1	A2	A3	A4	EA1	EA2	C1
Varianza de la frecuencia central	6	DF	0	0	0	0	2	3	1
Primer momento espectral	6	DF	0	0	0	0	3	3	0
CP3	4	DF	0	0	0	0	2	1	1
Entropía espectral	3	Audio	0	0	0	0	0	3	0
Frecuencia máxima	2	DF	0	0	0	0	0	0	2
Relación de frecuencia	2	DF	0	0	0	0	0	0	2
Cuarto momento espectral	2	DF	0	0	0	0	0	2	0
CP4	2	DF	0	0	0	0	2	0	0
Asimetría de frecuencia	1	DF	0	0	0	0	0	0	1
Esparción espectral	1	Audio	0	0	1	0	0	0	0
CP5	1	DF	1	0	0	0	0	0	0
Total de IC por sensor			1	0	1	0	9	12	7

A partir de la Tabla J3 ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para la fusión de indicadores en el dominio del tiempo y de la frecuencia en la Tabla 86 se presenta el número de veces que se repiten los IC para los tres métodos de ranqueo a que sensor, campo y dominio pertenece. De los treinta IC, veinte pertenecen al dominio del tiempo y diez al dominio de la frecuencia; de estos indicadores extraídos los sensores que más aporta son el sensor EA2 con diez indicadores, EA1 con siete indicadores y el sensor de corriente con cuatro indicadores. El IC media se repite nueve veces tres para los sensores A2 y A4, dos para A1 y una para A3 pertenece al dominio del tiempo y campo de DF; el IC Primer momento espectral se repite cuatro veces dos para EA1 y EA2 pertenece al dominio de la frecuencia y al campo de DF.

Tabla 86: Resultados del SD2 para la base de datos de 31 condiciones con la fusión de indicadores en el dominio del tiempo y de la frecuencia

Indicador de condición	Repeticiones	Dominio	Campo	A1	A2	A3	A4	EA1	EA2	C1
Media	9	Tiempo	DF	2	3	1	3	0	0	0
Primer momento espectral	4	Frecuencia	DF	0	0	0	0	2	2	0
Diferencia valor absoluto de desviación estándar	3	Tiempo	EMG	0	0	0	0	0	3	0
Momento normalizado	2	Tiempo	DF	0	0	0	0	1	1	0
Cambio de signo de pendiente	2	Tiempo	EMG	0	0	0	0	0	2	0
Entropía espectral	2	Frecuencia	Audio	0	0	0	0	0	2	0
Factor de impulso de desviación estándar	2	Tiempo	DF	0	0	0	0	2	0	0
Relación desviación-media	2	Tiempo	DF	0	0	0	0	2	0	0
Frecuencia máxima	1	Frecuencia	DF	0	0	0	0	0	0	1
Varianza de la frecuencia central	1	Frecuencia	DF	0	0	0	0	0	0	1
Relación de frecuencia	1	Frecuencia	DF	0	0	0	0	0	0	1
CP3	1	Frecuencia	DF	0	0	0	0	0	0	1
Total de IC por sensor				2	3	1	3	7	10	4

Para la base de datos de 31 condiciones todos los sensores aportan IC para la clasificación.

4.8.. COMPARACIÓN DE LOS RESULTADOS DE LOS SD1 Y SD2

En esta sección se presenta la comparación de los resultados del SD1 y SD2, para hacer la comparación se evalúa el número de veces que supera el umbral de exactitud de clasificación cada sistema de diagnóstico para las cinco bases de datos.

4.8.1.. *Comparación de los resultados para el fallo de rotura*

En la Tabla 87 se presenta el resumen de los resultados SD1 que superan el umbral de 96 % de exactitud para cada método de ranqueo y la máxima exactitud de clasificación para los IC extraídos de la señal de los siete sensores de la base de datos del fallo de rotura. En la Tabla 88 se presenta el resumen de los resultados del SD2 que superan el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasificación para los vectores fusionados y ranqueados.

De las señales analizadas en el dominio del tiempo del SD1 los IC extraídos del sensor EA2 supera 18 veces el umbral y su exactitud máxima de clasificación es de 99,59 %, mientras que para los IC extraídos del vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio del tiempo del SD2 supera 20 veces el umbral y la exactitud máxima es de 99,75 %. De los IC extraídos en el dominio de la frecuencia del SD1 ninguno de los sensores supera el umbral de exactitud, mientras que de los IC extraídos del vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio de la frecuencia del SD2 supera diez veces el umbral de exactitud y alcanza la máxima exactitud de 98,76 %. Los IC extraídos en dominio del tiempo y de la frecuencia del SD1 del sensor EA2 supera 19 veces el umbral y la exactitud máxima es de 99,01 %, mientras los IC extraídos del vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio del tiempo y de la frecuencia del SD2 igual supera 19 veces el umbral y la exactitud máxima es de 99,67 %.

Los resultados indican que el SD2 presenta mejores resultados que el SD1 para los indicadores extraídos en el dominio del tiempo y dominio de la frecuencia; en el caso de la combinación de IC en el dominio del tiempo y de la frecuencia no se presenta diferencia en el número de veces que supera el umbral de exactitud de clasificación entre el SD1 y SD2.

Tabla 87: Resumen de los resultados del SD1 que superan el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasificación del fallo de rotura

Dominio de análisis	Señal del sensor	Número de veces que supera el umbral	Exactitud máxima de clasificación (%)	Número de veces que supera el umbral por ReliefF	Número de veces que supera el umbral por Chi-cuadrado	Número de veces que supera el umbral por Ganancia de información
Tiempo	A1	0	95,13	0	0	0
	A2	6	97,77	3	0	3
	A3	11	98,76	3	2	6
	A4	12	98,93	4	2	6
	EA1	17	99,18	6	6	5
	EA2	18	99,59	7	8	3
	C1	0	39,62	0	0	0
Frecuencia	A1	0	87,27	0	0	0
	A2	0	89,03	0	0	0
	A3	0	93,89	0	0	0
	A4	0	94,47	0	0	0
	EA1	0	93,98	0	0	0
	EA2	0	90,26	0	0	0
	C1	0	25,27	0	0	0
Tiempo y frecuencia	A1	0	94,79	0	0	0
	A2	1	97,52	1	0	0
	A3	13	98,93	5	6	2
	A4	13	99,67	5	4	4
	EA1	19	98,76	6	6	7
	EA2	19	99,01	6	7	6
	C1	0	44,81	0	0	0

Tabla 88: Resultados del SD2 que superan el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasificación para los vectores fusionados ranqueados del fallo de rotura

Indicadores fusionados	Número de veces que supera el umbral	Exactitud máxima de clasificación (%)	Número de veces que supera el umbral por ReliefF	Número de veces que supera el umbral por Chi-cuadrado	Número de veces que supera el umbral por Ganancia de información
Vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio del tiempo	20	99,75	6	7	7
Vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio de la frecuencia	10	98,76	4	0	6
Vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio del tiempo y la frecuencia	19	99,67	5	7	7

4.8.2.. Comparación de los resultados para el fallo de gripado

En la Tabla 91 se presenta el resumen de los resultados SD1 que superan el umbral de 96 % de exactitud para cada método de ranqueo y la máxima exactitud de clasificación para los IC extraídos de la señal de los siete sensores de la base de datos del fallo de gripado. En la Tabla 90 se presenta el resumen de los resultados del SD2 que superan el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasificación para los vectores fusionados y ranqueados.

De las señales analizadas en el dominio del tiempo los IC extraídos del sensor EA2 del SD1 supera 13 veces el umbral y su exactitud máxima de clasificación es de 99,67 %, mientras que para los IC extraídos del vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio del tiempo del SD2 supera 20 veces el umbral y la exactitud máxima es de 99,59 %. De las señales de los sensores analizadas en el dominio de la frecuencia del SD1 ninguno supera el umbral de exactitud, mientras que los IC del vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio de la frecuencia del SD2 supera ocho veces el umbral de exactitud y alcanza la máxima exactitud de 98,16 %. Los IC extraídos en dominio del tiempo y de la frecuencia del sensor EA2 del SD1 supera 18 veces el umbral y la exactitud es de 98,76 %, mientras los IC del vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio del tiempo y la frecuencia del SD2 supera 20 veces el umbral y la exactitud máxima es de 99,34 %.

Los resultados indican que el SD2 presenta mejores resultados que el SD1 para los indicadores extraídos en el dominio del tiempo, dominio de la frecuencia, y la combinación de los indicadores del dominio del tiempo y de la frecuencia.

Tabla 89: Resumen de los resultados del SD1 que superan el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasificación del fallo de gripado

Dominio de análisis	Señal del sensor	Número de veces que supera el umbral	Exactitud máxima de clasificación (%)	Número de veces que supera el umbral por ReliefF	Número de veces que supera el umbral por Chi - cuadrado	Número de veces que supera el umbral por Ganancia de información
Tiempo	A1	1	96,38	1	0	0
	A2	9	97,61	3	2	4
	A3	4	97,04	0	0	4
	A4	11	98,85	5	3	3
	EA1	13	98,85	3	7	3
	EA2	13	99,67	3	7	3
	C1	0	51,77	0	0	0
Frecuencia	A1	0	94,3	0	0	0
	A2	0	94,38	0	0	0
	A3	0	90,46	0	0	0
	A4	0	88,76	0	0	0
	EA1	0	93,2	0	0	0
	EA2	0	89,08	0	0	0
	C1	0	24,34	0	0	0
Tiempo y frecuencia	A1	6	98,35	2	2	2
	A2	3	97,6	0	2	1
	A3	2	96,94	2	0	0
	A4	9	98,18	3	2	4
	EA1	16	98,26	6	6	4
	EA2	18	98,76	7	7	4
	C1	0	51,98	0	0	0

Tabla 90: Resultados del SD2 que superan el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasificación para los vectores fusionados ranqueados del fallo de gripado

Indicadores fusionados	Número de veces que supera el umbral	Exactitud máxima de clasificación (%)	Número de veces que supera el umbral por ReliefF	Número de veces que supera el umbral por Chi-cuadrado	Número de veces que supera el umbral por Ganancia de información
Vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio del tiempo	20	99,59	6	7	7
Vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio de la frecuencia	8	98,16	3	3	2
Vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio del tiempo y la frecuencia	20	99,4	6	7	7

4.8.3.. Comparación de los resultados para el fallo de picadura

En la Tabla 91 se presenta el resumen de los resultados SD1 que superan el umbral de 96 % de exactitud para cada método de ranqueo y la máxima exactitud de clasificación para los IC extraídos de la señal de los siete sensores de la base de datos del fallo de picadura. En la Tabla 92 se presenta el resumen de los resultados del SD2 que superan el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasificación para los vectores fusionados y ranqueados.

Para las señales en el dominio del tiempo los IC extraídos del sensor EA2 del SD1 supera 21 veces el umbral y su exactitud máxima de clasificación es de 100 %, mientras que para el vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio del tiempo del SD2 se supera 20 veces el umbral. De las señales de los sensores analizadas en el dominio de la frecuencia los IC extraídos del sensor A3 del SD1 supera una vez el umbral de exactitud y su exactitud máxima es de 96,86 %, mientras que de los IC extraídos del vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio de la frecuencia del SD2 supera 12 veces el umbral de exactitud y alcanza la máxima exactitud de 98,91 %. Los IC extraídos en dominio del tiempo y de la frecuencia del sensor del EA2 del SD1 supera 24 veces el umbral y la exactitud máxima es de 99,75 %, mientras los IC del vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio del tiempo y de la frecuencia del SD2 supera 23 veces el umbral y la exactitud máxima es de 99,75 %.

Los resultados indican que el SD1 presenta mejores resultados que el SD2 para los indicadores extraídos en el dominio del tiempo y la combinación de los indicadores del dominio del tiempo y de la frecuencia; mientras que para los indicadores extraídos del dominio de la frecuencia el SD2 presenta mejores resultados.

Tabla 91: Resumen de los resultados del SD1 que superan el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasificación del fallo de picadura

Dominio de análisis	Señal del sensor	Número de veces que supera el umbral	Exactitud máxima de clasificación (%)	Número de veces que supera el umbral por ReliefF	Número de veces que supera el umbral por Chi - cuadrado	Número de veces que supera el umbral por Ganancia de información
Tiempo	A1	12	97,69	4	4	4
	A2	9	98,02	4	1	4
	A3	3	96,61	0	0	3
	A4	6	97,61	2	0	4
	EA1	21	99,59	7	7	7
	EA2	21	100	7	7	7
	C1	0	62,47	0	0	0
Frecuencia	A1	0	90,91	0	0	0
	A2	0	93,22	0	0	0
	A3	1	96,86	1	0	0
	A4	0	92,89	0	0	0
	EA1	0	93,76	0	0	0
	EA2	0	92,45	0	0	0
	C1	0	42,4	0	0	0
Tiempo y frecuencia	A1	4	96,7	0	3	1
	A2	6	98,43	4	2	0
	A3	7	98,76	4	0	3
	A4	4	98,1	2	0	2
	EA1	22	99,42	6	8	8
	EA2	24	99,75	8	8	8
	C1	0	62,86	0	0	0

Tabla 92: Resultados del SD2 que superan el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasificación para los vectores fusionados ranqueados del fallo de picadura

Indicadores fusionados	Número de veces que supera el umbral	Exactitud máxima de clasificación (%)	Número de veces que supera el umbral por ReliefF	Número de veces que supera el umbral por Chi-cuadrado	Número de veces que supera el umbral por Ganancia de información
Vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio del tiempo	20	100,00	6	7	7
Vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio de la frecuencia	12	98,91	5	4	3
Vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio del tiempo y la frecuencia	23	99,75	7	8	8

4.8.4.. Comparación de los resultados para el fallo de agrietamiento

En la Tabla 93 se presenta el resumen de los resultados SD1 que superan el umbral de 96 % de exactitud para cada método de ranqueo y la máxima exactitud de clasificación para los IC extraídos de la señal de los siete sensores de la base del fallo de agrietamiento. En la Tabla 94 se presenta el resumen de los resultados del SD2 que superan el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasificación para los vectores fusionados y ranqueados.

En el SD1 las señales analizadas en el dominio del tiempo los IC extraídos del sensor EA1 supera 21 veces el umbral y su exactitud máxima de clasificación es 100 %, mientras que para el SD2 el vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio del tiempo supera 21 veces el umbral y la exactitud máxima es de 99,84 %. En el SD1 las señales de los sensores analizadas en el dominio de la frecuencia los IC extraídos del sensor A4 supera dos veces el umbral de exactitud y alcanzan una exactitud máxima de 96,36 %, mientras que en el SD2 los IC extraídos del vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio de la frecuencia supera 13 veces el umbral de exactitud y alcanza la máxima exactitud de 98,74 %. Para el SD1 los IC extraídos en dominio del tiempo y de la frecuencia del sensor EA1 supera 21 veces el umbral y la exactitud es de 99,83 %, mientras los IC extraídos del vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio del tiempo y la frecuencia del SD2 supera 23 veces el umbral y la exactitud máxima es de 99,92 %.

Los resultados indican que el SD2 presenta mejores resultados que el SD1 para los indicadores extraídos en el dominio de la frecuencia y la agrupación de los indicadores del dominio del tiempo y de la frecuencia; mientras que para los indicadores extraídos en el dominio del tiempo presentan similares resultados los SD1 y SD2 con respecto al número de veces que supera el umbral de exactitud.

Tabla 93: Resumen de los resultados que superan el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasificación del fallo de agrietamiento

Dominio de análisis	Señal del sensor	Número de veces que supera el umbral	Exactitud máxima de clasificación (%)	Número de veces que supera el umbral por ReliefF	Número de veces que supera el umbral por Chi - cuadrado	Número de veces que supera el umbral por Ganancia de información
Tiempo	A1	4	97,03	1	2	1
	A2	14	98,35	6	3	5
	A3	12	99,09	4	3	5
	A4	12	99,01	4	4	4
	EA1	21	100	7	7	7
	EA2	20	99,84	6	7	7
	C1	0	61,95	0	0	0
Frecuencia	A1	0	91,76	0	0	0
	A2	0	93,21	0	0	0
	A3	0	93,46	0	0	0
	A4	2	96,36	2	0	0
	EA1	0	93,82	0	0	0
	EA2	0	91,82	0	0	0
	C1	0	34,87	0	0	0
Tiempo y frecuencia	A1	10	98,85	4	3	3
	A2	12	98,84	5	3	4
	A3	13	99,50	5	4	4
	A4	9	99,26	4	1	4
	EA1	21	99,83	7	7	7
	EA2	20	99,75	6	7	7
	C1	0	61,38	0	0	0

Tabla 94: Resultados del SD2 que superan el umbral de 96 % y la máxima exactitud de clasificación para los vectores fusionados ranqueados para el fallo de agrietamiento

Indicadores fusionados	Número de veces que supera el umbral	Exactitud máxima de clasificación (%)	Número de veces que supera el umbral por ReliefF	Número de veces que supera el umbral por Chi-cuadrado	Número de veces que supera el umbral por Ganancia de información
Vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio del tiempo	21	99,84	7	7	7
Vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio de la frecuencia	13	98,74	5	2	6
Vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio del tiempo y la frecuencia	23	99,92	7	8	8

4.8.5.. Comparación de los resultados para para la base de datos de 31 condiciones

En la Tabla 95 se presenta el resumen de los resultados SD1 que superan el umbral de 94 % de exactitud para cada método de ranqueo y la máxima exactitud de clasificación para los IC extraídos de la señal de los siete sensores de la base de datos de 31 condiciones. En la Tabla 96 se presenta el resumen de los resultados del SD2 que superan el umbral de 94 % y la máxima exactitud de clasificación para los vectores fusionados y ranqueados.

El SD1 para las señales en el dominio del tiempo los IC extraídos del sensor EA1 supera seis veces el umbral y su exactitud máxima de clasificación es de 94,48 %, mientras que para el vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio del tiempo del SD2 supera 12 veces el umbral y la exactitud máxima es de 94,55 %. De las señales de los sensores analizadas en el dominio de la frecuencia ninguno de los sensores supera el umbral para el caso del SD1, del vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio de la frecuencia del SD2 tampoco supera el umbral, pero la exactitud máxima de clasificación es mayor que las de SD1. Para el SD1 los IC extraídos en dominio del tiempo y de la frecuencia del sensor EA1 supera una vez el umbral y la exactitud máxima es de 94,25 %, mientras los IC extraídos del vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio del tiempo y de la frecuencia del SD2 supera 12 veces el umbral y la exactitud máxima es de 94,73 %.

Los resultados indican que el SD2 presenta mejores resultados que el SD1 para los indicadores extraídos en el dominio del tiempo, dominio de la frecuencia y la combinación de los indicadores del dominio del tiempo y de la frecuencia; es importante indicar que los dos sistemas no superan el umbral de exactitud para los indicadores extraídos en el dominio de la frecuencia.

Tabla 95: Resumen de los resultados que superan el umbral de 94 % y la máxima exactitud de clasificación de la base de datos de 31 condiciones

Dominio de análisis	Señal del sensor	Número de veces que supera el umbral	Exactitud máxima de clasificación (%)	Número de veces que supera el umbral por ReliefF	Número de veces que supera el umbral por Chi - cuadrado	Número de veces que supera el umbral por Ganancia de información
Tiempo	A1	0	91,5	0	0	0
	A2	0	92,22	0	0	0
	A3	0	92,54	0	0	0
	A4	3	94,31	0	0	3
	EA1	6	94,48	0	4	2
	EA2	0	93,80	0	0	0
	C1	0	59,18	0	0	0
Frecuencia	A1	0	87,97	0	0	0
	A2	0	85,91	0	0	0
	A3	0	86,09	0	0	0
	A4	0	87,03	0	0	0
	EA1	0	82,25	0	0	0
	EA2	0	84,69	0	0	0
	C1	0	40,75	0	0	0
Tiempo y frecuencia	A1	0	92,43	0	0	0
	A2	0	91,92	0	0	0
	A3	0	90,69	0	0	0
	A4	0	93,08	0	0	0
	EA1	1	94,25	0	0	1
	EA2	0	93,71	0	0	0
	C1	0	68,28	0	0	0

Tabla 96: Resultados del SD2 que superan el umbral de 94 % y la máxima exactitud de clasificación para los vectores fusionados ranqueados para la base de datos de 31 condiciones

Indicadores fusionados	Número de veces que supera el umbral	Exactitud máxima de clasificación (%)	Número de veces que supera el umbral por ReliefF	Número de veces que supera el umbral por Chi-cuadrado	Número de veces que supera el umbral por Ganancia de información
Vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio del tiempo	12	94,55	0	6	6
Vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio de la frecuencia	0	91,56	0	0	0
Vector de indicadores fusionados y ranqueados en el dominio del tiempo y la frecuencia	12	94,73	0	0	0

4.8.6.. evaluación de SD1 con otras bases de datos

De los dos diagnósticos desarrollados e implementados SD1 y SD2, el SD1 se pudo evaluar con otras bases de datos y comparar su exactitud de clasificación con otros sistemas de diagnóstico reportados en la literatura, esto debido a que, por lo general, las bases disponibles cuentan con un solo tipo de señal de monitoreo de la condición que es la señal de vibración. La evaluación del SD1 se realizó en el trabajo desarrollado por Sánchez et al. [256] denominado *Feature ranking for multi-fault diagnosis of rotating machinery by using random forest and KNN*.

En este trabajo se desarrolló el marco metodológico para la selección de la cantidad óptima de IC utilizando los métodos de ranqueo Chi-Square, ReliefF y de Ganancia de información. La evaluación se realizó mediante el uso de clasificadores *Random Forest* (RF) y KNN. Se utilizaron cinco bases de datos de señales de vibración para evaluar el marco metodológico; cuatro bases de datos corresponden a diferentes configuraciones de una misma caja de engranajes y la base de datos cinco se obtuvo del Centro de datos de rodamientos de la Universidad Case Western Reserve (CWRU) [257]. La base de datos 1 fue reportada en [258, 259], la base de datos 2 reportada en [260], la base de datos 3 reportada en [261, 262] y la base de datos 4 reportada en [263].

Para cada una de las cinco bases de datos se calcularon 30 IC en el dominio de tiempo; 24 corresponden a IC convencionales y 6 IC no convencionales (generalmente se usan en el campo de EMG). Las características calculadas de cada una de las bases de datos se ranquearon según los métodos Chi-Square, Information Gain y ReliefF. A partir del ranqueo de los IC, se observó que en las cinco bases de datos y por los tres métodos de ranqueo utilizados, al menos dos características no convencionales estuvieron presentes en las primeras diez características. Además, las características no convencionales cruce por cero, cambio de signo de pendiente, amplitud de Wilson, y raíz cuadrada del valor de amplitud se encontraban presentes en las primeras diez características por los diferentes métodos de ranqueo. Esto indica que la inclusión de las características no convencionales fue relevante para el diagnóstico de fallos en la maquinaria rotativa.

Por otro lado, para las bases de datos 1, 2, 4 y 5 la exactitud de la clasificación empleando RF y KNN fue mayor comparada con cada una de las referencias citadas para cada base de datos; mientras que, para la base de datos 3 su exactitud fue de 83.0% con RF y 76.9% con KNN, por lo que, no se superó la exactitud de 94% obtenida por Cerrada

[261], y Cabrera [262], esto se debe a que el SD1 emplea 30 IC solo del dominio del tiempo, mientras que, [261, 262] emplean 256 y 185 IC respectivamente del dominio tiempo-frecuencia que implica un mayor procesamiento de la señal.

5.. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

5.1.. CONCLUSIONES

En esta tesis se desarrolló una metodología para el diagnóstico de fallos en cajas de engranajes con base en la fusión de datos de señales de vibración corriente y emisión acústica. A través de la metodología se logró diagnosticar la severidad de cuatro tipos de fallos de engranajes rectos y 31 condiciones de una caja de engranajes, mediante el ranqueo de indicadores de condición y la fusión de datos de las señales de monitoreo de condición a nivel de indicadores empleando el clasificador KNN. A partir del trabajo realizado se establecen las siguientes conclusiones:

- Se levantaron cinco bases de datos, cuatro bases de datos de severidad de fallo en engranajes y una base de datos de 31 condiciones, cada base de datos está formada por cuatro señales de vibración, dos de emisión acústica y una de corriente.
- Se procesaron las señales de vibración, emisión acústica y corriente de las cinco bases de datos; en el dominio del tiempo, dominio de la frecuencia y se obtuvieron indicadores de condición para cada dominio.
- Se implementaron y evaluaron dos sistemas de diagnóstico. Para el primero, SD1, se desarrolló una metodología para el ranqueo de indicadores de condición en el dominio del tiempo y de la frecuencia de señales de monitoreo de la condición para la clasificación de fallos en engranajes rectos. En el segundo, SD2, mediante el enfoque de fusión de datos de las señales de monitoreo de condición a nivel de indicadores, se evaluó como se pudo mejorar el diagnóstico de fallos en cajas de engranajes. Para evaluar y comparar los dos sistemas de diagnóstico se empleó las cinco bases de datos adquiridas.
- Los resultados del SD1 han demostrado que, para las señales de emisión acústica, vibración y corriente, de las bases de datos estudiadas, los IC extraídos en el dominio del tiempo y de la frecuencia de las señales de emisión acústica alcanzan mejor desempeño en la clasificación con menor número de IC, sin embargo, a medida que

se incrementa el número de IC de las señales de vibración, la diferencia de exactitud de clasificación entre los IC de las señales de vibración y emisión acústica disminuye o incluso es superada por los IC de la señal de vibración. Los IC extraídos de la señal de corriente no alcanzaron buenos resultados para ninguna de las bases de datos estudiadas.

- El SD2 presentó mejor desempeño que el SD1 para la base de datos de 31 condiciones, esto para los IC extraídos en el dominio del tiempo, dominio de la frecuencia y la agrupación de los mismos. El SD2 presentó mejor desempeño que el SD1 para las cuatro bases de datos de severidad de fallo, utilizando los IC extraídos en el dominio de la frecuencia. Mientras que el desempeño del SD2 no se puede generalizar para los IC extraídos en el dominio del tiempo y para su agrupación en el dominio del tiempo y de la frecuencia, debido a que el desempeño no es mayor para todos los casos de severidad de fallos estudiados, por lo cual no se justificaría emplear varios sensores para detectar severidad de fallos como es el caso de SD2, pero si se justificaría al momento de diagnosticar un sistema complejo como lo es la base de datos de 31 condiciones.
- A partir del procesamiento y extracción de los IC en el dominio del tiempo y de la frecuencia tanto en el SD1 y SD2 se logran mejores resultados con los IC extraídos de las señales de emisión acústica y vibración, mientras que, con los IC extraídos de la señal de corriente no se alcanzaron buenos resultados para ninguna de las bases de datos estudiadas. Esto se atribuye a que los IC depende de los cambios en la forma de la señal, cambios que no son distinguidos en la señal de corriente con el proceso de extracción de IC en el presente trabajo.
- El comportamiento de la exactitud de clasificación de las señales de los sensores de emisión acústica EA1 y EA2 son similares para las cinco bases de datos tanto del SD1 y SD2. Lo cual revela que las señales de emisión acústica son omnidireccionales. Esto se puede apoyar en que los diez IC ranqueados por los tres diferentes métodos son mayoritariamente los mismos, tanto para el sensor EA1 y EA2, en cada una de las bases de datos. Mientras que, para los sensores de vibración la posición afecta a la señal y el comportamiento de la exactitud varia para cada sensor de vibración.
- Los IC del campo de EMG en el dominio del tiempo y los indicadores del campo de audio en el dominio de la frecuencia están presentes dentro de los diez mejores IC ranqueados por los diferentes métodos. Además, están presentes tanto en el SD1 y SD2 en las tres señales monitoreadas; por lo cual su inclusión ha sido relevante en los sistemas de diagnóstico.

5.2.. TRABAJOS FUTUROS

Como consecuencia del presente trabajo pueden señalarse las siguientes líneas de investigación:

- evaluar los indicadores de condición en rodamientos, ejes y con diferentes tipos de fallos.
- La utilización clasificadores basados en lógica difusa para generar un índice de degradación de la caja de engranajes basado en los indicadores de condiciones más relevantes.
- Integrar los sistemas de diagnóstico desarrollados a una aplicación en el campo industrial para realizar un diagnóstico en línea.
- Estudiar como varían los IC de la señal de emisión acústica en el dominio de la frecuencia al modificar los parámetros de carga y velocidad en una caja de engranajes.
- Estudiar la monotonía de los indicadores de condición en pruebas run-to-failure en cajas de engranajes.
- Estudiar como IC de los campos de EMG y audio pueden apoyar en el manejo de falsas alarmas cuando existe variación de las condiciones de operación.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] J. Koochaki, J. A. Bokhorst, H. Wortmann, and W. Klingenberg, “Condition based maintenance in the context of opportunistic maintenance,” *International Journal of Production Research*, vol. 50, no. 23, pp. 6918–6929, 2012.
- [2] V. Coria, S. Maximov, F. Rivas-Dávalos, C. Melchor, and J. Guardado, “Analytical method for optimization of maintenance policy based on available system failure data,” *Reliability Engineering & System Safety*, vol. 135, pp. 55–63, Mar. 2015.
- [3] M. Bevilacqua and M. Braglia, “The analytic hierarchy process applied to maintenance strategy selection,” *Reliability Engineering & System Safety*, vol. 70, no. 1, pp. 71–83, Oct. 2000.
- [4] R. Kothamasu, S. H. Huang, and W. H. VerDuin, *System health monitoring and prognostics a review of current paradigms and practices*. Springer London, 2006, no. 9, pp. 337–362.
- [5] A. K. Jardine, D. Lin, and D. Banjevic, “A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 20, no. 7, pp. 1483–1510, Oct. 2006.
- [6] C.-C. Chang, “Optimum preventive maintenance policies for systems subject to random working times, replacement, and minimal repair,” *Computers & Industrial Engineering*, vol. 67, pp. 185–194, 2014.
- [7] E. Gustavsson, M. Patriksson, A.-B. Stromberg, A. Wojciechowski, and M. Onnheim, “Preventive maintenance scheduling of multi-component systems with interval costs,” *Computers & Industrial Engineering*, vol. 76, pp. 390–400, Oct. 2014.

- [8] S. Selcuk, "Predictive maintenance, its implementation and latest trends," *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacturing*, vol. In press, Jan. 2016.
- [9] T. Mitoma, H. Wang, and P. Chen, "Fault diagnosis and condition surveillance for plant rotating machinery using partially-linearized neural network," *Computers & Industrial Engineering*, vol. 55, no. 4, pp. 783–794, 2008.
- [10] C.-C. Lin and H.-Y. Tseng, "A neural network application for reliability modelling and condition-based predictive maintenance," *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 25, no. 1-2, pp. 174–179, 2005.
- [11] J. Lee and B. Wang, *Computer-aided Maintenance: Methodologies and Practices*. Surrey, UK: Springer, Dec. 2012.
- [12] G. Niu, B.-S. Yang, and M. Pecht, "Development of an optimized condition-based maintenance system by data fusion and reliability-centered maintenance," *Reliability Engineering & System Safety*, vol. 95, no. 7, pp. 786–796, Jul. 2010.
- [13] S. Alaswad and Y. Xiang, "A review on condition-based maintenance optimization models for stochastically deteriorating system," *Reliability Engineering & System Safety*, vol. 157, pp. 54–63, 2017.
- [14] D. Galar, A. Thaduri, M. Catelani, and L. Ciani, "Context awareness for maintenance decision making: A diagnosis and prognosis approach," *Measurement*, vol. 67, pp. 137–150, May 2015.
- [15] H.-E. Kim, "Machine prognostics based on health state probability estimation," PhD Thesis, School of Engineering Systems, Queensland University of Technology, 2010.
- [16] J.-H. Shina and H.-B. Jun, "On condition based maintenance policy," *Journal of Computational Design and Engineering*, vol. 2, no. 2, pp. 119–127, 2015.
- [17] R. Ahmad and S. Kamaruddin, "An overview of time-based and condition-based maintenance in industrial application," *Computers & Industrial Engineering*, vol. 63, no. 1, pp. 135–149, 2012.

- [18] G. Vachtsevanos, F. Lewis, M. Roemer, A. Hess, and B. Wu, *Intelligent fault diagnosis and prognosis for engineering systems*. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, 2006.
- [19] N. F. Alonso, R. J. Garcia-Martin, and P. F. Fernández, “Determination of the bending strength geometry factor J for the calculation of stress in parallel-axis gears as a function of the reference correction and slope angle of the gear tooth,” *International Journal of Mechanical Engineering and Automation*, vol. 3, no. 1, pp. 27–33, 2016.
- [20] A. Bahramighahnavieh, P. Mosaddegh, and S. Akbarzadeh, “Investigation of the Hertzian stress distribution on the surface of the straight bevel gear,” *Applied Mechanics and Materials*, vol. 307, pp. 304–307, 2013.
- [21] H. Ozturk, M. Sabuncu, and I. Yesilyurt, “Early detection of pitting damage in gears using mean frequency of scalogram,” *Journal of Vibration and Control*, vol. 14, no. 4, pp. 469–484, Apr. 2008.
- [22] L. Zhang, G. Xiong, L. Liu, and Q. Cao, “Gearbox health condition identification by neuro-fuzzy ensemble,” *Journal of Mechanical Science and Technology*, vol. 27, no. 3, pp. 603–608, Mar. 2013.
- [23] J. Lin and M. Zuo, “Gearbox fault diagnosis using adaptive wavelet filter,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 17, no. 6, pp. 1259–1269, Nov. 2003.
- [24] A. Cubillo, S. Perinpanayagam, and M. Esperon-Miguez, “A review of physics-based models in prognostics: Application to gears and bearings of rotating machinery,” *Advances in Mechanical Engineering*, vol. 8, no. 8, pp. 1–21, Aug. 2016.
- [25] S. Rajagopalan, T. G. Habetler, R. G. Harley, T. Sebastian, and B. Lequesne, “Current/voltage-based detection of faults in gears coupled to electric motors,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 42, no. 6, pp. 1412–1420, 2006.
- [26] M. Amarnath, S. Chandramohan, and S. Seetharaman, “Experimental investigations of surface wear assessment of spur gear teeth,” *Journal of Vibration and Control*, vol. 18, no. 7, pp. 1009–1024, Sep. 2011.
- [27] S. Devendiran and K. Manivannan, “Vibration based condition monitoring and

- fault diagnosis technologies for bearing and gear components-a review,” *International Journal of Applied Engineering Research*, vol. 11, no. 6, pp. 3966–3975, 2016.
- [28] J. J. Zakrajsek, R. F. Handschuh, D. G. Lewicki, and H. J. Decker, “Detecting gear tooth fracture in a high contact ratio face gear mesh,” U.S. Army Research Laboratory, Tech. Rep. ARL-TR-600, 1995.
 - [29] R. Snidle, H. Evans, M. Alanou, and M. Holmes, “Understanding scuffing and micropitting of gears,” NATO Research and Technology Organisation, Tech. Rep. RTO-MP-AVT-109, 2004.
 - [30] R. Martins, N. Cardoso, and J. Seabra, “Influence of lubricant type in gear scuffing,” *Industrial Lubrication and Tribology*, vol. 60, no. 6, pp. 299–308, 2008.
 - [31] W. Bowman and G. Stachowiak, “A review of scuffing models,” *Tribology Letters*, vol. 2, no. 2, pp. 113–131, Jun. 1996.
 - [32] J. R. Davis, *Gear Materials, Properties, and Manufacture*. Materials Park, OH: ASM International, Sep. 2005.
 - [33] S. Al-Arbi, C. J. Talbot, T. Wang, G. Fengshou, and A. Ball, “Characterization of vibration transmission paths for gearbox condition monitoring,” in *39th International congress on Noise Control Engineering*, 2010, pp. 1–10.
 - [34] J. Igba, K. Alemzadeh, C. Durugbo, and E. T. Eiriksson, “Analysing RMS and peak values of vibration signals for condition monitoring of wind turbine gear-boxes,” *Renewable Energy*, vol. 91, pp. 90–106, Jun. 2016.
 - [35] R. Bajrić, D. Sprečić, and N. Zuber, “Review of vibration signal processing techniques towards gear pairs damage identification,” *International Journal of Engineering & Technology*, vol. 11, no. 4, pp. 124–128, 2011.
 - [36] Y. Li, K. Ding, G. He, and H. Lin, “Vibration mechanisms of spur gear pair in healthy and fault states,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 81, pp. 183–201, Dec. 2016.
 - [37] C. Hu, W. A. Smith, R. B. Randall, and Z. Peng, “Development of a gear vibra-

- tion indicator and its application in gear wear monitoring,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 76-77, pp. 319–336, Aug. 2016.
- [38] C. Kar and A. Mohanty, “Monitoring gear vibrations through motor current signature analysis and wavelet transform,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 20, no. 1, pp. 158–187, 2006.
 - [39] C. Verucchi, G. Bossio, J. Bossio, and G. Acosta, “Fault detection in gear box with induction motors: an experimental study,” *IEEE Intelligent Systems and their Applications*, vol. 14, no. 6, pp. 2726–2731, 2016.
 - [40] A. Mohanty and C. Kar, “Fault detection in a multistage gearbox by demodulation of motor current waveform,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 53, no. 4, pp. 1285–1297, Jun. 2006.
 - [41] S. H. Kia, H. Henao, and G.-A. Capolino, “Gear tooth surface damage fault detection using induction machine stator current space vector analysis,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 62, no. 3, pp. 1866–1878, Mar. 2015.
 - [42] Y. H. Ali, S. M. Ali, R. A. Rahman, and R. I. Raja-Hamzah, “Acoustic emission and artificial intelligent methods in condition monitoring of rotating machine a review,” in *National Conference For Postgraduate Research (NCON-PGR 2016)*, 2016.
 - [43] S. Ulus and S. Erkaya, “An experimental study on gear diagnosis by using acoustic emission technique,” *International Journal of Acoustics and Vibration*, vol. 21, no. 1, pp. 103–111, 2016.
 - [44] M. A. Hamel, “Condition monitoring of helical gears using acoustic emission (AE) technology,” PhD Thesis, School of Engineering, Cranfield University, 2013, 00000.
 - [45] D. Ozevin, J. Cox, W. Hardman, S. Kessler, and A. Timmons, “Fatigue crack detection at gearbox spline component using acoustic emission method,” in *Prognostics and Health Management Society*, 2014.
 - [46] Y. Qu, D. He, J. Yoon, B. V. Hecke, E. Bechhoefer, and J. Zhu, “Gearbox tooth cut fault diagnostics using acoustic emission and vibration sensors a comparative

- study,” *Sensors*, vol. 14, no. 1, pp. 1372–1393, Jan. 2014.
- [47] A. Ahmaida, D. Zhen, F. Gu, and A. Ball, “Gear wear process monitoring using acoustic signals,” in *21st International Congress on Sound and Vibration*, July 2014, pp. 1–8.
 - [48] B. Eftekharnnejad and D. Mba, “Monitoring natural pitting progress on helical gear mesh using acoustic emission and vibration,” *Strain*, vol. 47, pp. 299–310, Dec. 2011.
 - [49] P. Boshkoski and A. Urevc, “Monitoring pitting gear faults using electrical current and sound emissions,” in *9th International PhD Workshop on Systems and Control*, Izola, Slovenia, Oct. 2008, pp. 1–6.
 - [50] S. H. Kia, H. Henao, and G.-A. Capolino, “A comparative study of acoustic, vibration and stator current signatures for gear tooth fault diagnosis,” in *2012 XXth International Conference on Electrical Machines (ICEM)*. IEEE, 2012, pp. 1514–1519.
 - [51] W. Li and C. K. Mechefske, “Detection of induction motor faults: A comparison of stator current, vibration and acoustic method,” *Journal of Vibration and Control*, vol. 12, no. 2, pp. 165–188, Feb. 2006.
 - [52] T. Loutas, D. Roulias, E. Pauly, and V. Kostopoulos, “The combined use of vibration, acoustic emission and oil debris on-line monitoring towards a more effective condition monitoring of rotating machinery,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 25, no. 4, pp. 1339–1352, May 2011.
 - [53] R. Moreno, J. Chicharro, and P. Pintado, “Comparison of minimum detectable crack size in a geared system from three different vibration transducer types,” *Experimental Techniques*, vol. 38, no. 1, pp. 76–87, Jan. 2014.
 - [54] C. K. Tan, P. Irving, and D. Mba, “Diagnostics and prognostics with acoustic emission, vibration and spectrometric oil analysis for spur gears a comparative study,” *Insight-Non-Destructive Testing and Condition Monitoring*, vol. 47, no. 8, pp. 478–480, 2005.
 - [55] —, “A comparative experimental study on the diagnostic and prognostic ca-

- pabilities of acoustics emission, vibration and spectrometric oil analysis for spur gears,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 21, no. 1, pp. 208–233, 2007.
- [56] S. Venugopal, “Acoustics, vibration, or condition monitoring: Fusion of vibration based features for gear condition classification,” in *15th International Congress on Sound and Vibration 2008*, vol. 2008, no. 1, 2008, pp. 1183–1190.
 - [57] Z. Liu, W. Guo, Z. Tang, and Y. Chen, “Multi-sensor data fusion using a relevance vector machine based on an ant colony for gearbox fault detection,” *Sensors*, vol. 15, no. 9, pp. 21 857–21 875, Aug. 2015.
 - [58] C. G. Ortiz Farfán and I. A. Pérez Rivera, “Adquisición de señales vibracionales y emisiones acústicas combinando fallos en maquinaria rotativa y elaboración de guías de práctica sobre detección de fallos en engranajes por medio de emisiones acústicas,” Trabajo de Titulación de Ingeniero Mecánico, Universidad Politécnica Salesiana, Cuenca, Ecuador, 2016.
 - [59] E. E. Pacheco Córdova, “Adquisición de señales de vibración y emisión acústica para el diagnóstico de severidad de fallos en maquinaria rotativa,” Trabajo de Titulación de Ingeniero Mecánico, Universidad Politécnica Salesiana, Cuenca, Ecuador, 2018.
 - [60] D. E. Chingal Imaicela, “Adquisición de señales de corriente del motor de inducción combinando fallos en la maquinaria rotativa y elaboración de una guía de práctica sobre detección de fallos por medio del afcm,” Trabajo de Titulación de Ingeniero Mecánico, Universidad Politécnica Salesiana, Cuenca, Ecuador, 2018.
 - [61] N. Bayar, S. Darmoul, S. Hajri-Gabouj, and H. Pierreval, “Fault detection, diagnosis and recovery using artificial immune systems: A review,” *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 46, pp. 43–57, Nov. 2015.
 - [62] G. Niu, *Data-Driven Technology for Engineering Systems Health Management*. Springer, 2017.
 - [63] M. S. Kan, A. C. Tan, and J. Mathew, “A review on prognostic techniques for non-stationary and non-linear rotating systems,” *Mechanical Systems and Signal*

Processing, vol. 62-63, pp. 1–20, Oct. 2015.

- [64] S. Yin, S. X. Ding, X. Xie, and H. Luo, “A review on basic data-driven approaches for industrial process monitoring,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 61, no. 11, pp. 6418–6428, Nov. 2014.
- [65] Y. Xu, Y. Sun, J. Wan, X. Liu, and Z. Song, “Industrial big data for fault diagnosis: Taxonomy, review, and applications,” *IEEE Access*, vol. 5, pp. 17 368–17 380, 2017.
- [66] J. Park, J. M. Ha, H. Oh, B. D. Youn, J.-H. Choi, and N. H. Kim, “Model-based fault diagnosis of a planetary gear: A novel approach using transmission error,” *IEEE Transactions on Reliability*, vol. 65, no. 4, pp. 1830–1841, 2016.
- [67] C. J. Li and J. Limmer, “Model-based condition index for tracking gear wear and fatigue damage,” *Wear*, vol. 241, no. 1, pp. 26–32, 2000.
- [68] R. Isermann, *Fault-diagnosis systems: an introduction from fault detection to fault tolerance*. New York, NY: Springer, 2006.
- [69] E. Khalastchi, M. Kalech, G. A. Kaminka, and R. Lin, “Online data-driven anomaly detection in autonomous robots,” *Knowledge and Information Systems*, vol. 43, no. 3, pp. 657–688, Jun. 2015.
- [70] M. Yang and V. Makis, “Arx model-based gearbox fault detection and localization under varying load conditions,” *Journal of Sound and Vibration*, vol. 329, no. 24, pp. 5209–5221, 2010.
- [71] Y. Zhan, V. Makis, and A. K. Jardine, “Adaptive state detection of gearboxes under varying load conditions based on parametric modelling,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 20, no. 1, pp. 188–221, Jan. 2006.
- [72] Y. Zhan and V. Makis, “A robust diagnostic model for gearboxes subject to vibration monitoring,” *Journal of Sound and Vibration*, vol. 290, no. 3-5, pp. 928–955, Mar. 2006.
- [73] H. Stadhouders, *A framework for implementing condition based maintenance based on operational data*. Eindhoven, NL: Eindhoven University of Technology,

2011.

- [74] X. Gros, *NDT data fusion*. New York, NY: John Wiley & Sons, 1997.
- [75] M. Perzyk, A. Kochanski, J. Kozłowski, A. Soroczynski, and R. Biernacki, “Comparison of data mining tools for significance analysis of process parameters in applications to process fault diagnosis,” *Information Sciences*, vol. 259, pp. 380–392, 2014.
- [76] D. Raheja, J. Llinas, R. Nagi, and C. Romanowski, “Data fusion/data mining-based architecture for condition-based maintenance,” *International Journal of Production Research*, vol. 44, no. 14, pp. 2869–2887, Jul. 2006.
- [77] Z. Zhang, “Data mining approaches for intelligent condition-based maintenance: A framework of intelligent fault diagnosis and prognosis system (IFDPS),” PhD Thesis, Department of Production and Quality Engineering, Norwegian University of Science and Technology NTNU, 2014.
- [78] M. Baqqar, M. Ahmed, and F. Gu, “Data mining for gearbox condition monitoring,” in *Proceedings of the 17th International Conference on Automation & Computing*. Huddersfield: Chinese Automation and Computing Society, Sep. 2011, pp. 152–156.
- [79] T. P. Banerjee and S. Das, “Multi-sensor data fusion using support vector machine for motor fault detection,” *Information Sciences*, vol. 217, pp. 96–107, Dec. 2012.
- [80] G. Hang and Y. Min, “Data fusion in distributed multi-sensor system,” *Geospatial Information Science*, vol. 7, no. 3, pp. 214–217, Jan. 2004.
- [81] B. Khaleghi, A. Khamis, F. O. Karray, and S. N. Razavi, “Corrigendum to multisensor data fusion: A review of the state of the art [Information Fusion 14 (1) (2013) 28–44],” *Information Fusion*, vol. 14, no. 4, p. 562, Oct. 2013.
- [82] Y. Lei, J. Lin, Z. He, and D. Kong, “A method based on multi-sensor data fusion for fault detection of planetary gearboxes,” *Sensors*, vol. 12, no. 2, pp. 2005–2017, Feb. 2012.

- [83] B. Gren, P. Kepski, and T. Barszcz, “Challenges in maintenance of vibration monitoring systems dedicated to underground mining machinery,” *Diagnostyka*, pp. 13–18, 2012.
- [84] P. Kepski and T. Barszcz, “Validation of vibration signals for diagnostics of mining machinery,” *Diagnostyka*, pp. 25–30, 2012.
- [85] F. Chaari, R. Zimroz, W. Bartelmus, T. Fakhfakh, and M. Haddar, “Model based investigation on a two stages gearbox dynamics under non stationary operations,” in *Condition Monitoring of Machinery in Non-Stationary Operations*, 2012, pp. 133–142.
- [86] R. Bogue, “Sensors for condition monitoring: a review of technologies and applications,” *Sensor Review*, vol. 33, no. 4, pp. 295–299, 2013.
- [87] A. Davies, *Handbook of Condition Monitoring*. Dordrecht, NL: Springer Netherlands, 1998.
- [88] J. Courrech and R. L. Eshleman, *Condition monitoring of machinery*, 5th ed. McGraw-Hill, 1995.
- [89] P. Vecer, M. Kreidl, and R. Smid, “Condition indicators for gearbox condition monitoring systems,” *Acta Polytechnica*, vol. 45, pp. 35–43, 2005.
- [90] S. Aouabdi, M. Taibi, S. Bouras, and N. Boutasseta, “Using multi-scale entropy and principal component analysis to monitor gears degradation via the motor current signature analysis,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 90, pp. 298–316, Jun. 2017.
- [91] R. B. Randall, *Vibration-based condition monitoring: industrial, aerospace and automotive applications*. West Sussex, UK: John Wiley & Sons, Apr. 2011.
- [92] V. Sharma and A. Parey, “Frequency domain averaging based experimental evaluation of gear fault without tachometer for fluctuating speed conditions,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 85, pp. 278–295, Feb. 2017.
- [93] P. Jayaswal, A. K. Wadhwani, and K. B. Mulchandani, “Machine fault signature analysis,” *International Journal of Rotating Machinery*, vol. 2008, pp. 1–10,

2008.

- [94] G. Dalpiaz and A. Rivola, “Condition monitoring and diagnostics in automatic machines: comparison of vibration analysis techniques,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 11, no. 1, pp. 53–73, 1997.
- [95] J. Zhang, L. Hong, and J. S. Dhupia, “Gear fault detection in planetary gearbox using stator current measurement of ac motors,” in *ASME 2012 5th Annual Dynamic Systems and Control Conference, JSME 2012 11th Motion and Vibration Conference, DSCC 2012-MOVIC 2012*, vol. 1, 2012, pp. 673–680.
- [96] H. Czichos, *Handbook of Technical Diagnostics*. Berlin: Springer, 2013.
- [97] Y.-H. Pao, R. R. Gajewski, and A. N. Ceranoglu, “Acoustic emission and transient waves in an elastic plate,” *The Journal of the Acoustical Society of America*, vol. 65, no. 96, pp. 96–105, Jan. 1979.
- [98] D. Mba and R. B. Rao, “Development of acoustic emission technology for condition monitoring and diagnosis of rotating machines; bearings, pumps, gearboxes, engines and rotating structures,” *The Shock and Vibration Digest*, vol. 38, pp. 3–16, 2006.
- [99] V. M. Baranov, E. M. Kudryavtsev, G. A. Sarychev, and V. M. Schavelin, *Acoustic Emission in Friction*. Oxford, UK: Elsevier, Jul. 2011.
- [100] A. M. Al-Ghamd and D. Mba, “A comparative experimental study on the use of acoustic emission and vibration analysis for bearing defect identification and estimation of defect size,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 20, no. 7, pp. 1537–1571, Oct. 2006.
- [101] B. Eftekharnjad and D. Mba, “Seeded fault detection on helical gears with acoustic emission,” *Applied Acoustics*, vol. 70, no. 4, pp. 547–555, Apr. 2009.
- [102] C. K. Tan and D. Mba, “Identification of the acoustic emission source during a comparative study on diagnosis of a spur gearbox,” *Tribology International*, vol. 38, no. 5, pp. 469–480, 2005.
- [103] —, “The source of acoustic emission during meshing of spur gears,” in *The*

26 th European conference on Acoustic Emission testing EWGAE, 2004, pp. 559–565.

- [104] Y. Qu, “Development of effective and efficient acoustic emission based gear fault diagnosis methods and tools,” PhD Thesis, Mechanical and Industrial Engineering, University of Illinois at Chicago, 2014.
- [105] R. R. Hamzah and D. Mba, “The influence of operating condition on acoustic emission (AE) generation during meshing of helical and spur gear,” *Tribology International*, vol. 42, no. 1, pp. 3–14, 2009.
- [106] K. Miyachika, S. Oda, and T. Koide, “Acoustic emission of bending fatigue process of spur gear teeth,” *International Journal of Fatigue*, vol. 3, no. 19, p. 267, 1997.
- [107] S. Oda, K. Miyachika, T. Koide, and K. Aimi, “Acoustic emission in bending fatigue process of spur gear teeth,” *Transactions of the Japan Society of Mechanical Engineers, Series C*, vol. 58, no. 551, pp. 2219–2225, 1992.
- [108] J. Wheatner, C. Blazakis, and D. Houser, *Gear tooth bending fatigue crack detection by Acoustic Emissions and tooth compliance measurements*. Alexandria, VA: AGMA, 1993.
- [109] H. Sentoku, “AE in tooth surface failure process of spur gears,” *Journal of Acoustic Emission*, vol. 16, no. 1-4, pp. 19–24, 1998.
- [110] A. Singh, D. Houser, and S. Vijayakar, “Early detection of gear pitting,” in *Power Transmission and Gearing Conference ASME*, 1996, pp. 673–678.
- [111] N. Tandon and S. Mata, “Detection of defects in gears by acoustic emission measurements,” *Journal of Acoustic Emission*, vol. 17, pp. 23–27, 1999.
- [112] A. Singh, D. Houser, and S. Vijayakar, “Detecting gear tooth breakage using acoustic emission: a feasibility and sensor placement study,” *Journal of Mechanical Design*, vol. 121, no. 4, pp. 587–593, 1999.
- [113] E. Siores and A. Negro, “Condition monitoring of a gear box using acoustic emission testing,” *Materials Evaluation*, vol. 55, no. 2, 1997.

- [114] M. Hamel, A. Addali, and D. Mba, "Investigation of the influence of oil film thickness on helical gear defect detection using acoustic emission," *Applied acoustics*, vol. 79, pp. 42–46, 2014.
- [115] C. M. Vicuña, "Effects of operating conditions on the acoustic emissions (ae) from planetary gearboxes," *Applied Acoustics*, vol. 77, pp. 150–158, 2014.
- [116] D. He, R. Li, and E. Bechhoefer, "Split torque gearbox fault diagnosis using AE sensors," in *Proceedings IIE Annual Conference*. Institute of Industrial Engineers-Publisher, 2010, p. 1.
- [117] X. Jin, F. Cheng, Y. Peng, W. Qiao, and L. Qu, "A comparative study on vibration and current based approaches for drivetrain gearbox fault diagnosis," in *2016 IEEE Industry Applications Society Annual Meeting*. IEEE, 2016, pp. 1–8.
- [118] R. Li, D. He, and E. Bechhoefer, "Investigation on fault detection for split torque gearbox using acoustic emission and vibration signals," in *Proceedings 2009 Annual Conference of the Prognostics and Health Management Society*, 2009, pp. 1–11.
- [119] T. Loutas, G. Sotiriades, I. Kalaitzoglou, and V. Kostopoulos, "Condition monitoring of a single-stage gearbox with artificially induced gear cracks utilizing on-line vibration and acoustic emission measurements," *Applied Acoustics*, vol. 70, no. 9, pp. 1148–1159, Sep. 2009.
- [120] S. Soua, P. V. Lieshout, A. Perera, T.-H. Gan, and B. Bridge, "Determination of the combined vibrational and acoustic emission signature of a wind turbine gearbox and generator shaft in service as a pre-requisite for effective condition monitoring," *Renewable Energy*, vol. 51, pp. 175–181, Mar. 2013.
- [121] L. Gao, F. Zai, S. Su, H. Wang, P. Chen, and L. Liu, "Study and application of acoustic emission testing in fault diagnosis of low-speed heavy-duty gears," *Sensors*, vol. 11, no. 12, pp. 599–611, Jan. 2011.
- [122] T. J. Holroyd, "Condition monitoring of very slowly rotating machinery using AE techniques," in *14th International congress on Condition monitoring and*

Diagnostic engineering management (COMADEM'2001), 2001, pp. 50 004–4.

- [123] T. J. Holroyd and C. W. Reeves, *The Acoustic Emission & Ultrasonic Monitoring Handbook*. Kingham, UK: Coxmoor Publishing Company, 2000.
- [124] B. Lu, Y. Li, X. Wu, and Z. Yang, “A review of recent advances in wind turbine condition monitoring and fault diagnosis,” in *IEEE Power Electronics and Machines in Wind Applications, PEMWA 2009*. IEEE, 2009, pp. 1–7.
- [125] C. K. Tan and D. Mba, “Limitation of acoustic emission for identifying seeded defects in gearboxes,” *Journal of Nondestructive Evaluation*, vol. 24, no. 1, pp. 11–28, Mar. 2005.
- [126] N. Tandon and A. Choudhury, “A review of vibration and acoustic measurement methods for the detection of defects in rolling element bearings,” *Tribology International*, vol. 32, no. 8, pp. 469–480, 1999.
- [127] T. Toutountzakis, C. K. Tan, and D. Mba, “Application of acoustic emission to seeded gear fault detection,” *NDT & E International*, vol. 38, no. 1, pp. 27–36, Jan. 2005.
- [128] A. R. Mohanty, *Machinery Condition Monitoring. Principles and Practices*. Boca Raton, FL: CRC Press, 2014.
- [129] M. Benbouzid, “A review of induction motors signature analysis as a medium for faults detection,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 47, no. 5, pp. 984–993, 2000.
- [130] P. Vas, *Sensorless vector and direct torque control*. New York, NY: Oxford University Press, 1998.
- [131] H. Henao, G.-A. Capolino, M. Fernandez-Cabanas, F. Filippetti, C. Bruzzese, E. Strangas, R. Pusca, J. Estima, M. Riera-Guasp, and S. Hedayati-Kia, “Trends in fault diagnosis for electrical machines: a review of diagnostic techniques,” *IEEE Industrial Electronics Magazine*, vol. 8, no. 2, pp. 31–42, Jun. 2014.
- [132] M. Haram, T. Wang, F. Gu, and A. Ball, “Electrical motor current signal analysis using a modulation signal bispectrum for the fault diagnosis of a gearbox

- downstream,” *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 364, p. 012050, May 2012.
- [133] C. Rahmoune and D. Benazzouz, “Monitoring gear fault by using motor current signature analysis and fast kurtogram method,” *International Review of Electrical Engineering (IREE)*, vol. 8, no. 2, pp. 616–625, 2013.
 - [134] Q. He, X. Ren, G. Jiang, and P. Xie, “A hybrid feature extraction methodology for gear pitting fault detection using motor stator current signal,” *Insight-Non-Destructive Testing and Condition Monitoring*, vol. 56, no. 6, pp. 326–333, 2014.
 - [135] B. R. Rajendra and S. V. Bhaskar, “Condition monitoring of gear box by using motor current signature analysis,” *International Journal of Scientific and Research Publications*, vol. 3, Aug. 2013.
 - [136] S. H. Kia, H. Henao, and G.-A. Capolino, “Gear tooth surface damage fault detection using induction machine electrical signature analysis,” in *2013 9th IEEE International Symposium on Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives (SDEMPED)*, 2013, pp. 358–364.
 - [137] Y. Peng, W. Qiao, L. Qu, and J. Wang, “Gearbox fault diagnosis using vibration and current information fusion,” in *IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE) 2016*. IEEE, Sep. 2016, pp. 1–6.
 - [138] J. J. Saucedo-Dorantes, M. Delgado-Prieto, J. A. Ortega-Redondo, R. A. Osornio-Rios, and R. J. Romero-Troncoso, “Multiple-fault detection methodology based on vibration and current analysis applied to bearings in induction motors and gearboxes on the kinematic chain, multiple-fault detection methodology based on vibration and current analysis applied to bearings in induction motors and gearboxes on the kinematic chain,” *Shock and Vibration*, vol. 2016, pp. 1–13, Mar. 2016.
 - [139] W. Zhou, T. G. Habetler, and R. G. Harley, “Bearing condition monitoring methods for electric machines: a general review,” in *2007 IEEE International Symposium on Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives*, Sep. 2007, pp. 3–6.

- [140] S. V. Vaseghi, *Advanced digital signal processing and noise reduction*. West Sussex, UK: John Wiley & Sons, 2008.
- [141] K. F. Tom, “Survey of diagnostic techniques for dynamic components,” U.S. Army Research Laboratory, Tech. Rep. ARL-TR-5082, 2010.
- [142] Z. F. Ninoslav, B. Rusmir, and D. Cvetkovic, “Vibration feature extraction methods for gear faults diagnosis-a review,” *Facta Universitatis, Series: Working and Living Environmental Protection*, vol. 12, no. 1, pp. 63–72, 2015.
- [143] K. M. Vagadia and P. J. Chaudhary, “A review article on speaker recognition with feature extraction,” *International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering IJETAE*, vol. 5, no. 2, 2015.
- [144] I. Mierswa and K. Morik, “Automatic feature extraction for classifying audio data,” *Machine learning*, vol. 58, no. 2-3, pp. 127–149, 2005.
- [145] S. Karpagachelvi, M. Arthanari, and M. Sivakumar, “Ecg feature extraction techniques-a survey approach,” *arXiv preprint arXiv:1005.0957*, 2010.
- [146] P. E. William and M. W. Hoffman, “Identification of bearing faults using time domain zero-crossings,” *Mechanical systems and signal processing*, vol. 25, no. 8, pp. 3078–3088, 2011.
- [147] H. Çalış and A. Çakır, “Rotor bar fault diagnosis in three phase induction motors by monitoring fluctuations of motor current zero crossing instants,” *Electric Power Systems Research*, vol. 77, no. 5-6, pp. 385–392, 2007.
- [148] B. Nayana and P. Geethanjali, “Analysis of statistical time-domain features effectiveness in identification of bearing faults from vibration signal,” *IEEE Sensors Journal*, vol. 17, no. 17, pp. 5618–5625, 2017.
- [149] Z. Yang, W. I. Hoi, and J. Zhong, “Gearbox fault diagnosis based on artificial neural network and genetic algorithms,” in *System Science and Engineering (ICSSE), 2011 International Conference on*. IEEE, 2011, pp. 37–42.
- [150] A. K. Nandi, C. Liu, and M. D. Wong, “Intelligent Vibration Signal Processing for Condition Monitoring,” Apr. 2014.

- [151] J. Yuan and X. Liu, "Semi-supervised learning and condition fusion for fault diagnosis," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 38, no. 2, pp. 615–627, Jul. 2013.
- [152] B. Bagheri, H. Ahmadi, and R. Labbafi, "Application of data mining and feature extraction on intelligent fault diagnosis by Artificial Neural Network and k-nearest neighbor," in *Electrical Machines (ICEM), 2010 XIX International Conference on*. IEEE, 2010, pp. 1–7.
- [153] Y. Lei, J. Lin, Z. He, and Y. Zi, "A new approach to intelligent fault diagnosis of rotating machinery," *Expert Systems with Applications*, vol. 35, no. 4, pp. 1593–1600, Nov. 2008.
- [154] X. Zhao, M. J. Zuo, and Z. Liu, "Diagnosis of pitting damage levels of planet gears based on ordinal ranking," in *2011 IEEE Conference on Prognostics and Health Management (PHM)*, 2011, pp. 1–8.
- [155] P. Gupta and S. Wadhwani, "Feature Selection by Genetic Programming, And Artificial Neural Network-based Machine Condition Monitoring," *International Journal of Engineering and Innovative Technology (IJEIT)*, vol. 1, no. 4, pp. 177–181, 2012.
- [156] Z. F. Ninoslav, B. Rusmir, and D. Cvetkovic, "Vibration feature extraction methods for gear faults diagnosis-a review," *Facta Universitatis, Series: Working and Living Environmental Protection*, vol. 12, no. 1, pp. 63–72, 2015.
- [157] B. Sreejith, A. K. Verma, and A. Srividya, "Fault diagnosis of rolling element bearing using time-domain features and neural networks," in *Industrial and Information Systems, 2008. ICIIS 2008. IEEE Region 10 and the Third international Conference on*. IEEE, 2008, pp. 1–6.
- [158] A. Sait and Y. Sharaf-Eldeen, "A review of gearbox condition monitoring based on vibration analysis techniques diagnostics and prognostics," in *Rotating Machinery, Structural Health Monitoring, Shock and Vibration*, 2011, pp. 307–324.
- [159] K. N. Gupta, "VibrationA tool for machine diagnostics and condition monitoring," *Sadhana*, vol. 22, no. 3, pp. 393–410, 1997.

- [160] P. D. Samuel and D. J. Pines, "A review of vibration-based techniques for helicopter transmission diagnostics," *Journal of Sound and Vibration*, vol. 282, no. 1-2, pp. 475–508, Apr. 2005.
- [161] I. Elamvazuthi, G. A. Ling, K. R. K. Nurhanim, P. Vasant, and S. Parasuraman, "Surface electromyography (sEMG) feature extraction based on Daubechies wavelets," in *2013 IEEE 8th Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA)*. IEEE, 2013, pp. 1492–1495.
- [162] A. Phinyomark, F. Quaine, S. Charbonnier, C. Serviere, F. Tarpin-Bernard, and Y. Laurillau, "Feature extraction of the first difference of EMG time series for EMG pattern recognition," *Computer methods and programs in biomedicine*, vol. 117, no. 2, pp. 247–256, 2014.
- [163] O. Cardona, "Time-Frequency analysis of mechanic vibration signals for fault detection in rotating machines," Tesis Maestría, Universidad Nacional de Colombia - Sede Manizales, 2011.
- [164] V. Vakharia, V. K. Gupta, and P. K. Kankar, "A comparison of feature ranking techniques for fault diagnosis of ball bearing," *Soft Computing*, vol. 20, no. 4, pp. 1601–1619, Apr. 2016.
- [165] Y. Zhu, W. Jiang, X. Kong, Z. Zheng, and H. Hu, "An Accurate Integral Method for Vibration Signal Based on Feature Information Extraction," *Shock and Vibration*, vol. 2015, pp. 1–13, 2015.
- [166] I.-K. Jeong, M. Kang, J. Kim, J.-M. Kim, J.-M. Ha, B.-K. Choi, and W. Xu, "Enhanced DET-Based Fault Signature Analysis for Reliable Diagnosis of Single and Multiple-Combined Bearing Defects," *Shock and Vibration*, vol. 2015, 2015.
- [167] K. F. Tom, "A Primer on Vibrational Ball Bearing Feature Generation for Prognostics and Diagnostics Algorithms," DTIC Document, Tech. Rep., 2015.
- [168] Y. Fuqing and U. Kumar, "Statistical index development from time domain for rolling element bearings," *Int J Perform Eng*, vol. 10, no. 3, p. 313, 2014.
- [169] H. Kumar, S. P. Pai, N. Sriram, and G. Vijay, "Rolling element bearing fault diagnostics: Development of health index," *Proceedings of the Institution of Me-*

chanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science, vol. 231, no. 21, pp. 3923–3939, Nov. 2017.

- [170] Ahmed, Mahmud, Abdusslam, S.A., Baqqar, Mabrouka, Gu, Fengshou and Ball, Andrew, “Fault Classification of Reciprocating Compressor Based on Neural Networks and Support Vector Machines,” 2011.
- [171] A. Sharma, M. Amarnath, and P. Kankar, “Feature extraction and fault severity classification in ball bearings,” *Journal of Vibration and Control*, vol. 22, no. 1, pp. 176–192, Jan. 2016.
- [172] S. W. Lee, T. Yi, J.-W. Jung, and Z. Bien, “Design of a Gait Phase Recognition System That Can Cope With EMG Electrode Location Variation,” *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, pp. 1–11, 2015.
- [173] A. Phinyomark, C. Limsakul, and P. Phukpattaranont, “A novel feature extraction for robust EMG pattern recognition,” *arXiv preprint arXiv:0912.3973*, 2009.
- [174] R. Chowdhury, M. Reaz, M. Ali, A. Bakar, K. Chellappan, and T. Chang, “Surface Electromyography Signal Processing and Classification Techniques,” *Sensors*, vol. 13, no. 9, pp. 12 431–12 466, Sep. 2013.
- [175] C. Shen, D. Wang, F. Kong, and P. W. Tse, “Fault diagnosis of rotating machinery based on the statistical parameters of wavelet packet paving and a generic support vector regressive classifier,” *Measurement*, vol. 46, no. 4, pp. 1551–1564, May 2013.
- [176] D. Wang, P. W. Tse, W. Guo, and Q. Miao, “Support vector data description for fusion of multiple health indicators for enhancing gearbox fault diagnosis and prognosis,” *surement Science and Technology*, vol. 22, no. 2, p. 025102, Feb. 2011.
- [177] B. Mokhlesabadifarhani and V. K. Gunjan, *EMG Signals Characterization in Three States of Contraction by Fuzzy Network and Feature Extraction*. Springer, 2015.
- [178] R. K. Raut and A. A. Gurjar, “Bio-medical (EMG) Signal Feature Extraction

Using Wavelet Transform for Design of Prosthetic Leg,” *International Journal of Electronics, Communication and Soft Computing Science & Engineering (IJECSCE)*, vol. 4, p. 81, 2015.

- [179] A. Phinyomark, A. Nuidod, P. Phukpattaranont, and C. Limsakul, “Feature extraction and reduction of wavelet transform coefficients for EMG pattern classification,” *Elektronika ir Elektrotechnika*, vol. 122, no. 6, pp. 27–32, 2012.
- [180] W. Huang, F. Kong, and X. Zhao, “Spur bevel gearbox fault diagnosis using wavelet packet transform and rough set theory,” *Journal of Intelligent Manufacturing*, Dec. 2015.
- [181] J. Sikorska and M. Hodkiewicz, “Comparison of acoustic emission, vibration and dynamic pressure measurements for detecting change in flow conditions on a centrifugal pump,” in *18th International Congress and Exhibition on Condition Monitoring and Diagnostic Engineering Management COMADEM*, 2005.
- [182] M. Norton and S. Drew, *Vibration generated sound / Fundamentals*. Elsevier, 2001, pp. 1443–1455.
- [183] A. A. Mohammed, R. D. Neilson, W. F. Deans, and P. MacConnell, “Crack detection in a rotating shaft using artificial neural networks and PSD characterisation,” *Meccanica*, vol. 49, no. 2, pp. 255–266, Feb. 2014.
- [184] S. Lee and P. White, “Two-stage adaptive line enhancer and sliced wigner trispectrum for the characterization of faults from gear box vibration data,” *Journal of Vibration and Acoustics*, vol. 121, no. 4, pp. 488–494, 1999.
- [185] Z. Youjian and L. Jian, “Feature extraction of gearbox fault diagnosis based on cepstrum analysis,” *Science Mosaic*, vol. 8, p. 043, 2008.
- [186] A. V. Oppenheim and R. W. Schaffer, “From frequency to quefrency: A history of the cepstrum,” *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 21, no. 5, pp. 95–106, 2004.
- [187] Y. Lei, M. J. Zuo, Z. He, and Y. Zi, “A multidimensional hybrid intelligent method for gear fault diagnosis,” *Expert Systems with Applications*, vol. 37, no. 2, pp. 1419–1430, Mar. 2010.

- [188] Y. Lei, Z. He, Y. Zi, and X. Chen, “New clustering algorithm-based fault diagnosis using compensation distance evaluation technique,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 22, no. 2, pp. 419–435, Feb. 2008.
- [189] H. Q. Wang and P. Chen, “Fault diagnosis of centrifugal pump using symptom parameters in frequency domain,” *Agricultural Engineering International: The CIGR EJournal.*, 2007.
- [190] G. C. A. P. H. Hu and P. P. C. Limsakul, “Evaluation of EMG Feature Extraction for Classification of Exercises in Preventing Falls in the Elderly,” 2012.
- [191] T. Giannakopoulos and A. Pikrakis, *Introduction to audio analysis: a Matlab approach*, 1st ed., ser. MATLAB examples. Amsterdam: Academic Press, an imprint of Elsevier, 2014, oCLC: 879185833.
- [192] H.-G. Kim, N. Moreau, and T. Sikora, *MPEG-7 audio and beyond: audio content indexing and retrieval*. Chichester: Wiley, 2005, oCLC: 728067493.
- [193] Y. N. Pan, J. Chen, and X. L. Li, “Spectral entropy: a complementary index for rolling element bearing performance degradation assessment,” *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science*, vol. 223, no. 5, pp. 1223–1231, May 2009.
- [194] N. Baydar and A. Ball, “Detection of gear failures via vibration and acoustic signals using wavelet transform,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 17, no. 4, pp. 787–804, Jul. 2003.
- [195] W. Wang. and P. McFadden, “Early detection of gear failure by vibration analysis i. calculation of the time-frequency distribution,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 7, no. 3, pp. 193–203, May 1993.
- [196] Y. Lei, J. Lin, Z. He, and M. J. Zuo, “A review on empirical mode decomposition in fault diagnosis of rotating machinery,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 35, no. 1-2, pp. 108–126, Feb. 2013.
- [197] R. Yan, R. X. Gao, and X. Chen, “Wavelets for fault diagnosis of rotary machines: A review with applications,” *Signal Processing*, vol. 96, no. A, pp. 1–15, Mar. 2014.

- [198] H. Bendjama, S. Bouhouche, and M. S. Boucherit, “Application of Wavelet transform for fault diagnosis in rotating machinery,” *International Journal of Machine Learning and Computing*, vol. 2, no. 1, pp. 82–87, 2012.
- [199] S. K. Abraham, V. Sugumaran, and M. Amarnath, “Acoustic signal based condition monitoring of gearbox using wavelets and decision tree classifier,” *Indian Journal of Science and Technology*, vol. 9, no. 33, pp. 1–9, Sep. 2016.
- [200] Z. Ye, B. Wu, and A. Sadeghian, “Current signature analysis of induction motor mechanical faults by wavelet packet decomposition,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 50, no. 6, pp. 1217–1228, 2003.
- [201] N. Saravanan and K. Ramachandran, “Incipient gear box fault diagnosis using discrete wavelet transform (DWT) for feature extraction and classification using artificial neural network (ANN),” *Expert Systems with Applications*, vol. 37, no. 6, pp. 4168–4181, Jun. 2010.
- [202] J. Wang, D. Kong, S. Dong, and C. Wang, “The gearbox fault diagnosis based on Wavelet transform,” in *International Industrial Informatics and Computer Engineering Conference (IIICEC 2015)*, 2015.
- [203] H. Chen, Y. Lu, and L. Tu, “Fault identification of gearbox degradation with optimized wavelet neural network,” *Shock and Vibration*, vol. 20, no. 2, pp. 247–262, 2013.
- [204] X. Fan and M. J. Zuo, “Gearbox fault detection using Hilbert and wavelet packet transform,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 20, no. 4, pp. 966–982, May 2006.
- [205] C. Scheer, W. Reimche, and F. wilhelm Bach, “Early fault detection at gear units by acoustic emission and wavelet analysis,” *Journal of Acoustic Emission*, vol. 25, pp. 331–340, 2007.
- [206] M. J. Gómez-García, “Metodología de selección de indicadores óptimos para el análisis y diagnosis del estado de la máquina: aplicación a elementos mecánicos rotativos,” Tesis Doctoral, Departamento de Ingeniería Mecánica, Madrid, España, 2014.

- [207] C. Castejón, M. Gómez, J. Prada, and A. Junior, “Automatic selection of the WPT decomposition level for condition monitoring of rotor elements based on the sensitivity analysis of the Wavelet energy,” *International Journal of Acoustics and Vibration*, vol. 20, no. 2, pp. 95–100, 2015.
- [208] V. Bolón-Canedo, N. S. M. no, and A. Betanzos, *Feature Selection for High-Dimensional Data*. Switzerland: Springer International Publishing, 2015.
- [209] J. C. Ang, A. Mirzal, H. Haron, and H. N. Hamed, “Supervised, unsupervised, and semi supervised feature selection: A review on gene selection,” *IEEE/ACM Trans. Comput. Biol. Bioinform*, vol. 13, p. 971 989, 2016.
- [210] Z. A. Zhao and H. Liu, *Spectral feature selection for data mining*. CRC Press, 2011.
- [211] Y. Bengio, J.-f. Paiement, P. Vincent, O. Delalleau, N. L. Roux, and M. Ouimet, “Out-of-sample extensions for lle, isomap, mds, eigenmaps, and spectral clustering,” in *Advances in neural information processing systems*, 2004, pp. 177–184.
- [212] J. Hamon, “Optimisation combinatoire pour la sélection de variables en régression en grande dimension: Application en génétique animale,” Ph.D. dissertation, Université des Sciences et Technologie de Lille-Lille I, 2013.
- [213] A. Jović, K. Brkić, and N. Bogunović, “A review of feature selection methods with applications,” in *2015 38th International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics (MIPRO)*. IEEE, 2015, pp. 1200–1205.
- [214] V. Mladenov, C. Jayne, and L. Iliadis, *Engineering Applications of Neural Networks*. Berlin: Springer, 2016.
- [215] Z. Wang, Y. Zhang, Z. Chen, H. Yang, Y. Sun, J. Kang, Y. Yang, and X. Liang, “Application of relieff algorithm to selecting feature sets for classification of high resolution remote sensing image,” in *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2016 IEEE International*. IEEE, 2016, pp. 755–758.
- [216] R. L. Plackett, “Karl pearson and the chi-squared test,” *International Statistical Review/Revue Internationale de Statistique*, pp. 59–72, 1983.

- [217] V. Vinay, G. V. Kumar, and K. P. Kumar, "Application of chi square feature ranking technique and random forest classifier for fault classification of bearing faults," in *Proceedings of the 22th International Congress on Sound and Vibration, Florence, Italy*, 2015, pp. 12–16.
- [218] J. Novaković, "Toward optimal feature selection using ranking methods and classification algorithms," *Yugoslav Journal of Operations Research*, vol. 21, no. 1, 2016.
- [219] S. Aksoy and R. M. Haralick, "Feature normalization and likelihood-based similarity measures for image retrieval," *Pattern recognition letters*, vol. 22, no. 5, pp. 563–582, 2001.
- [220] S. Ioffe and C. Szegedy, "Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift," in *International conference on machine learning*, 2015, pp. 448–456.
- [221] Z. Liu *et al.*, "A method of svm with normalization in intrusion detection," *Procedia Environmental Sciences*, vol. 11, pp. 256–262, 2011.
- [222] J. Liu, C. S. Yang, and Q. F. Lou, "Vibration analysis based feature extraction for bearing fault detection," *Applied Mechanics and Materials*, vol. 197, pp. 124–128, Sep. 2012.
- [223] Z. Y. Han, Y. L. Liu, H. Y. Jin, and H. Y. Fu, "A review of methodologies used for fault diagnosis of gearbox," *Applied Mechanics and Materials*, vol. 415, pp. 510–514, Sep. 2013.
- [224] G. Piatetsky-Shapiro, "The data-mining industry coming of age," *IEEE Intelligent Systems and their Applications*, vol. 14, no. 6, pp. 32–34, 1999.
- [225] M. H. Lee, "The knowledge-based factory," *Artificial Intelligence in Engineering*, vol. 8, no. 2, pp. 109–125, 1993.
- [226] H. Liu and H. Motoda, *Feature selection for knowledge discovery and data mining*. Boston: Springer US, 1998, no. 454.
- [227] X. Wu, V. Kumar, J. R. Quinlan, J. Ghosh, Q. Yang, H. Motoda, G. J. McLa-

- chlan, A. Ng, B. Liu, P. S. Yu, Z.-H. Zhou, M. Steinbach, D. J. Hand, and D. Steinberg, "Top 10 algorithms in data mining," *Knowledge and Information Systems*, vol. 14, no. 1, pp. 1–37, Jan. 2008.
- [228] Z. Liu, M. J. Zuo, and H. Xu, "Feature ranking for support vector machine classification and its application to machinery fault diagnosis," *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science*, vol. 227, no. 9, pp. 2077–2089, Sep. 2013.
- [229] E. J. Carmona-Suárez, "Tutorial sobre Máquinas de Vectores Soporte (SVM)," Dpto. de Inteligencia Artificial, ETS de Ingeniería Informática, Universidad Nacional de Educación a Distancia (UNED), Tech. Rep. SVM, 2014.
- [230] C. Burges, "A tutorial on support vector machines for pattern recognition," *Data Mining and Knowledge Discovery*, vol. 2, no. 2, pp. 121–167, 1998.
- [231] J. Shawe-Taylor and N. Cristianini, *Kernel methods for pattern analysis*. New York, NY: Cambridge University Press, 2004.
- [232] L. Auria and R. A. Moro, "Support vector machines (svm) as a technique for solvency analysis," *DIW Berlin Discussion*, vol. 811, pp. 1–16, 2008.
- [233] V. Vakharia, V. Gupta, and P. Kankar, "A comparison of feature ranking techniques for fault diagnosis of ball bearing," *Soft Computing*, vol. 20, no. 4, pp. 1601–1619, 2016.
- [234] V. Vinay, G. V. Kumar, and K. P. Kumar, "Application of chi square feature ranking technique and random forest classifier for fault classification of bearing faults," in *Proceedings of the 22th International Congress on Sound and Vibration, Florence, Italy*, 2015, pp. 12–16.
- [235] B. Samanta, "Gear fault detection using artificial neural networks and support vector machines with genetic algorithms," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 18, no. 3, pp. 625–644, 2004.
- [236] Y. Xu and W. Li, "Fault diagnosis for gearbox based on genetic-SVM classifier," in *2010 The 2nd International Conference on Computer and Automation Engineering (ICCAE)*, vol. 1. IEEE, 2010, pp. 361–363.

- [237] D. Lu and W. Qiao, "Adaptive feature extraction and SVM classification for real-time fault diagnosis of drivetrain gearboxes," in *IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE) 2013*. IEEE, 2013, pp. 3934–3940.
- [238] X. Wu, V. Kumar, J. R. Quinlan, J. Ghosh, Q. Yang, H. Motoda, G. J. McLachlan, A. Ng, B. Liu, S. Y. Philip *et al.*, "Top 10 algorithms in data mining," *Knowledge and information systems*, vol. 14, no. 1, pp. 1–37, 2008.
- [239] L.-Y. Hu, M.-W. Huang, S.-W. Ke, and C.-F. Tsai, "The distance function effect on k-nearest neighbor classification for medical datasets," *SpringerPlus*, vol. 5, no. 1, p. 1304, 2016.
- [240] O. Kramer, *Dimensionality reduction with unsupervised nearest neighbors*. Springer, 2017.
- [241] D. Wang, "K-nearest neighbors based methods for identification of different gear crack levels under different motor speeds and loads: Revisited," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 70, pp. 201–208, 2016.
- [242] Y. Lei and M. J. Zuo, "Gear crack level identification based on weighted k nearest neighbor classification algorithm," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 23, no. 5, pp. 1535–1547, 2009.
- [243] A. Moosavian, H. Ahmadi, A. Tabatabaeefar, and M. Khazaei, "Comparison of two classifiers; k-nearest neighbor and artificial neural network, for fault diagnosis on a main engine journal-bearing," *Shock and Vibration*, vol. 20, no. 2, pp. 263–272, 2013.
- [244] D. Dou and S. Zhou, "Comparison of four direct classification methods for intelligent fault diagnosis of rotating machinery," *Applied Soft Computing*, vol. 46, pp. 459–468, 2016.
- [245] R. Liu, B. Yang, E. Zio, and X. Chen, "Artificial intelligence for fault diagnosis of rotating machinery: A review," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 108, pp. 33–47, 2018.
- [246] M. Hossin and M. Sulaiman, "A review on evaluation metrics for data classification evaluations," *International Journal of Data Mining & Knowledge Mana-*

gement Process, vol. 5, no. 2, p. 1, 2015.

- [247] R. Kohavi *et al.*, “A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection,” in *Ijcai*, vol. 14, no. 2. Montreal, Canada, 1995, pp. 1137–1145.
- [248] E. Blasch, I. Kadar, J. Salerno, M. M. Kokar, S. Das, G. M. Powell, D. D. Corkill, and E. H. Ruspini, “Issues and challenges of knowledge representation and reasoning methods in situation assessment (Level 2 Fusion),” in *Defense and Security Symposium*. International Society for Optics and Photonics, 2006, pp. 623 510–14.
- [249] M. Liggins, D. Hall, and J. Llinas, *Handbook of multisensor data fusion: theory and practice*, 2nd ed. Boca Raton, FL: CRC Press, 2009.
- [250] L. Jing, T. Wang, M. Zhao, and P. Wang, “An adaptive multi-sensor data fusion method based on deep convolutional neural networks for fault diagnosis of planetary gearbox,” *Sensors*, vol. 17, no. 2, p. 414, Feb. 2017.
- [251] Y. Lu, J. Tang, and H. Luo, “Wind turbine gearbox fault detection using multiple sensors with features level data fusion,” *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, vol. 134, no. 4, pp. 042 501–8, 2012.
- [252] M. Khazaei, H. Ahmadi, M. Omid, A. Banakar, and A. Moosavian, “Feature-level fusion based on wavelet transform and artificial neural network for fault diagnosis of planetary gearbox using acoustic and vibration signals,” *Insight-Non-Destructive Testing and Condition Monitoring*, vol. 55, no. 6, pp. 323–330, 2013.
- [253] G. Cheng, X. hui Chen, X. lei Shan, H. guang Liu, and C. fei Zhou, “A new method of gear fault diagnosis in strong noise based on multi-sensor information fusion,” *Journal of Vibration and Control*, pp. 1504–1515, Jul. 2014.
- [254] P. J. Dempsey, R. F. Handschuh, and A. A. Afjeh, “Decision fusion analysis detects spiral bevel gear damage,” *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, vol. 18, no. 9, pp. 11–17, 2003.
- [255] M. Khazaei, H. Ahmadi, M. Omid, A. Moosavian, and M. Khazaei, “Classi-

- fier fusion of vibration and acoustic signals for fault diagnosis and classification of planetary gears based on Dempster Shafer evidence theory,” *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part E: Journal of Process Mechanical Engineering*, vol. 228, no. 1, pp. 21–32, 2014.
- [256] R.-V. Sánchez, P. Lucero, R. E. Vásquez, M. Cerrada, J.-C. Macancela, and D. Cabrera, “Feature ranking for multi-fault diagnosis of rotating machinery by using random forest and knn,” *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, vol. 34, no. 6, pp. 3463–3473, 2018.
 - [257] K. Loparo, “Bearing vibration data set,” <http://www.eecs.cwru.edu/laboratory/bearing/download.htm>, 2003.
 - [258] M. Cerrada, R.-V. Sánchez, F. Pacheco, D. Cabrera, G. Zurita, and C. Li, “Hierarchical feature selection based on relative dependency for gear fault diagnosis,” *Applied Intelligence*, vol. 44, no. 3, pp. 687–703, 2016.
 - [259] C. Li, R.-V. Sanchez, G. Zurita, M. Cerrada, D. Cabrera, and R. E. Vásquez, “Multimodal deep support vector classification with homologous features and its application to gearbox fault diagnosis,” *Neurocomputing*, vol. 168, pp. 119–127, 2015.
 - [260] ———, “Gearbox fault diagnosis based on deep random forest fusion of acoustic and vibratory signals,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 76, pp. 283–293, 2016.
 - [261] M. Cerrada, G. Zurita, D. Cabrera, R.-V. Sánchez, M. Artés, and C. Li, “Fault diagnosis in spur gears based on genetic algorithm and random forest,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 70, pp. 87–103, 2016.
 - [262] D. Cabrera, F. Sancho, R.-V. Sánchez, G. Zurita, M. Cerrada, C. Li, and R. E. Vásquez, “Fault diagnosis of spur gearbox based on random forest and wavelet packet decomposition,” *Frontiers of Mechanical Engineering*, vol. 10, no. 3, pp. 277–286, 2015.
 - [263] D. Cabrera, F. Sancho, C. Li, M. Cerrada, R.-V. Sánchez, F. Pacheco, and J. V. de Oliveira, “Automatic feature extraction of time-series applied to fault severity

assessment of helical gearbox in stationary and non-stationary speed operation,”
Applied Soft Computing, vol. 58, pp. 53–64, 2017.

ANEXOS

**A.. RESULTADOS DEL SD1 PARA LA BASE DE DATOS DEL FALLO
DE ROTURA**

**A.1.. RESULTADOS DEL SD1 PARA EL FALLO DE ROTURA EN EL
DOMINIO DEL TIEMPO**

Tabla A1.1: Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo de las señales de vibración para el fallo de rotura

ReliefF			Chi- Cuadrado			Ganancia de información		
	Ranking	KNN (%)		Ranking	KNN (%)		Ranking	KNN (%)
A1	1 Media	11,15	1	Media	11,15	1	Media	11,15
	2 Asimetría	18,99	2	Relación desviación-media	36,42	2	Factor de latitud	21,80
	3 Cambio de signo de pendiente	52,27	3	Curtosis	69,94	3	Cruce por cero	45,83
	4 Cruce por cero	79,44	4	Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	87,78	4	Cambio de signo de pendiente	71,18
	5 Límite superior de histograma	89,10	5	Operador de energía	89,10	5	Índice de margen	74,73
	6 Índice de margen	90,01	6	Diferencia absoluta del valor de varianza	92,40	6	Asimetría	88,94
	7 Curtosis	91,41	7	Cambio de signo de pendiente	95,13	7	Operador de energía	88,85
	8 Factor de latitud	91,66	8	Factor de latitud	94,14	8	Límite superior de histograma	90,92
	9 Factor de holgura	91,00	9	Relación Log-Log	94,05	9	Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	94,47
	10 Relación desviación-media	91,82	10	K-ésimo momento central	94,96	10	Curtosis	94,88
A2	1 Índice de margen	11,15	1	Longitud fractal máxima	11,15	1	Media	11,15
	2 Cruce por cero	26,67	2	Diferencia absoluta del valor de varianza	39,64	2	Longitud fractal máxima	29,39
	3 Media	52,52	3	Quinto momento estadístico	51,70	3	Índice de margen	62,43
	4 Límite inferior de histograma	77,62	4	Relación desviación-media	70,69	4	Límite superior de histograma	73,33
	5 Límite superior de histograma	88,44	5	Factor de holgura	82,83	5	Asimetría	85,72
	6 Asimetría	94,63	6	Curtosis	87,78	6	Factor de latitud	88,11
	7 Curtosis	95,13	7	Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	89,35	7	Límite inferior de histograma	92,90
	8 Longitud fractal máxima	97,03	8	Operador de energía	90,59	8	Cruce por cero	96,86
	9 Factor de latitud	96,94	9	Índice de margen	88,93	9	Porcentaje de Myopulso	97,27
	10 Relación desviación-media	97,36	10	Relación Log-Log	89,10	10	Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	97,77
A3	1 Media	11,15	1	Media	11,15	1	Media	11,15
	2 Cruce por cero	36,50	2	Curtosis	36,01	2	Cruce por cero	36,50
	3 Factor de latitud	63,17	3	Quinto momento estadístico	68,54	3	Longitud fractal máxima	78,28
	4 Curtosis	69,86	4	Longitud fractal máxima	90,01	4	Factor de latitud	88,69
	5 Indicadores de pulso	88,44	5	Diferencia valor absoluto de desviación estándar	91,58	5	Porcentaje de Myopulso	97,03
	6 Asimetría	95,79	6	Diferencia absoluta del valor de varianza	91,33	6	Indicadores de pulso	96,61
	7 Índice de margen	96,04	7	K-ésimo momento central	93,64	7	Índice de margen	96,45
	8 Límite superior de histograma	95,71	8	Indicadores de forma de onda	95,79	8	Asimetría	98,60
	9 Longitud fractal máxima	97,03	9	Operador de energía	96,53	9	Límite superior de histograma	98,60
	10 Indicadores de forma de onda	97,36	10	Relación Log-Log	96,86	10	Diferencia valor absoluto de desviación estándar	98,76
A4	1 Media	11,15	1	Media	11,15	1	Media	11,15
	2 Cruce por cero	36,17	2	Longitud fractal máxima	38,40	2	Cruce por cero	36,17
	3 Factor de latitud	63,83	3	Diferencia valor absoluto de desviación estándar	71,27	3	Factor de latitud	63,83
	4 Asimetría	88,77	4	Diferencia absoluta del valor de varianza	72,50	4	Longitud fractal máxima	90,18
	5 Operador de energía	91,17	5	Quinto momento estadístico	86,21	5	Asimetría	96,20
	6 Límite superior de histograma	95,95	6	Curtosis	93,39	6	Índice de margen	96,78
	7 Longitud fractal máxima	97,36	7	Operador de energía	96,37	7	Porcentaje de Myopulso	97,61
	8 Curtosis	97,94	8	Factor de latitud	94,96	8	Operador de energía	98,60
	9 Relación desviación-media	98,10	9	Relación desviación-media	95,87	9	Curtosis	98,93
	10 Índice de margen	98,10	10	K-ésimo momento central	97,36	10	Diferencia valor absoluto de desviación estándar	98,93

Tabla A1.2: Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo de las señales de EA para el fallo de rotura

ReliefF			Chi- Cuadrado			Ganancia de información		
	Ranking	KNN (%)		Ranking	KNN (%)		Ranking	KNN (%)
EA1	1 Momento normalizado	11,13	1	Factor de forma	11,13	1	Factor de forma	11,13
	2 Factor de forma	34,96	2	Relación Log-Log	49,47	2	Relación Log-Log	49,47
	3 Relación Log-Log	66,04	3	Factor de impulso de desviación estándar	90,93	3	Cambio de signo de pendiente	90,35
	4 Cambio de signo de pendiente	92,66	4	Cambio de signo de pendiente	95,47	4	Factor de impulso de desviación estándar	95,47
	5 Factor de impulso de desviación estándar	96,70	5	Relación desviación-media	98,35	5	Relación desviación-media	98,35
	6 Relación desviación-media	98,52	6	Diferencia absoluta del valor de varianza	99,09	6	Diferencia absoluta del valor de varianza	99,09
	7 Sexto momento estadístico	98,19	7	Curtosis	99,09	7	Operador de energía	98,93
	8 Diferencia absoluta del valor de varianza	99,09	8	Operador de energía	99,18	8	Sexto momento estadístico	98,76
	9 Operador de energía	98,60	9	Sexto momento estadístico	99,09	9	Asimetría	96,04
	10 Curtosis	98,85	10	Indicadores de pulso	98,19	10	Indicadores de pulso	94,73
EA2	1 Factor de forma	11,13	1	Factor de forma	11,13	1	Factor de forma	11,13
	2 Relación Log-Log	62,90	2	Relación Log-Log	62,90	2	Relación Log-Log	62,9
	3 Cambio de signo de pendiente	91,26	3	Relación desviación-media	96,79	3	Cambio de signo de pendiente	91,26
	4 Relación desviación-media	97,36	4	Factor de impulso de desviación estándar	99,59	4	Factor de impulso de desviación estándar	95,05
	5 Factor de impulso de desviación estándar	98,52	5	Cambio de signo de pendiente	98,52	5	Relación desviación-media	98,52
	6 Sexto momento estadístico	98,27	6	Diferencia absoluta del valor de varianza	99,01	6	Diferencia absoluta del valor de varianza	99,01
	7 Operador de energía	98,60	7	Operador de energía	99,09	7	Operador de energía	99,09
	8 Diferencia absoluta del valor de varianza	98,85	8	Sexto momento estadístico	98,85	8	Asimetría	95,55
	9 Cambio de amplitud promedio	99,26	9	Cambio de amplitud promedio	99,26	9	Sexto momento estadístico	95,39
	10 Indicadores de pulso	98,68	10	Curtosis	99,42	10	Indicadores de pulso	94,56

Tabla A1.3: Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo de la señal de corriente para el fallo de rotura

ReliefF			Chi- Cuadrado			Ganancia de información			
Ranking		KNN (%)	Ranking		KNN (%)	Ranking		KNN (%)	
C1	1	Factor de impulso	11,12	1	Factor de impulso	11,12	1	Factor de impulso	11,12
	2	Límite superior de histograma	28,58	2	Diferencia absoluta del valor de varianza	21,17	2	Diferencia absoluta del valor de varianza	21,17
	3	Cambio de signo de pendiente	33,94	3	Indicadores de pulso	29,49	3	Operador de energía	27,51
	4	Indicadores de pulso	30,07	4	K-ésimo momento central	31,88	4	Indicadores de pulso	31,55
	5	Porcentaje de Myopulso	29,66	5	Límite superior de histograma	39,29	5	Cambio de signo de pendiente	33,28
	6	K-ésimo momento central	30,81	6	Cambio de signo de pendiente	39,62	6	Límite superior de histograma	36,90
	7	Operador de energía	33,77	7	Operador de energía	36,90	7	K-ésimo momento central	36,90
	8	Diferencia absoluta del valor de varianza	36,66	8	Porcentaje de Myopulso	36,66	8	Media de amplitud	29,49
	9	Momento normalizado	35,75	9	Pendiente media del valor absoluto	33,03	9	Pendiente media del valor absoluto	25,21
	10	Pendiente media del valor absoluto	31,96	10	Delta RMS	28,59	10	Delta RMS	21,50

Tabla A1.4: Resumen de los IC para las señales de A1, A2, A3 y A4 en el dominio del tiempo para el fallo de rotura

Indicador de condición	Repeticiones	Campo	Indicador de condición	Repeticiones	Campo
Media	11	DF	Diferencia absoluta del valor de varianza	4	EMG
Curtosis	10	DF	Diferencia valor absoluto de desviación estándar	4	EMG
Factor de latitud	10	DF	Cambio de signo de pendiente	3	EMG
Índice de margen	9	EMG	Relación Log-Log	3	DF
Longitud fractal máxima	9	EMG	K-ésimo momento central	3	DF
Asimetría	8	DF	Quinto momento estadístico	3	DF
Cruce por cero	8	EMG	Porcentaje de Myopulso	3	EMG
Límite superior de histograma	7	DF	Factor de holgura	2	DF
Operador de energía	7	DF	Límite inferior de histograma	2	DF
Relación desviación-media	6	DF	Indicadores de pulso	2	EMG
Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	4	EMG	Indicadores de forma de onda	2	EMG

Tabla A1.5: Resumen de los IC para las señales de EA1, EA2 en el dominio del tiempo para el fallo de rotura

Indicador de condición	Repeticiones	Campo	Indicador de condición	Repeticiones	Campo
Factor de forma	6	DF	Operador de energía	6	DF
Relación Log-Log	6	DF	Indicadores de pulso	4	EMG
Cambio de signo de pendiente	6	EMG	Curtosis	3	DF
Factor de impulso de desviación estándar	6	DF	Cambio de amplitud promedio	2	EMG
Relación desviación-media	6	DF	Asimetría	2	DF
Sexto momento estadístico	6	DF	Momento normalizado	1	DF
Diferencia absoluta del valor de varianza	6	EMG			

Tabla A1.6: Resumen de los IC para la señal de corriente en el dominio del tiempo para el fallo de rotura

Indicador de condición	Repeticiones	Campo	Indicador de condición	Repeticiones	Campo
Factor de impulso	3	DF	Diferencia absoluta del valor de varianza	3	EMG
Límite superior de histograma	3	DF	Pendiente media del valor absoluto	3	EMG
Cambio de signo de pendiente	3	EMG	Porcentaje de Myopulso	2	EMG
Indicadores de pulso	3	EMG	Delta RMS	2	DF
K-ésimo momento central	3	DF	Momento normalizado	1	DF
Operador de energía	3	DF	Media de amplitud	1	EMG

A.2.. RESULTADOS DEL SD1 PARA EL FALLO DE ROTURA EN EL DOMINIO DE LA FRECUENCIA

Tabla A2.1: Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio de la frecuencia de las señales de vibración para el fallo de rotura

ReliefF			Chi- Cuadrado			Ganancia de información		
Ranking		KNN (%)	Ranking		KNN (%)	Ranking		KNN (%)
A1	1 Varianza de la frecuencia central	11,16	1 Frecuencia máxima	11,16	1 Varianza de la frecuencia central	11,16		
	2 Asimetría de frecuencia	15,53	2 Varianza de la frecuencia central	27,10	2 CP5	20,66		
	3 Relación de frecuencia	44,63	3 Cuarto momento espectral	62,39	3 CP2	32,56		
	4 Entropía espectral	61,74	4 CP3	64,78	4 Asimetría de frecuencia	49,91		
	5 Cuarto momento espectral	73,64	5 CP5	62,06	5 Centroide espectral	63,72		
	6 CP5	79,18	6 Entropía espectral	70,50	6 Esparción espectral	66,12		
	7 CP3	80,34	7 Relación de frecuencia	79,51	7 Entropía espectral	73,88		
	8 Esparción espectral	82,81	8 Asimetría de frecuencia	83,32	8 Cuarto momento espectral	77,68		
	9 CP4	85,87	9 Esparción espectral	84,88	9 CP3	80,91		
	10 Frecuencia máxima	87,27	10 CP4	87,27	10 CP4	82,31		
A2	1 Asimetría de frecuencia	11,15	1 Varianza de frecuencia	11,15	1 CP4	11,15		
	2 Varianza de la frecuencia central	21,22	2 CP4	21,06	2 Entropía espectral	22,38		
	3 Relación de frecuencia	49,71	3 Cuarto momento espectral	49,46	3 Centroide espectral	35,26		
	4 CP4	63,25	4 CP3	58,38	4 CP5	52,93		
	5 Entropía espectral	74,99	5 Entropía espectral	67,30	5 Asimetría de frecuencia	66,14		
	6 CP5	78,21	6 Frecuencia máxima	74,41	6 Esparción espectral	67,46		
	7 Cuarto momento espectral	84,48	7 CP5	70,94	7 Cuarto momento espectral	74,73		
	8 CP3	85,89	8 Asimetría de frecuencia	78,04	8 CP3	78,95		
	9 Varianza de frecuencia	86,96	9 Centroide espectral	82,33	9 Varianza de la frecuencia central	83,99		
	10 Centroide espectral	89,03	10 Relación de frecuencia	87,37	10 Relación de frecuencia	86,96		
A3	1 Centroide espectral	11,15	1 CP4	11,15	1 CP4	11,15		
	2 Varianza de la frecuencia central	20,89	2 Centroide espectral	28,24	2 Centroide espectral	28,24		
	3 CP4	59,21	3 CP3	63,09	3 CP5	49,05		
	4 Asimetría de frecuencia	77,29	4 Frecuencia máxima	70,52	4 Esparción espectral	68,05		
	5 CP5	84,23	5 Esparción espectral	73,82	5 CP2	68,87		
	6 Cuarto momento espectral	87,37	6 Varianza de frecuencia	77,62	6 Asimetría de frecuencia	75,06		
	7 Relación de frecuencia	90,42	7 Varianza de la frecuencia central	86,87	7 Varianza de la frecuencia central	84,39		
	8 Esparción espectral	90,09	8 CP5	88,93	8 CP3	89,76		
	9 Entropía espectral	93,89	9 CP2	89,10	9 Cuarto momento espectral	91,49		
	10 CP2	93,89	10 Cuarto momento espectral	90,58	10 Entropía espectral	92,81		
A4	1 CP4	11,15	1 CP4	11,15	1 CP4	11,15		
	2 Centroide espectral	28,08	2 Relación de frecuencia	32,45	2 Centroide espectral	28,08		
	3 Esparción espectral	46,65	3 Frecuencia máxima	51,11	3 CP5	48,39		
	4 CP5	62,92	4 Centroide espectral	68,62	4 Esparción espectral	62,92		
	5 Varianza de la frecuencia central	76,96	5 CP5	77,54	5 CP2	72,17		
	6 CP3	86,70	6 Cuarto momento espectral	83,48	6 Varianza de la frecuencia central	81,25		
	7 Relación de frecuencia	90,50	7 Esparción espectral	81,75	7 Asimetría de frecuencia	88,69		
	8 Entropía espectral	91,00	8 CP3	89,01	8 Cuarto momento espectral	90,75		
	9 Asimetría de frecuencia	93,89	9 Varianza de la frecuencia central	91,74	9 CP3	92,81		
	10 CP2	94,22	10 CP2	92,40	10 Relación de frecuencia	94,47		

Tabla A2.2: Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio de la frecuencia de las señales de EA para el fallo de rotura

Relieff			Chi- Cuadrado			Ganancia de información		
	Ranking	KNN (%)		Ranking	KNN (%)		Ranking	KNN (%)
EA1	1 Entropía espectral	11,14	1 Entropía espectral	11,14	1 Entropía espectral	11,14	1 Entropía espectral	11,14
	2 Primer momento espectral	52,14	2 Primer momento espectral	52,14	2 Primer momento espectral	52,14	2 Primer momento espectral	52,14
	3 Varianza de la frecuencia central	79,54	3 CP4	87,54	3 CP4	87,54	3 CP4	87,54
	4 CP4	89,19	4 CP3	93,98	4 Varianza de la frecuencia central	89,19	4 Varianza de la frecuencia central	89,19
	5 CP3	93,73	5 Varianza de la frecuencia central	93,73	5 CP3	93,73	5 CP3	93,73
	6 Cuarto momento espectral	92,49	6 Cuarto momento espectral	92,49	6 Cuarto momento espectral	92,49	6 Cuarto momento espectral	92,49
	7 Relación de frecuencia	84,98	7 Asimetría de frecuencia	93,40	7 Relación de frecuencia	84,98	7 Relación de frecuencia	84,98
	8 CP5	87,62	8 Curtosis de frecuencia	89,93	8 Asimetría de frecuencia	85,81	8 Asimetría de frecuencia	85,81
	9 Esparción espectral	88,61	9 CP5	90,26	9 Curtosis de frecuencia	82,84	9 Curtosis de frecuencia	82,84
	10 Centroide espectral	88,94	10 Relación de frecuencia	86,05	10 Centroide espectral	85,97	10 Centroide espectral	85,97
EA2	1 Entropía espectral	11,14	1 Entropía espectral	11,14	1 Entropía espectral	11,14	1 Entropía espectral	11,14
	2 Primer momento espectral	59,82	2 Primer momento espectral	59,82	2 Primer momento espectral	59,82	2 Primer momento espectral	59,82
	3 Varianza de la frecuencia central	78,88	3 CP3	88,60	3 CP3	88,6	3 CP3	88,6
	4 CP3	90,26	4 Varianza de la frecuencia central	90,26	4 Varianza de la frecuencia central	90,26	4 Varianza de la frecuencia central	90,26
	5 Cuarto momento espectral	89,03	5 Cuarto momento espectral	89,03	5 Cuarto momento espectral	89,03	5 Cuarto momento espectral	89,03
	6 Relación de frecuencia	84,32	6 Curtosis de frecuencia	88,95	6 Relación de frecuencia	84,32	6 Relación de frecuencia	84,32
	7 Esparción espectral	88,45	7 CP5	86,96	7 CP5	82,17	7 CP5	82,17
	8 Curtosis de frecuencia	88,45	8 Relación de frecuencia	82,26	8 Esparción espectral	86,05	8 Esparción espectral	86,05
	9 Centroide espectral	89,77	9 Centroide espectral	84,89	9 Centroide espectral	87,62	9 Centroide espectral	87,62
	10 CP5	87,46	10 Esparción espectral	87,46	10 Curtosis de frecuencia	87,46	10 Curtosis de frecuencia	87,46

Tabla A2.3: Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio de la frecuencia de la señal de corriente para el fallo de rotura

Relieff			Chi- Cuadrado			Ganancia de información		
	Ranking	KNN (%)		Ranking	KNN (%)		Ranking	KNN (%)
C1	1 Entropía espectral	11,11	1 Entropía espectral	11,11	1 Entropía espectral	11,11	1 Entropía espectral	11,11
	2 Relación de frecuencia	17,94	2 Relación de frecuencia	17,94	2 Tercer momento espectral	16,63	2 Tercer momento espectral	16,63
	3 Varianza de la frecuencia central	25,27	3 Varianza de la frecuencia central	25,27	3 Esparción espectral	19,84	3 Esparción espectral	19,84
	4 Tercer momento espectral	18,93	4 Esparción espectral	19,59	4 CP5	17,94	4 CP5	17,94
	5 Esparción espectral	19,92	5 Tercer momento espectral	19,92	5 Cuarto momento espectral	19,09	5 Cuarto momento espectral	19,09
	6 CP5	18,02	6 CP5	18,02	6 CP2	22,80	6 CP2	22,80
	7 CP2	22,63	7 CP2	22,63	7 Varianza de la frecuencia central	22,80	7 Varianza de la frecuencia central	22,80
	8 Cuarto momento espectral	22,88	8 Curtosis de frecuencia	23,13	8 Relación de frecuencia	22,88	8 Relación de frecuencia	22,88
	9 Curtosis de frecuencia	23,13	9 Cuarto momento espectral	23,13	9 Curtosis de frecuencia	23,13	9 Curtosis de frecuencia	23,13

Tabla A2.4: Resumen de los IC para las señales de A1, A2, A3 y A4 en el dominio de la frecuencia para el fallo de rotura

Indicador de condición	Repeticiones	Campo	Indicador de condición	Repeticiones	Campo
CP5	12	DF	Centroide espectral	10	Audio
CP4	12	DF	Relación de frecuencia	9	DF
Varianza de la frecuencia central	11	DF	Entropía espectral	9	Audio
Cuarto momento espectral	11	DF	CP2	7	DF
CP3	11	DF	Frecuencia máxima	5	DF
Asimetría de frecuencia	10	DF	Varianza de frecuencia	3	DF
Esparción espectral	10	Audio			

Tabla A2.5: Resumen de los IC para las señales de EA1, EA2 en el dominio de la frecuencia para el fallo de rotura

Indicador de condición	Repeticiones	Campo	Indicador de condición	Repeticiones	Campo
Entropía espectral	6	Audio	CP5	5	DF
Primer momento espectral	6	DF	Centroide espectral	5	Audio
Varianza de la frecuencia central	6	DF	Curtosis de frecuencia	5	DF
CP3	6	DF	Esparción espectral	4	Audio
Cuarto momento espectral	6	DF	CP4	3	DF
Relación de frecuencia	6	DF	Asimetría de frecuencia	2	DF

Tabla A2.6: Resumen de los IC para la señal de corriente en el dominio de la frecuencia para el fallo de rotura

Indicador de condición	Repeticiones	Campo	Indicador de condición	Repeticiones	Campo
Entropía espectral	3	Audio	CP5	3	DF
Relación de frecuencia	3	DF	CP2	3	DF
Varianza de la frecuencia central	3	DF	Cuarto momento espectral	3	DF
Tercer momento espectral	3	DF	Curtosis de frecuencia	3	DF
Esparción espectral	3	Audio			

A.3.. RESULTADOS DEL SD1 PARA EL FALLO DE ROTURA EN EL DOMINIO DEL TIEMPO Y FRECUENCIA

Tabla A3.1: Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo y frecuencia de las señales de vibración para el fallo de rotura

ReliefF			Chi- Cuadrado			Ganancia de información		
Ranking		Dominio	KNN (%)	Ranking		Dominio	KNN (%)	
1	Asimetría de frecuencia	Frecuencia	11,16	1	Media	Tiempo	11,16	1
2	Media	Tiempo	17,44	2	Relación desviación-media	Tiempo	33,8	2
3	Asimetría	Tiempo	37,60	3	Curtosis	Tiempo	68,76	3
4	Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	72,48	4	Operador de energía	Tiempo	75,62	4
A1	5	Cambio de signo de pendiente	Tiempo	86,28	5	Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	81,24
	6	CP5	Frecuencia	86,36	6	Frecuencia máxima	Frecuencia	84,79
	7	Relación de frecuencia	Frecuencia	89,01	7	Cambio de signo de pendiente	Tiempo	89,75
	8	Cruce por cero	Tiempo	93,55	8	Factor de latitud	Tiempo	90,58
	9	Límite superior de histograma	Tiempo	93,89	9	Relación Log-Log	Tiempo	92,73
	10	Curtosis	Tiempo	94,79	10	Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	94,79
	1	Índice de margen	Tiempo	11,15	1	Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	11,15
	2	Cruce por cero	Tiempo	25,85	2	Quinto momento estadístico	Tiempo	38,64
	3	Asimetría de frecuencia	Frecuencia	48,96	3	Relación desviación-media	Tiempo	54,34
	4	Media	Tiempo	73,74	4	Factor de holgura	Tiempo	77,13
A2	5	Límite inferior de histograma	Tiempo	86,45	5	Curtosis	Tiempo	84,64
	6	Asimetría	Tiempo	92,89	6	Operador de energía	Tiempo	87,95
	7	Límite superior de histograma	Tiempo	95,79	7	Índice de margen	Tiempo	84,23
	8	Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	97,52	8	Relación Log-Log	Tiempo	86,21
	9	CP5	Frecuencia	95,46	9	Límite superior de histograma	Tiempo	85,55
	10	Curtosis	Tiempo	95,71	10	K-ésimo momento central	Tiempo	87,95
	1	Media	Tiempo	11,15	1	Media	Tiempo	11,15
	2	Centroide espectral	Frecuencia	32,28	2	Curtosis	Tiempo	36
	3	CP5	Frecuencia	57,80	3	CP4	Frecuencia	75,56
	4	Cruce por cero	Tiempo	80,43	4	Quinto momento estadístico	Tiempo	89,1
A3	5	CP4	Frecuencia	92,07	5	Longitud fractal máxima	Tiempo	97,19
	6	Factor de latitud	Tiempo	96,86	6	Diferencia valor absoluto de desviación estándar	Tiempo	97,6
	7	Cuarto momento espectral	Frecuencia	97,69	7	Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	97,69
	8	Asimetría de frecuencia	Frecuencia	98,76	8	K-ésimo momento central	Tiempo	98,1
	9	Relación de frecuencia	Frecuencia	98,93	9	Indicadores de forma de onda	Tiempo	98,27
	10	Esparción espectral	Frecuencia	98,84	10	Operador de energía	Tiempo	98,27
	1	Media	Tiempo	11,15	1	Media	Tiempo	11,15
	2	Centroide espectral	Frecuencia	26,09	2	Longitud fractal máxima	Tiempo	38,56
	3	CP5	Frecuencia	57,23	3	Diferencia valor absoluto de desviación estándar	Tiempo	72,26
	4	CP4	Frecuencia	79,11	4	Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	73,41
A4	5	Cruce por cero	Tiempo	92,16	5	Quinto momento estadístico	Tiempo	86,95
	6	Factor de latitud	Tiempo	98,10	6	Curtosis	Tiempo	95,54
	7	Esparción espectral	Frecuencia	98,10	7	CP4	Frecuencia	96,53
	8	Asimetría	Tiempo	99,01	8	Operador de energía	Tiempo	97,36
	9	CP2	Frecuencia	99,42	9	Factor de latitud	Tiempo	96,7
	10	Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	99,42	10	Relación desviación-media	Tiempo	97,52
	1	Media	Tiempo	11,15	1	Media	Tiempo	11,15
	2	Centroide espectral	Frecuencia	26,09	2	Longitud fractal máxima	Tiempo	38,56
	3	CP5	Frecuencia	57,23	3	Diferencia valor absoluto de desviación estándar	Tiempo	72,26
	4	CP4	Frecuencia	79,11	4	Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	73,41

Tabla A3.2: Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo y frecuencia de las señales de EA para el fallo de rotura

ReliefF			Chi- Cuadrado			Ganancia de información		
Ranking	Dominio	KNN (%)	Ranking	Dominio	KNN (%)	Ranking	Dominio	KNN (%)
1 Momento normalizado	Tiempo	11,16	1 Entropía espectral	Frecuencia	11,16	1 Entropía espectral	Frecuencia	11,16
2 Entropía espectral	Frecuencia	35,87	2 Primer momento espectral	Frecuencia	51,74	2 Primer momento espectral	Frecuencia	51,74
3 Primer momento espectral	Frecuencia	68,10	3 Factor de impulso de desviación estándar	Tiempo	94,79	3 Cambio de signo de pendiente	Tiempo	85,78
EA1 4 Cambio de signo de pendiente	Tiempo	89,09	4 CP4	Frecuencia	94,47	4 Factor de impulso de desviación estándar	Tiempo	97,60
5 Relación desviación-media	Tiempo	96,94	5 Relación desviación-media	Tiempo	98,1	5 CP4	Frecuencia	96,69
6 Factor de impulso de desviación estándar	Tiempo	98,10	6 Cambio de signo de pendiente	Tiempo	97,44	6 Relación desviación-media	Tiempo	97,44
7 Sexto momento estadístico	Tiempo	98,02	7 CP3	Frecuencia	97,02	7 Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	98,35
8 Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	98,76	8 Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	97,77	8 Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	98,35
9 Operador de energía	Tiempo	98,51	9 Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	97,36	9 Operador de energía	Tiempo	97,93
10 Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	98,43	10 Curtosis	Tiempo	98,18	10 Sexto momento estadístico	Tiempo	97,93
1 Entropía espectral	Frecuencia	11,16	1 Primer momento espectral	Frecuencia	11,16	1 Entropía espectral	Frecuencia	11,16
2 Primer momento espectral	Frecuencia	60,09	2 Entropía espectral	Frecuencia	60,09	2 Primer momento espectral	Frecuencia	60,09
3 Cambio de signo de pendiente	Tiempo	87,77	3 Relación desviación-media	Tiempo	91,57	3 Cambio de signo de pendiente	Tiempo	87,77
EA2 4 Relación desviación-media	Tiempo	95,87	4 Factor de impulso de desviación estándar	Tiempo	99,01	4 Factor de impulso de desviación estándar	Tiempo	97,19
5 Factor de impulso de desviación estándar	Tiempo	98,68	5 CP3	Frecuencia	98,18	5 Relación desviación-media	Tiempo	98,68
6 Sexto momento estadístico	Tiempo	98,60	6 Cambio de signo de pendiente	Tiempo	98,26	6 CP3	Frecuencia	98,26
7 Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	98,68	7 Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	98,76	7 Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	98,26
8 Operador de energía	Tiempo	98,76	8 Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	98,59	8 Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	98,59
9 CP3	Frecuencia	98,35	9 Operador de energía	Tiempo	98,68	9 Operador de energía	Tiempo	98,68
10 Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	98,51	10 Sexto momento estadístico	Tiempo	98,51	10 Asimetría	Tiempo	95,37

Tabla A3.3: Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo y frecuencia de la señal de corriente para el fallo de rotura

ReliefF			Chi- Cuadrado			Ganancia de información		
Ranking	Dominio	KNN (%)	Ranking	Dominio	KNN (%)	Ranking	Dominio	KNN (%)
1 Entropía espectral	Frecuencia	11,12	1 Entropía espectral	Frecuencia	11,12	1 Factor de impulso	Tiempo	11,12
2 Factor de impulso	Tiempo	20,67	2 Factor de impulso	Tiempo	20,67	2 Entropía espectral	Frecuencia	20,67
3 Cambio de signo de pendiente	Tiempo	26,94	3 Relación de frecuencia	Frecuencia	24,05	3 Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	33,03
C1 4 Relación de frecuencia	Frecuencia	27,35	4 Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	34,1	4 Esparción espectral	Frecuencia	34,35
5 Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	29,24	5 Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	35	5 Cuarto momento espectral	Frecuencia	36,49
6 Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	36,65	6 Indicadores de pulso	Tiempo	37,97	6 CP5	Frecuencia	34,43
7 Tercer momento espectral	Frecuencia	44,81	7 K-ésimo momento central	Tiempo	37,97	7 Operador de energía	Tiempo	34,43
8 Indicadores de pulso	Tiempo	44,15	8 Cambio de signo de pendiente	Tiempo	39,21	8 Tercer momento espectral	Frecuencia	35,01
9 K-ésimo momento central	Tiempo	44,40	9 Operador de energía	Tiempo	36,82	9 Indicadores de pulso	Tiempo	34,02
10 Cuarto momento espectral	Frecuencia	42,84	10 Esparción espectral	Frecuencia	35,09	10 Cambio de signo de pendiente	Tiempo	36,16

Tabla A3.4: Resumen de los IC para las señales de A1, A2, A3 y A4 en el dominio del tiempo y frecuencia para el fallo de rotura

Indicador de condición	Repeticiones	Dominio	Campo	Indicador de condición	Repeticiones	Dominio	Campo
Media	11	Tiempo	DF	Diferencia absoluta del valor de varianza	4	Tiempo	EMG
Cruce por cero	8	Tiempo	EMG	Longitud fractal máxima	4	Tiempo	EMG
CP5	7	Frecuencia	DF	Cambio de signo de pendiente	3	Tiempo	EMG
CP4	7	Frecuencia	DF	Relación desviación-media	3	Tiempo	DF
Factor de latitud	7	Tiempo	DF	Quinto momento estadístico	3	Tiempo	DF
Asimetría	6	Tiempo	DF	Relación de frecuencia	2	Frecuencia	DF
Varianza de la frecuencia central	6	Frecuencia	DF	Límite inferior de histograma	2	Tiempo	DF
Curtosis	6	Tiempo	DF	Relación Log-Log	2	Tiempo	DF
Asimetría de frecuencia	5	Frecuencia	DF	K-ésimo momento central	2	Tiempo	DF
Centroide espectral	5	Frecuencia	Audio	Diferencia valor absoluto de desviación estándar	2	Tiempo	EMG
Límite superior de histograma	4	Tiempo	DF	Cuarto momento espectral	1	Frecuencia	DF
Índice de margen	4	Tiempo	EMG	Frecuencia máxima	1	Frecuencia	DF
Esparción espectral	4	Frecuencia	Audio	Factor de holgura	1	Tiempo	DF
CP2	4	Frecuencia	DF	Indicadores de forma de onda	1	Tiempo	EMG
Operador de energía	4	Tiempo	DF	Entropía espectral	1	Frecuencia	Audio

Tabla A3.5: Resumen de los IC para las señales de EA1, EA2 en el dominio del tiempo y frecuencia para el fallo de rotura

Indicador de condición	Repeticiones	Dominio	Campo	Indicador de condición	Repeticiones	Dominio	Campo
Entropía espectral	6	Frecuencia	Audio	Operador de energía	5	Tiempo	DF
Primer momento espectral	6	Frecuencia	DF	Sexto momento estadístico	4	Tiempo	DF
Cambio de signo de pendiente	6	Tiempo	EMG	CP3	4	Frecuencia	DF
Relación desviación-media	6	Tiempo	DF	CP4	2	Frecuencia	DF
Factor de impulso de desviación estándar	6	Tiempo	DF	Momento normalizado	1	Tiempo	DF
Diferencia absoluta del valor de varianza	6	Tiempo	EMG	Curtosis	1	Tiempo	DF
Varianza de la frecuencia central	6	Frecuencia	DF	Asimetría	1	Tiempo	DF

Tabla A3.6: Resumen de los IC para la señal de corriente en el dominio del tiempo y frecuencia para el fallo de rotura

Indicador de condición	Repeticiones	Dominio	Campo	Indicador de condición	Repeticiones	Dominio	Campo
Entropía espectral	3	Frecuencia	Audio	Tercer momento espectral	2	Frecuencia	DF
Factor de impulso	3	Tiempo	DF	K-ésimo momento central	2	Tiempo	DF
Cambio de signo de pendiente	3	Tiempo	EMG	Cuarto momento espectral	2	Frecuencia	DF
Diferencia absoluta del valor de varianza	3	Tiempo	EMG	Operador de energía	2	Tiempo	DF
Indicadores de pulso	3	Tiempo	EMG	Esparción espectral	2	Frecuencia	Audio
Relación de frecuencia	2	Frecuencia	DF	CP5	1	Frecuencia	DF
Varianza de la frecuencia central	2	Frecuencia	DF				

**B.. RESULTADOS DEL SD1 PARA LA BASE DE DATOS DEL FALLO
DE GRIPADO**

**B.1.. RESULTADOS DEL SD1 PARA EL FALLO DE GRIPADO EN EL
DOMINIO DEL TIEMPO**

Tabla B1.1: Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo de las señales de vibración para el fallo de gripado

ReliefF			Chi- Cuadrado			Ganancia de información			
Ranking			KNN (%)	Ranking		KNN (%)	Ranking		KNN (%)
A1	1	Media	11,12	1	Valor de verosimilitud negativo normal normalizado	11,12	1	Media	11,12
	2	Porcentaje de Myopulso	31,79	2	Indicadores de forma de onda	40,77	2	Porcentaje de Myopulso	31,79
	3	Asimetría	66,80	3	CPT6	75,86	3	Cruce por cero	75,29
	4	Valor de verosimilitud negativo normal normalizado	81,71	4	Relación desviación-media	79,41	4	Longitud fractal máxima	91,76
	5	Indicadores de forma de onda	88,71	5	Media	85,50	5	Relación desviación-media	93,57
	6	Longitud fractal máxima	92,17	6	Relación Log-Log	85,34	6	Asimetría	93,66
	7	Relación desviación-media	92,59	7	Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	85,42	7	CPT6	93,66
	8	Cruce por cero	94,40	8	Longitud fractal máxima	92,34	8	Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	93,99
	9	Curtosis	95,80	9	Diferencia absoluta del valor de varianza	91,93	9	Indicadores de forma de onda	94,15
	10	Factor de impulso de desviación estándar	96,38	10	Cruce por cero	95,55	10	Factor de holgura	94,15
A2	1	Media	11,12	1	Relación desviación-media	11,12	1	Media	11,12
	2	Asimetría	22,32	2	Relación Log-Log	46,13	2	Longitud fractal máxima	35,01
	3	Factor de impulso de desviación estándar	59,15	3	Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	65,41	3	Porcentaje de Myopulso	71,00
	4	Cruce por cero	80,40	4	Longitud fractal máxima	83,53	4	Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	93,66
	5	Longitud fractal máxima	92,34	5	Diferencia absoluta del valor de varianza	83,36	5	Índice de margen	95,22
	6	Curtosis	93,41	6	Media	89,78	6	Relación desviación-media	95,63
	7	Porcentaje de Myopulso	95,22	7	Porcentaje de Myopulso	95,14	7	Cruce por cero	97,12
	8	Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	97,12	8	Quinto momento estadístico	95,96	8	Factor de impulso de desviación estándar	97,61
	9	Relación desviación-media	97,45	9	Cruce por cero	97,20	9	Límite inferior de histograma	97,03
	10	Límite inferior de histograma	97,28	10	K-ésimo momento central	97,12	10	Asimetría	97,61
A3	1	Asimetría	11,12	1	Relación Log-Log	11,12	1	Cruce por cero	11,12
	2	Factor de impulso de desviación estándar	19,61	2	Diferencia absoluta del valor de varianza	30,39	2	Media	25,37
	3	Cruce por cero	61,45	3	Relación desviación-media	66,39	3	Asimetría	60,38
	4	Media	84,60	4	Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	65,16	4	Índice de margen	76,28
	5	Curtosis	89,62	5	Cruce por cero	79,82	5	Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	90,61
	6	Índice de margen	90,94	6	Media	87,72	6	Porcentaje de Myopulso	95,06
	7	Límite superior de histograma	92,01	7	K-ésimo momento central	91,10	7	Factor de impulso de desviación estándar	96,21
	8	Diferencia absoluta del valor de varianza	93,41	8	Factor de holgura	91,60	8	Límite superior de histograma	96,29
	9	Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	95,64	9	Porcentaje de Myopulso	94,07	9	Relación desviación-media	96,54
	10	Relación desviación-media	95,80	10	Asimetría	95,80	10	Diferencia absoluta del valor de varianza	97,04
A4	1	Media	11,12	1	Media	11,12	1	Media	11,12
	2	Cruce por cero	29,25	2	Diferencia absoluta del valor de varianza	38,55	2	Cruce por cero	29,25
	3	Asimetría	65,07	3	Relación Log-Log	71,91	3	Asimetría	65,07
	4	Relación desviación-media	83,19	4	Relación desviación-media	75,78	4	Porcentaje de Myopulso	88,22
	5	Diferencia absoluta del valor de varianza	93,16	5	Cruce por cero	85,67	5	Límite superior de histograma	94,97
	6	Factor de impulso de desviación estándar	96,54	6	Porcentaje de Myopulso	92,25	6	Relación desviación-media	95,47
	7	Porcentaje de Myopulso	98,10	7	K-ésimo momento central	94,89	7	Índice de margen	94,89
	8	Límite histograma	98,27	8	Asimetría	96,46	8	Factor de impulso de desviación estándar	96,95
	9	Curtosis	98,85	9	Límite superior de histograma	97,28	9	Diferencia absoluta del valor de varianza	97,86
	10	Índice de margen	98,27	10	Momentos temporales de orden superior	97,36	10	Curtosis	98,27

Tabla B1.2: Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo de las señales de EA para el fallo de gripado

ReliefF			Chi- Cuadrado			Ganancia de información			
Ranking			KNN (%)	Ranking		KNN (%)	Ranking		KNN (%)
EA1	1	Factor de forma	11,11	1	Factor de forma	11,11	1	Factor de forma	11,11
	2	Momento normalizado	34,98	2	Relación Log-Log	49,96	2	Relación Log-Log	49,96
	3	Relación Log-Log	65,35	3	Factor de impulso de desviación estándar	95,64	3	Cambio de signo de pendiente	89,96
	4	Cambio de signo de pendiente	92,59	4	Cambio de signo de pendiente	96,63	4	Factor de impulso de desviación estándar	96,63
	5	Factor de impulso de desviación estándar	98,19	5	Relación desviación-media	98,77	5	Operador de energía	96,54
	6	Sexto momento estadístico	97,86	6	Diferencia absoluta del valor de varianza	98,85	6	Relación desviación-media	98,27
	7	Operador de energía	96,79	7	Curtosis	98,85	7	Asimetría	94,24
	8	Indicadores de pulso	93,83	8	Operador de energía	98,60	8	Indicadores de pulso	91,93
	9	Relación desviación-media	95,72	9	Sexto momento estadístico	98,77	9	Sexto momento estadístico	92,18
	10	Diferencia absoluta del valor de varianza	95,80	10	Indicadores de pulso	96,30	10	K-ésimo momento central	91,93
EA2	1	Factor de forma	11,11	1	Factor de forma	11,11	1	Factor de forma	11,11
	2	Relación Log-Log	62,88	2	Relación Log-Log	62,88	2	Relación Log-Log	62,88
	3	Cambio de signo de pendiente	91,36	3	Factor de impulso de desviación estándar	95,31	3	Cambio de signo de pendiente	91,36
	4	Factor de impulso de desviación estándar	96,13	4	Relación desviación-media	99,67	4	Factor de impulso de desviación estándar	96,13
	5	Sexto momento estadístico	97,04	5	Cambio de signo de pendiente	98,35	5	Relación desviación-media	98,35
	6	Operador de energía	97,70	6	Diferencia absoluta del valor de varianza	98,52	6	Operador de energía	98,52
	7	Indicadores de pulso	94,32	7	Operador de energía	98,68	7	Asimetría	92,51
	8	Relación desviación-media	95,97	8	Sexto momento estadístico	98,52	8	Sexto momento estadístico	94,07
	9	Porcentaje de Myopulso	93,91	9	Indicadores de pulso	96,63	9	Indicadores de pulso	92,67
	10	Quinto momento estadístico	93,42	10	Curtosis	96,54	10	Quinto momento estadístico	92,1

Tabla B1.3: Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo de la señal de corriente para el fallo de gripado

Relieff			Chi- Cuadrado			Ganancia de información			
Ranking		KNN (%)	Ranking		KNN (%)	Ranking		KNN (%)	
C1	1	Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	11,11	1	Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	11,11	1	Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	11,11
	2	Factor de forma	22,22	2	Relación Log-Log	14,98	2	Relación Log-Log	14,98
	3	Relación Log-Log	33,58	3	Asimetría	25,76	3	Diferencia absoluta del valor de varianza	33,25
	4	Asimetría	39,34	4	Sexto momento estadístico	25,93	4	Factor de forma	51,77
	5	Cambio de signo de pendiente	43,70	5	Diferencia absoluta del valor de varianza	31,36	5	Cambio de signo de pendiente	51,69
	6	Diferencia absoluta del valor de varianza	45,19	6	Cambio de signo de pendiente	37,53	6	Sexto momento estadístico	49,22
	7	Sexto momento estadístico	46,42	7	Factor de forma	46,42	7	Asimetría	46,42
	8	K-ésimo momento central	43,29	8	Factor de impulso	41,98	8	Límite superior de histograma	40,33
	9	Factor de impulso	41,23	9	Pendiente media del valor absoluto	36,13	9	Factor de impulso	40,66
	10	Límite inferior de histograma	41,56	10	Delta RMS	31,85	10	K-ésimo momento central	37,94

Tabla B1.4: Resumen de los IC para las señales de A1, A2, A3 y A4 en el dominio del tiempo para el fallo de gripado

Indicador de condición	Repeticiones	Campo	Indicador de condición	Repeticiones	Campo
Media	12	DF	Límite superior de histograma	5	DF
Relación desviación-media	12	DF	Relación Log-Log	4	DF
Cruce por cero	12	EMG	Indicadores de forma de onda	3	EMG
Porcentaje de Myopulso	10	EMG	K-ésimo momento central	3	DF
Asimetría	10	DF	Valor de verosimilitud negativo normal normalizado	2	DF
Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	8	EMG	Límite inferior de histograma	2	DF
Diferencia absoluta del valor de varianza	8	EMG	CPT6	2	DF
Factor de impulso de desviación estándar	7	DF	Factor de holgura	2	DF
Longitud fractal máxima	6	EMG	Quinto momento estadístico	1	DF
Curtosis	5	DF	Momentos temporales de orden superior	1	EMG
Índice de margen	5	EMG			

Tabla B1.5: Resumen de los IC para las señales de EA1, EA2 en el dominio del tiempo para el fallo de gripado

Indicador de condición	Repeticiones	Campo	Indicador de condición	Repeticiones	Campo
Factor de forma	6	DF	Diferencia absoluta del valor de varianza	3	EMG
Relación Log-Log	6	DF	Quinto momento estadístico	2	DF
Cambio de signo de pendiente	6	EMG	Curtosis	2	DF
Factor de impulso de desviación estándar	6	DF	Asimetría	2	DF
Sexto momento estadístico	6	DF	Momento normalizado	1	DF
Operador de energía	6	DF	Porcentaje de Myopulso	1	EMG
Indicadores de pulso	6	EMG	K-ésimo momento central	1	DF
Relación desviación-media	6	DF			

Tabla B1.6: Resumen de los IC para la señal de corriente en el dominio del tiempo para el fallo de gripado

Indicador de condición	Repeticiones	Campo	Indicador de condición	Repeticiones	Campo
Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	3	EMG	Factor de impulso	3	DF
Factor de forma	3	DF	K-ésimo momento central	2	DF
Relación Log-Log	3	DF	Límite inferior de histograma	1	DF
Asimetría	3	DF	Pendiente media del valor absoluto	1	EMG
Cambio de signo de pendiente	3	EMG	Delta RMS	1	DF
Diferencia absoluta del valor de varianza	3	EMG	Límite superior de histograma	1	DF
Sexto momento estadístico	3	DF			

B.2.. RESULTADOS DEL SD1 PARA EL FALLO DE GRIPADO EN EL DOMINIO DE LA FRECUENCIA

Tabla B2.1: Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio de la frecuencia de las señales de vibración para el fallo de gripado

Relieff			Chi- Cuadrado			Ganancia de información			
	Ranking	KNN (%)		Ranking	KNN (%)		Ranking	KNN (%)	
A1	1	Varianza de la frecuencia central	11,15	1	Varianza de la frecuencia central	11,15	1	CP5	11,15
	2	Cuarto momento espectral	28,82	2	Varianza de frecuencia	26,34	2	Varianza de la frecuencia central	23,28
	3	Asimetría de frecuencia	52,10	3	CP3	49,96	3	CP3	54,50
	4	CP5	67,05	4	CP5	66,14	4	Centroide espectral	69,53
	5	Entropía espectral	81,75	5	Centroide espectral	74,40	5	CP2	80,84
	6	CP3	90,83	6	Cuarto momento espectral	82,66	6	Asimetría de frecuencia	89,43
	7	Centroide espectral	93,97	7	CP4	91,41	7	Esparción espectral	89,02
	8	Relación de frecuencia	94,30	8	Entropía espectral	92,73	8	Entropía espectral	91,00
	9	Esparción espectral	93,72	9	CP2	91,91	9	Cuarto momento espectral	93,23
	10	CP2	93,47	10	Esparción espectral	91,58	10	Relación de frecuencia	93,47
A2	1	Cuarto momento espectral	11,16	1	CP3	11,16	1	CP5	11,16
	2	CP5	20,17	2	Varianza de frecuencia	25,95	2	Varianza de la frecuencia central	24,79
	3	Varianza de la frecuencia central	45,37	3	CP4	58,92	3	CP2	49,99
	4	Asimetría de frecuencia	64,88	4	CP2	60,33	4	Centroide espectral	69,01
	5	CP3	82,81	5	Cuarto momento espectral	77,19	5	CP3	81,90
	6	Entropía espectral	90,66	6	Centroide espectral	82,15	6	Esparción espectral	81,16
	7	Centroide espectral	91,57	7	Varianza de la frecuencia central	86,37	7	CP4	83,14
	8	CP4	93,47	8	CP5	89,59	8	Asimetría de frecuencia	88,43
	9	Relación de frecuencia	94,21	9	Entropía espectral	91,82	9	Cuarto momento espectral	91,82
	10	Varianza de frecuencia	94,38	10	Relación de frecuencia	92,97	10	Entropía espectral	92,15
A3	1	CP5	11,20	1	CP5	11,20	1	CP5	11,20
	2	Frecuencia máxima	24,56	2	Centroide espectral	22,07	2	Centroide espectral	22,07
	3	Esparción espectral	41,24	3	CP4	47,72	3	Esparción espectral	38,59
	4	Asimetría de frecuencia	64,23	4	CP3	68,22	4	CP2	59,83
	5	Relación de frecuencia	75,44	5	CP2	70,87	5	CP4	61,08
	6	Cuarto momento espectral	79,59	6	Entropía espectral	75,68	6	Cuarto momento espectral	74,36
	7	Centroide espectral	83,73	7	Varianza de frecuencia	78,51	7	CP3	81,49
	8	Varianza de la frecuencia central	87,55	8	Cuarto momento espectral	84,73	8	Asimetría de frecuencia	83,65
	9	CP3	90,12	9	Frecuencia máxima	87,55	9	Relación de frecuencia	88,30
	10	CP4	90,46	10	Relación de frecuencia	89,79	10	Frecuencia máxima	89,29
A4	1	CP5	11,24	1	Frecuencia máxima	11,24	1	Esparción espectral	11,24
	2	Varianza de la frecuencia central	22,98	2	Esparción espectral	25,06	2	CP5	16,74
	3	Relación de frecuencia	49,79	3	CP5	37,22	3	Centroide espectral	34,89
	4	Cuarto momento espectral	70,77	4	CP4	54,87	4	CP4	48,29
	5	Esparción espectral	73,35	5	Centroide espectral	63,28	5	Varianza de la frecuencia central	69,52
	6	Frecuencia máxima	75,44	6	Varianza de frecuencia	73,43	6	CP2	74,60
	7	Asimetría de frecuencia	79,60	7	CP3	76,77	7	Cuarto momento espectral	81,93
	8	CP4	84,43	8	Entropía espectral	78,68	8	Relación de frecuencia	85,76
	9	Centroide espectral	87,09	9	Varianza de la frecuencia central	84,26	9	Asimetría de frecuencia	87,59
	10	CP3	88,76	10	Cuarto momento espectral	86,43	10	CP3	88,51

Tabla B2.2: Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio de la frecuencia de las señales de EA para el fallo de gripado

ReliefF			Chi- Cuadrado			Ganancia de información		
Ranking		KNN (%)	Ranking		KNN (%)	Ranking		KNN (%)
EA1	1 Entropía espectral	11,12	1 Entropía espectral	11,12	1 Entropía espectral	11,12	1 Entropía espectral	11,12
	2 Primer momento espectral	51,79	2 Primer momento espectral	51,79	2 Primer momento espectral	51,79	2 Primer momento espectral	51,79
	3 Varianza de la frecuencia central	80,24	3 CP4	84,98	3 CP4	84,98	3 CP4	84,98
	4 CP4	88,88	4 CP3	93,20	4 Varianza de la frecuencia central	88,88	4 Varianza de la frecuencia central	88,88
	5 CP3	92,53	5 Varianza de la frecuencia central	92,53	5 CP3	92,53	5 CP3	92,53
	6 Cuarto momento espectral	91,37	6 Cuarto momento espectral	91,37	6 Cuarto momento espectral	91,37	6 Cuarto momento espectral	91,37
	7 Relación de frecuencia	84,81	7 Asimetría de frecuencia	92,12	7 Relación de frecuencia	84,81	7 Relación de frecuencia	84,81
	8 Centroide espectral	87,14	8 Curtosis de frecuencia	88,38	8 CP5	80,92	8 CP5	80,92
	9 Asimetría de frecuencia	86,98	9 CP5	84,65	9 Esparción espectral	84,9	9 Esparción espectral	84,9
	10 Curtosis de frecuencia	83,99	10 Relación de frecuencia	79,50	10 Curtosis de frecuencia	83,24	10 Curtosis de frecuencia	83,24
EA2	1 Entropía espectral	11,17	1 Entropía espectral	11,17	1 Entropía espectral	11,17	1 Entropía espectral	11,17
	2 Primer momento espectral	60,38	2 Primer momento espectral	60,38	2 Primer momento espectral	60,38	2 Primer momento espectral	60,38
	3 Varianza de la frecuencia central	77,83	3 CP3	83,12	3 CP3	83,12	3 CP3	83,12
	4 CP3	87,26	4 Varianza de la frecuencia central	87,26	4 Varianza de la frecuencia central	87,26	4 Varianza de la frecuencia central	87,26
	5 Cuarto momento espectral	87,34	5 Cuarto momento espectral	87,34	5 Cuarto momento espectral	87,34	5 Cuarto momento espectral	87,34
	6 Relación de frecuencia	80,07	6 Curtosis de frecuencia	84,86	6 Relación de frecuencia	80,07	6 Relación de frecuencia	80,07
	7 Esparción espectral	88,18	7 CP5	81,39	7 CP5	79,17	7 CP5	79,17
	8 Centroide espectral	89,08	8 Relación de frecuencia	77,68	8 Esparción espectral	85,7	8 Esparción espectral	85,7
	9 Curtosis de frecuencia	88,17	9 Centroide espectral	82,39	9 Centroide espectral	85,7	9 Centroide espectral	85,7
	10 CP5	84,78	10 Esparción espectral	84,78	10 Curtosis de frecuencia	84,78	10 Curtosis de frecuencia	84,78

Tabla B2.3: Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio de la frecuencia de la señal de corriente para el fallo de gripado

ReliefF			Chi- Cuadrado			Ganancia de información		
Ranking		KNN (%)	Ranking		KNN (%)	Ranking		KNN (%)
C1	1 Frecuencia máxima	11,06	1 Frecuencia máxima	11,06	1 Frecuencia máxima	11,06	1 Frecuencia máxima	11,06
	2 Varianza de la frecuencia central	12,96	2 Frecuencia media	11,14	2 Primer momento espectral	12,79	2 Primer momento espectral	12,79
	3 Primer momento espectral	17,24	3 Asimetría de frecuencia	12,63	3 Frecuencia media	12,79	3 Frecuencia media	12,79
	4 Relación de frecuencia	24,34	4 Curtosis de frecuencia	11,72	4 Relación de frecuencia	19,47	4 Relación de frecuencia	19,47
	5 Entropía espectral	20,71	5 CP1	12,21	5 Varianza de la frecuencia central	20,71	5 Varianza de la frecuencia central	20,71
	6 Frecuencia media	21,78	6 CP2	13,20	6 CP5	22,19	6 CP5	22,19
	7 CP5	21,04	7 CP4	12,29	7 CP1	20,62	7 CP1	20,62
	8 CP4	20,79	8 CP5	12,54	8 CP4	20,13	8 CP4	20,13
	9 Esparción espectral	19,64	9 Primer momento espectral	14,03	9 Esparción espectral	21,12	9 Esparción espectral	21,12
	10 CP1	20,54	10 Varianza de la frecuencia central	15,02	10 Asimetría de frecuencia	16,83	10 Asimetría de frecuencia	16,83

Tabla B2.4: Resumen de los IC para las señales de A1, A2, A3 y A4 en el dominio de la frecuencia para el fallo de gripado

Indicador de condición	Repeticiones	Campo	Indicador de condición	Repeticiones	Campo
Cuarto momento espectral	12	DF	Esparción espectral	9	Audio
CP5	12	DF	Asimetría de frecuencia	8	DF
CP3	12	DF	Entropía espectral	8	Audio
Centroide espectral	12	Audio	CP2	8	DF
Varianza de la frecuencia central	10	DF	Varianza de frecuencia	5	DF
CP4	10	DF	Frecuencia máxima	5	DF
Relación de frecuencia	9	DF			

Tabla B2.5: Resumen de los IC para las señales de EA1, EA2 en el dominio de la frecuencia para el fallo de gripado

Indicador de condición	Repeticiones	Campo	Indicador de condición	Repeticiones	Campo
Entropía espectral	6	Audio	Curtosis de frecuencia	6	DF
Primer momento espectral	6	DF	CP5	5	DF
Varianza de la frecuencia central	6	DF	Centroide espectral	4	Audio
CP3	6	DF	Esparción espectral	4	Audio
Cuarto momento espectral	6	DF	CP4	3	DF
Relación de frecuencia	6	DF	Asimetría de frecuencia	2	DF

Tabla B2.6: Resumen de los IC para la señal de corriente en el dominio de la frecuencia para el fallo de gripado

Indicador de condición	Repeticiones	Campo	Indicador de condición	Repeticiones	Campo
Frecuencia máxima	3	DF	Relación de frecuencia	2	DF
Varianza de la frecuencia central	3	DF	Esparción espectral	2	Audio
Primer momento espectral	3	DF	Asimetría de frecuencia	2	DF
Frecuencia media	3	DF	Entropía espectral	1	Audio
CP5	3	DF	Curtosis de frecuencia	1	DF
CP4	3	DF	CP2	1	DF
CP1	3	DF			

B.3.. RESULTADOS DEL SD1 PARA EL FALLO DE GRIPADO EN EL DOMINIO DEL TIEMPO Y FRECUENCIA

Tabla B3.1: Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo y frecuencia de las señales de vibración para el fallo de gripado

ReliefF				Chi- Cuadrado				Ganancia de información				
Ranking		Dominio	KNN (%)	Ranking		Dominio	KNN (%)	Ranking		Dominio	KNN (%)	
A1	1	Media	Tiempo	11,15	1	Valor de verosimilitud negativo normal normalizado	Tiempo	11,15	1	Media	Tiempo	11,15
	2	Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	33,69	2	Indicadores de forma de onda	Tiempo	40,96	2	CP5	Frecuencia	39,64
	3	Porcentaje de Myopulso	Tiempo	67,05	3	CPT6	Tiempo	75,06	3	Porcentaje de Myopulso	Tiempo	63,25
	4	Cuarto momento espectral	Frecuencia	82,16	4	Relación desviación-media	Tiempo	77,62	4	Cruce por cero	Tiempo	81,08
	5	CP5	Frecuencia	84,55	5	Media	Tiempo	85,05	5	Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	90,08
	6	Asimetría de frecuencia	Frecuencia	91,57	6	Relación Log-Log	Tiempo	84,8	6	Relación desviación-media	Tiempo	91,65
	7	Asimetría	Tiempo	93,72	7	Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	91,16	7	Asimetría	Tiempo	94,62
	8	Valor de verosimilitud negativo normal normalizado	Tiempo	94,96	8	Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	95,45	8	CP3	Frecuencia	95,86
	9	Indicadores de forma de onda	Tiempo	96,36	9	Cruce por cero	Tiempo	97,85	9	Centroide espectral	Frecuencia	96,44
	10	Cruce por cero	Tiempo	97,68	10	Quinto momento estadístico	Tiempo	98,35	10	CPT6	Tiempo	96,61
A2	1	Media	Tiempo	11,16	1	Relación Log-Log	Tiempo	11,16	1	Media	Tiempo	11,16
	2	Asimetría	Tiempo	22,07	2	Relación desviación-media	Tiempo	46,94	2	CP5	Frecuencia	27,61
	3	CP5	Frecuencia	50,58	3	Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	62,64	3	Porcentaje de Myopulso	Tiempo	65,29
	4	Cuarto momento espectral	Frecuencia	72,15	4	Media	Tiempo	79,5	4	Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	80,99
	5	Asimetría de frecuencia	Frecuencia	81,32	5	CP3	Frecuencia	84,38	5	CP2	Frecuencia	86,70
	6	Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	87,85	6	Varianza	Frecuencia	88,43	6	Centroide espectral	Frecuencia	89,51
	7	Cruce por cero	Tiempo	92,81	7	Quinto momento estadístico	Tiempo	89,92	7	Índice de margen	Tiempo	91,74
	8	Factor de impulso de desviación estándar	Tiempo	94,71	8	Porcentaje de Myopulso	Tiempo	95,29	8	CP3	Frecuencia	95,29
	9	Centroide espectral	Frecuencia	95,95	9	CP4	Frecuencia	97,27	9	Relación desviación-media	Tiempo	95,87
	10	Relación desviación-media	Tiempo	95,95	10	K-ésimo momento central	Tiempo	97,6	10	Cruce por cero	Tiempo	97,27
A3	1	CP5	Frecuencia	11,16	1	Relación Log-Log	Tiempo	11,16	1	CP5	Frecuencia	11,16
	2	Centroide espectral	Frecuencia	22,48	2	Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	30,58	2	Cruce por cero	Tiempo	23,64
	3	Frecuencia máxima	Frecuencia	53,47	3	Centroide espectral	Frecuencia	64,21	3	Centroide espectral	Frecuencia	54,38
	4	Asimetría	Tiempo	68,35	4	CP5	Frecuencia	70,99	4	Media	Tiempo	77,44
	5	Factor de impulso de desviación estándar	Tiempo	84,05	5	CP3	Frecuencia	79,59	5	Asimetría	Tiempo	90,91
	6	Cuarto momento espectral	Frecuencia	88,43	6	CP4	Frecuencia	81,49	6	Esparción espectral	Frecuencia	89,09
	7	Esparción espectral	Frecuencia	88,60	7	Cruce por cero	Tiempo	88,6	7	CP4	Frecuencia	92,89
	8	Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	92,64	8	CP2	Frecuencia	89,26	8	Índice de margen	Tiempo	94,63
	9	Media	Tiempo	96,53	9	Media	Tiempo	93,31	9	CP2	Frecuencia	94,46
	10	CP4	Frecuencia	96,94	10	Entropía espectral	Frecuencia	94,05	10	Porcentaje de Myopulso	Tiempo	95,37
A4	1	Media	Tiempo	11,16	1	Media	Tiempo	11,16	1	Media	Tiempo	11,16
	2	CP5	Frecuencia	30,49	2	Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	37,77	2	Esparción espectral	Frecuencia	31,57
	3	Esparción espectral	Frecuencia	42,73	3	Relación Log-Log	Tiempo	71,89	3	CP5	Frecuencia	42,73
	4	Cruce por cero	Tiempo	67,94	4	Frecuencia máxima	Frecuencia	80,07	4	Cruce por cero	Tiempo	67,94
	5	Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	85,21	5	Esparción espectral	Frecuencia	84,29	5	Centroide espectral	Frecuencia	81,65
	6	Relación de frecuencia	Frecuencia	90,99	6	CP5	Frecuencia	87,27	6	Asimetría	Tiempo	90,83
	7	Asimetría	Tiempo	94,71	7	CP4	Frecuencia	91,98	7	Porcentaje de Myopulso	Tiempo	96,03
	8	Cuarto momento espectral	Frecuencia	96,28	8	Centroide espectral	Frecuencia	94,47	8	CP4	Frecuencia	97,02
	9	Centroide espectral	Frecuencia	97,35	9	Cruce por cero	Tiempo	97,27	9	Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	97,77
	10	Frecuencia máxima	Frecuencia	97,68	10	Porcentaje de Myopulso	Tiempo	97,27	10	Límite superior de histograma	Tiempo	98,18

Tabla B3.2: Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo y frecuencia de las señales de EA para el fallo de gripado

ReliefF			Chi- Cuadrado			Ganancia de información		
Ranking	Dominio	KNN (%)	Ranking	Dominio	KNN (%)	Ranking	Dominio	KNN (%)
1 Entropía espectral	Frecuencia	11,12	1 Entropía espectral	Frecuencia	11,12	1 Entropía espectral	Frecuencia	11,12
2 Momento normalizado	Tiempo	35,43	2 Primer momento espectral	Frecuencia	52,11	2 Primer momento espectral	Frecuencia	52,11
3 Primer momento espectral	Frecuencia	67,88	3 Factor de impulso de desviación estándar	Tiempo	95,02	3 CP4	Frecuencia	83,90
EA1 4 Cambio de signo de pendiente	Tiempo	89,54	4 CP4	Frecuencia	93,78	4 Cambio de signo de pendiente	Tiempo	92,04
5 Factor de impulso de desviación estándar	Tiempo	97,59	5 Relación desviación-media	Tiempo	97,68	5 Factor de impulso de desviación estándar	Tiempo	96,93
6 Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	97,93	6 Cambio de signo de pendiente	Tiempo	97,43	6 Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	96,60
7 Sexto momento estadístico	Tiempo	98,26	7 CP3	Frecuencia	96,68	7 CP3	Frecuencia	95,93
8 CP4	Frecuencia	97,67	8 Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	97,18	8 Operador de energía	Tiempo	96,26
9 Operador de energía	Tiempo	97,76	9 Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	96,85	9 Relación desviación-media	Tiempo	96,35
10 Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	97,76	10 Curtosis	Tiempo	96,93	10 Asimetría	Tiempo	93,70
1 Entropía espectral	Frecuencia	11,17	1 Entropía espectral	Frecuencia	11,17	1 Entropía espectral	Frecuencia	11,17
2 Primer momento espectral	Frecuencia	60,30	2 Primer momento espectral	Frecuencia	60,3	2 Primer momento espectral	Frecuencia	60,30
3 Cambio de signo de pendiente	Tiempo	86,27	3 Factor de impulso de desviación estándar	Tiempo	93,05	3 CP3	Frecuencia	83,62
EA2 4 Factor de impulso de desviación estándar	Tiempo	96,69	4 Relación desviación-media	Tiempo	98,68	4 Cambio de signo de pendiente	Tiempo	92,89
5 Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	97,85	5 Cambio de signo de pendiente	Tiempo	98,43	5 Factor de impulso de desviación estándar	Tiempo	96,11
6 Sexto momento estadístico	Tiempo	98,76	6 CP3	Frecuencia	97,93	6 Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	97,19
7 CP3	Frecuencia	98,35	7 Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	98,26	7 Relación desviación-media	Tiempo	98,01
8 Operador de energía	Tiempo	98,35	8 Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	98,43	8 Operador de energía	Tiempo	98,18
9 Relación desviación-media	Tiempo	98,35	9 Operador de energía	Tiempo	98,43	9 Asimetría	Tiempo	94,04
10 Indicadores de pulso	Tiempo	96,20	10 Sexto momento estadístico	Tiempo	98,26	10 Sexto momento estadístico	Tiempo	95,12

Tabla B3.3: Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo y frecuencia de la señal de corriente para el fallo de gripado

ReliefF			Chi- Cuadrado			Ganancia de información		
Ranking	Dominio	KNN (%)	Ranking	Dominio	KNN (%)	Ranking	Dominio	KNN (%)
1 Frecuencia máxima	Frecuencia	11,06	1 Frecuencia máxima	Frecuencia	11,06	1 Frecuencia máxima	Frecuencia	11,06
2 Relación Log-Log	Tiempo	17,41	2 Relación Log-Log	Tiempo	17,41	2 Relación Log-Log	Tiempo	17,41
3 Factor de forma	Tiempo	39,19	3 Frecuencia media	Frecuencia	20,88	3 Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	30,28
4 Asimetría	Tiempo	40,01	4 Asimetría	Tiempo	22,28	4 Factor de forma	Tiempo	51,57
C1 5 Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	40,60	5 Sexto momento estadístico	Tiempo	21,95	5 Cambio de signo de pendiente	Tiempo	51,98
6 Primer momento espectral	Frecuencia	41,01	6 Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	26,98	6 Primer momento espectral	Frecuencia	49,50
7 Cambio de signo de pendiente	Tiempo	43,32	7 Cambio de signo de pendiente	Tiempo	29,04	7 Sexto momento estadístico	Tiempo	47,20
8 Sexto momento estadístico	Tiempo	41,92	8 Factor de forma	Tiempo	37,54	8 Frecuencia media	Frecuencia	39,03
9 Relación de frecuencia	Frecuencia	42,90	9 Factor de impulso	Tiempo	36,8	9 Asimetría	Tiempo	39,94
10 Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	43,40	10 Pendiente media del valor absoluto	Tiempo	31,35	10 Relación de frecuencia	Frecuencia	39,03

Tabla B3.4: Resumen de los IC para las señales de A1, A2, A3 y A4 en el dominio del tiempo y frecuencia para el fallo de gripado

Indicador de condición	Repeticiones	Dominio	Campo	Indicador de condición	Repeticiones	Dominio	Campo
Media	12	Tiempo	DF	CP2	3	Frecuencia	DF
CP5	10	Frecuencia	DF	Asimetría de frecuencia	2	Frecuencia	DF
Cruce por cero	10	Tiempo	EMG	Valor de verosimilitud negativo normal normalizado	2	Tiempo	DF
Centroide espectral	9	Frecuencia	Audio	Indicadores de forma de onda	2	Tiempo	EMG
Varianza de la frecuencia central	8	Frecuencia	DF	Factor de impulso de desviación estándar	2	Tiempo	DF
Porcentaje de Myopulso	7	Tiempo	EMG	CPT6	2	Tiempo	DF
Asimetría	7	Tiempo	DF	Quinto momento estadístico	2	Tiempo	DF
CP4	6	Frecuencia	DF	Índice de margen	2	Tiempo	EMG
Relación desviación-media	5	Tiempo	DF	Relación de frecuencia	1	Frecuencia	DF
Esparción espectral	5	Frecuencia	Audio	Varianza	1	Frecuencia	DF
Cuarto momento espectral	4	Frecuencia	DF	K-ésimo momento central	1	Tiempo	DF
Relación Log-Log	4	Tiempo	DF	Entropía espectral	1	Frecuencia	Audio
Diferencia absoluta del valor de varianza	4	Tiempo	EMG	Límite superior de histograma	1	Tiempo	DF
CP3	4	Frecuencia	DF				
Frecuencia máxima	3	Frecuencia	DF				

Tabla B3.5: Resumen de los IC para las señales de EA1, EA2 en el dominio del tiempo y frecuencia para el fallo de gripado

Indicador de condición	Repeticiones	Dominio	Campo	Indicador de condición	Repeticiones	Dominio	Campo
Entropía espectral	6	Frecuencia	Audio	Relación desviación-media	5	Tiempo	DF
Primer momento espectral	6	Frecuencia	DF	Sexto momento estadístico	4	Tiempo	DF
Cambio de signo de pendiente	6	Tiempo	EMG	CP4	3	Frecuencia	DF
Factor de impulso de desviación estándar	6	Tiempo	DF	Diferencia absoluta del valor de varianza	3	Tiempo	EMG
Varianza de la frecuencia central	6	Frecuencia	DF	Asimetría	2	Tiempo	DF
Operador de energía	5	Tiempo	DF	Momento normalizado	1	Tiempo	DF
CP3	5	Frecuencia	DF	Indicadores de pulso	1	Tiempo	EMG
				Curtosis	1	Tiempo	DF

Tabla B3.6: Resumen de los IC para la señal de corriente en el dominio del tiempo y frecuencia para el fallo de gripado

Indicador de condición	Repeticiones	Dominio	Campo	Indicador de condición	Repeticiones	Dominio	Campo
Frecuencia máxima	3	Frecuencia	DF	Primer momento espectral	2	Frecuencia	DF
Relación Log-Log	3	Tiempo	DF	Relación de frecuencia	2	Frecuencia	DF
Factor de forma	3	Tiempo	DF	Frecuencia media	2	Frecuencia	DF
Asimetría	3	Tiempo	DF	Varianza de la frecuencia central	1	Frecuencia	DF
Cambio de signo de pendiente	3	Tiempo	EMG	Factor de impulso	1	Tiempo	DF
Sexto momento estadístico	3	Tiempo	DF	Pendiente media del valor absoluto	1	Tiempo	EMG
Diferencia absoluta del valor de varianza	3	Tiempo	EMG				

**C.. RESULTADOS DEL SD1 PARA LA BASE DE DATOS DEL FALLO
DE PICADURA**

**C.1.. RESULTADOS DEL SD1 PARA EL FALLO DE PICADURA EN
EL DOMINIO DEL TIEMPO**

Tabla C1.1: Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo de las señales de vibración para el fallo de picadura

ReliefF			Chi-cuadrado			Ganancia de información		
	Ranking	KNN (%)		Ranking	KNN (%)		Ranking	KNN (%)
A1	1 Media	11,14	1	Relación desviación-media	11,14	1	Media	11,14
	2 Asimetría	26,90	2	Diferencia absoluta del valor de varianza	36,55	2	Porcentaje de Myopulso	30,69
	3 Cambio de signo de pendiente	67,82	3	Media	66,10	3	Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	68,00
	4 Cruce por cero	89,61	4	Curtosis	83,92	4	Curtosis	87,79
	5 Porcentaje de Myopulso	94,22	5	K-ésimo momento central	90,19	5	Cruce por cero	94,39
	6 Factor de impulso de desviación estándar	95,96	6	Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	92,57	6	Factor de latitud	93,32
	7 Indicadores de forma de onda	96,78	7	Cambio de signo de pendiente	96,62	7	Cambio de signo de pendiente	96,62
	8 Curtosis	96,78	8	Quinto momento estadístico	96,70	8	Factor de holgura	96,54
	9 Factor de latitud	97,61	9	Valor de verosimilitud negativo normal normalizado	96,70	9	Asimetría	97,28
	10 Valor de verosimilitud negativo normal normalizado	97,69	10	Indicadores de forma de onda	96,37	10	Factor de impulso de desviación estándar	96,95
A2	1 Asimetría	11,14	1	Relación desviación-media	11,14	1	Media	11,14
	2 Cruce por cero	25,74	2	Sexto momento estadístico	35,57	2	Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	25,24
	3 Media	58,25	3	Quinto momento estadístico	58,33	3	Cruce por cero	67,24
	4 Factor de latitud	77,39	4	Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	72,77	4	Asimetría	85,15
	5 Factor de impulso de desviación estándar	88,94	5	Curtosis	87,04	5	Relación Log-Log	94,55
	6 Diferencia absoluta del valor de varianza	95,05	6	K-ésimo momento central	89,77	6	Porcentaje de Myopulso	94,88
	7 Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	97,20	7	Diferencia absoluta del valor de varianza	91,34	7	Factor de latitud	97,11
	8 Relación desviación-media	97,69	8	Momentos temporales de orden superior	91,92	8	Factor de impulso de desviación estándar	97,94
	9 Curtosis	97,86	9	Media	94,64	9	Diferencia absoluta del valor de varianza	97,94
	10 Límite superior de histograma	97,94	10	Factor de impulso de desviación estándar	96,78	10	Relación desviación-media	98,02
A3	1 Asimetría	11,14	1	Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	11,14	1	Cruce por cero	11,14
	2 Factor de impulso de desviación estándar	27,80	2	Diferencia absoluta del valor de varianza	35,32	2	Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	30,53
	3 Media	60,97	3	Cruce por cero	67,82	3	Asimetría	68,89
	4 Cruce por cero	88,86	4	K-ésimo momento central	82,59	4	Índice de margen	83,75
	5 Índice de margen	92,24	5	Curtosis	92,41	5	Media	91,33
	6 Diferencia absoluta del valor de varianza	93,73	6	Relación Log-Log	94,14	6	Factor de impulso de desviación estándar	94,55
	7 Límite superior de histograma	94,55	7	Sexto momento estadístico	94,80	7	Límite superior de histograma	95,71
	8 Factor de latitud	94,80	8	Factor de holgura	93,23	8	Diferencia absoluta del valor de varianza	96,04
	9 Curtosis	95,21	9	Factor de impulso de desviación estándar	94,31	9	Límite inferior de histograma	96,61
	10 Límite inferior de histograma	95,87	10	Quinto momento estadístico	94,39	10	Porcentaje de Myopulso	96,37
A4	1 Media	11,14	1	K-ésimo momento central	11,14	1	Cruce por cero	11,14
	2 Cruce por cero	26,64	2	Quinto momento estadístico	31,68	2	Media	26,64
	3 Asimetría	60,14	3	Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	67,08	3	Asimetría	60,14
	4 Factor de impulso de desviación estándar	84,57	4	Relación desviación-media	67,16	4	Porcentaje de Myopulso	85,90
	5 Diferencia absoluta del valor de varianza	94,39	5	Relación Log-Log	76,56	5	Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	93,82
	6 Índice de margen	94,14	6	Media	78,55	6	Índice de margen	94,72
	7 Factor de latitud	94,64	7	Sexto momento estadístico	80,86	7	Factor de impulso de desviación estándar	96,37
	8 Límite superior de histograma	95,13	8	Diferencia absoluta del valor de varianza	87,37	8	Factor de latitud	96,95
	9 Porcentaje de Myopulso	96,29	9	Factor de holgura	90,02	9	Diferencia absoluta del valor de varianza	97,20
	10 Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	97,11	10	Porcentaje de Myopulso	92,82	10	Curtosis	97,61

Tabla C1.2: Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo de las señales de EA para el fallo de picadura

ReliefF			Chi-cuadrado			Ganancia de información		
Ranking		KNN (%)	Ranking		KNN (%)	Ranking		KNN (%)
EA1	1 Factor de forma	11,11	1 Factor de forma	11,11	1 Factor de forma	11,11	1 Factor de forma	11,11
	2 Momento normalizado	56,21	2 Relación Log-Log	70,12	2 Relación Log-Log	70,12	2 Relación Log-Log	70,12
	3 Relación Log-Log	87,57	3 Factor de impulso de desviación estándar	95,06	3 Factor de impulso de desviación estándar	95,06	3 Factor de impulso de desviación estándar	95,06
	4 Sexto momento estadístico	96,38	4 Diferencia absoluta del valor de varianza	99,18	4 Sexto momento estadístico	96,71	4 Sexto momento estadístico	96,71
	5 Factor de impulso de desviación estándar	97,61	5 Relación desviación-media	99,59	5 Relación desviación-media	99,18	5 Relación desviación-media	99,18
	6 Diferencia absoluta del valor de varianza	98,68	6 Sexto momento estadístico	99,18	6 Diferencia absoluta del valor de varianza	99,18	6 Diferencia absoluta del valor de varianza	99,18
	7 Operador de energía	98,44	7 CPT6	99,51	7 Curtosis	99,42	7 Curtosis	99,42
	8 Relación desviación-media	98,85	8 Curtosis	99,51	8 CPT6	99,51	8 CPT6	99,51
	9 CPT6	99,18	9 Cambio de signo de pendiente	98,85	9 Operador de energía	99,34	9 Operador de energía	99,34
	10 Curtosis	99,18	10 Operador de energía	98,85	10 Cambio de signo de pendiente	98,85	10 Cambio de signo de pendiente	98,85
EA2	1 Factor de forma	11,11	1 Factor de forma	11,11	1 Factor de forma	11,11	1 Factor de forma	11,11
	2 Relación Log-Log	57,70	2 Relación Log-Log	57,70	2 Relación Log-Log	57,7	2 Relación Log-Log	57,7
	3 Factor de impulso de desviación estándar	94,65	3 Factor de impulso de desviación estándar	94,65	3 Factor de impulso de desviación estándar	94,65	3 Factor de impulso de desviación estándar	94,65
	4 Cambio de signo de pendiente	98,77	4 Relación desviación-media	100,00	4 Relación desviación-media	100	4 Relación desviación-media	100
	5 Sexto momento estadístico	98,93	5 CPT6	100,00	5 CPT6	100	5 CPT6	100
	6 Relación desviación-media	99,93	6 Diferencia absoluta del valor de varianza	99,75	6 Cambio de amplitud promedio	99,92	6 Cambio de amplitud promedio	99,92
	7 Operador de energía	99,42	7 Cambio de amplitud promedio	99,75	7 Sexto momento estadístico	99,51	7 Sexto momento estadístico	99,51
	8 CPT6	99,34	8 Curtosis	99,75	8 Curtosis	99,42	8 Curtosis	99,42
	9 Cambio de amplitud promedio	99,26	9 Sexto momento estadístico	99,51	9 Diferencia absoluta del valor de varianza	99,51	9 Diferencia absoluta del valor de varianza	99,51
	10 Diferencia absoluta del valor de varianza	99,18	10 Asimetría	98,27	10 Asimetría	98,27	10 Asimetría	98,27

Tabla C1.3: Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo de la señal de corriente para el fallo de picadura

ReliefF			Chi-cuadrado			Ganancia de información		
Ranking		KNN (%)	Ranking		KNN (%)	Ranking		KNN (%)
C1	1 Factor de forma	11,11	1 Factor de forma	11,11	1 Factor de forma	11,11	1 Factor de forma	11,11
	2 Factor de impulso	17,04	2 Factor de impulso	17,04	2 Factor de impulso	17,04	2 Factor de impulso	17,04
	3 Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	33,99	3 Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	39,99	3 Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	33,99	3 Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	33,99
	4 Relación Log-Log	43,54	4 Factor de impulso de desviación estándar	43,21	4 Relación Log-Log	43,54	4 Relación Log-Log	43,54
	5 Cambio de signo de pendiente	59,42	5 Relación Log-Log	52,76	5 Factor de impulso de desviación estándar	52,76	5 Factor de impulso de desviación estándar	52,76
	6 Factor de impulso de desviación estándar	60,58	6 Diferencia absoluta del valor de varianza	57,45	6 Diferencia absoluta del valor de varianza	57,45	6 Diferencia absoluta del valor de varianza	57,45
	7 Diferencia absoluta del valor de varianza	62,47	7 Asimetría	54,57	7 Sexto momento estadístico	57,37	7 Sexto momento estadístico	57,37
	8 Asimetría	59,75	8 Cambio de signo de pendiente	59,75	8 Asimetría	54,49	8 Asimetría	54,49
	9 Sexto momento estadístico	59,84	9 Pendiente media del valor absoluto	52,67	9 Límite superior de histograma	52,43	9 Límite superior de histograma	52,43
	10 K-ésimo momento central	58,68	10 Delta RMS	50,70	10 Media de amplitud	47,00	10 Media de amplitud	47,00

Tabla C1.4: Resumen de los IC para las señales de A1, A2, A3 y A4 en el dominio del tiempo para el fallo de picadura

Indicador de condición	Repeticiones	Campo	Indicador de condición	Repeticiones	Campo
Media	11	DF	Índice de margen	4	EMG
Factor de impuso de desviación estándar	10	DF	K-ésimo momento central	4	DF
Diferencia absoluta del valor de varianza	10	EMG	Quinto momento estadístico	4	DF
Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	10	EMG	Cambio de signo de pendiente	3	EMG
Cruce por cero	9	EMG	Sexto momento estadístico	3	DF
Asimetría	8	DF	Relación Log-Log	3	DF
Curtosis	8	DF	Factor de holgura	3	DF
Porcentaje de Myopulso	7	EMG	Indicadores de forma de onda	2	EMG
Factor de latitud	7	DF	Valor de verosimilitud negativo normal normalizado	2	DF
Relación desviación-media	5	DF	Límite inferior de histograma	2	DF
Límite superior de histograma	4	DF	Momentos temporales de orden superior	1	EMG

Tabla C1.5: Resumen de los IC para las señales de EA1, EA2 en el dominio del tiempo para el fallo de picadura

Indicador de condición	Repeticiones	Campo	Indicador de condición	Repeticiones	Campo
Factor de forma	6	DF	Curtosis	5	DF
Relación Log-Log	6	DF	Operador de energía	4	DF
Sexto momento estadístico	6	DF	Cambio de signo de pendiente	3	EMG
Factor de impulso de desviación estándar	6	DF	Cambio de amplitud promedio	3	EMG
Diferencia absoluta del valor de varianza	6	EMG	Asimetría	2	DF
Relación desviación-media	6	DF	Momento normalizado	1	DF
CPT6	6	DF			

Tabla C1.6: Resumen de los IC para la señal de corriente en el dominio del tiempo para el fallo de picadura

Indicador de condición	Repeticiones	Campo	Indicador de condición	Repeticiones	Campo
Factor de forma	3	DF	Cambio de signo de pendiente	2	EMG
Factor de impulso	3	DF	Sexto momento estadístico	2	DF
Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	3	EMG	K-ésimo momento central	1	DF
Relación Log-Log	3	DF	Pendiente media del valor absoluto	1	EMG
Factor de impulso de desviación estándar	3	DF	Delta RMS	1	DF
Diferencia absoluta del valor de varianza	3	EMG	Límite superior de histograma	1	DF
Asimetría	3	DF	Media de amplitud	1	EMG

C.2.. RESULTADOS DEL SD1 PARA EL FALLO DE PICADURA EN EL DOMINIO DE LA FRECUENCIA

Tabla C2.1: Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio de la frecuencia de las señales de vibración para el fallo de picadura

ReliefF			Chi-cuadrado			Ganancia de información		
Ranking		KNN (%)	Ranking		KNN (%)	Ranking		KNN (%)
A1	1 Asimetría de frecuencia	11,15	1 Cuarto momento espectral	11,15	1 CP5	11,15	11,15	11,15
	2 Varianza de la frecuencia central	25,52	2 Varianza de la frecuencia central	35,59	2 Centroide espectral	20,64	20,64	20,64
	3 CP5	42,11	3 CP5	46,98	3 CP2	41,20	41,20	41,20
	4 Cuarto momento espectral	61,51	4 Varianza de frecuencia	64,24	4 Asimetría de frecuencia	64,00	64,00	64,00
	5 Relación de frecuencia	75,05	5 Centroide espectral	74,82	5 CP4	68,87	68,87	68,87
	6 Entropía espectral	81,66	6 CP4	83,81	6 Esparción espectral	70,03	70,03	70,03
	7 Esparción espectral	84,55	7 Relación de frecuencia	88,35	7 Cuarto momento espectral	80,26	80,26	80,26
	8 CP3	88,36	8 CP3	90,09	8 Entropía espectral	82,25	82,25	82,25
	9 Centroide espectral	90,83	9 Entropía espectral	88,85	9 Varianza de la frecuencia central	88,11	88,11	88,11
	10 Varianza	90,91	10 CP2	89,51	10 CP3	90,26	90,26	90,26
A2	1 Asimetría de frecuencia	11,17	1 Cuarto momento espectral	11,17	1 CP4	11,17	11,17	11,17
	2 CP5	17,45	2 Varianza de la frecuencia central	34,49	2 CP5	23,42	23,42	23,42
	3 Varianza de la frecuencia central	44,33	3 CP4	61,13	3 Centroide espectral	43,35	43,35	43,35
	4 Cuarto momento espectral	65,60	4 CP3	74,03	4 Entropía espectral	65,10	65,10	65,10
	5 CP4	82,47	5 Varianza de frecuencia	86,10	5 CP3	71,96	71,96	71,96
	6 Relación de frecuencia	88,42	6 CP5	87,68	6 Esparción espectral	72,71	72,71	72,71
	7 CP3	91,40	7 Entropía espectral	86,02	7 Cuarto momento espectral	79,25	79,25	79,25
	8 Entropía espectral	90,90	8 Centroide espectral	88,25	8 Asimetría de frecuencia	86,03	86,03	86,03
	9 Centroide espectral	93,22	9 Relación de frecuencia	90,32	9 Varianza de la frecuencia central	90,74	90,74	90,74
	10 Varianza de frecuencia	93,22	10 Asimetría de frecuencia	93,22	10 Varianza de frecuencia	91,40	91,40	91,40
A3	1 Asimetría de frecuencia	11,17	1 CP4	11,17	1 CP4	11,17	11,17	11,17
	2 CP5	21,26	2 Varianza de frecuencia	25,14	2 CP5	24,57	24,57	24,57
	3 Esparción espectral	44,25	3 CP3	53,51	3 Centroide espectral	44,00	44,00	44,00
	4 Frecuencia mediana	70,30	4 Relación de frecuencia	74,27	4 Esparción espectral	60,79	60,79	60,79
	5 Cuarto momento espectral	82,05	5 Esparción espectral	81,80	5 Asimetría de frecuencia	77,58	77,58	77,58
	6 Relación de frecuencia	85,53	6 Cuarto momento espectral	91,31	6 Cuarto momento espectral	85,69	85,69	85,69
	7 Frecuencia máxima	89,25	7 Centroide espectral	91,81	7 CP2	85,11	85,11	85,11
	8 CP4	94,71	8 CP5	92,97	8 CP3	88,67	88,67	88,67
	9 Varianza de la frecuencia central	95,37	9 Frecuencia máxima	94,79	9 Frecuencia mediana	92,63	92,63	92,63
	10 Centroide espectral	96,86	10 Asimetría de frecuencia	95,95	10 Varianza de la frecuencia central	94,21	94,21	94,21
A4	1 Asimetría de frecuencia	11,17	1 Esparción espectral	11,17	1 Esparción espectral	11,17	11,17	11,17
	2 Esparción espectral	21,42	2 CP5	20,93	2 CP5	20,93	20,93	20,93
	3 CP5	44,67	3 Varianza de la frecuencia central	39,69	3 Asimetría de frecuencia	44,67	44,67	44,67
	4 Cuarto momento espectral	61,78	4 Relación de frecuencia	63,44	4 Centroide espectral	55,66	55,66	55,66
	5 Varianza de la frecuencia central	75,77	5 Centroide espectral	72,96	5 Varianza de la frecuencia central	77,26	77,26	77,26
	6 Relación de frecuencia	84,61	6 Cuarto momento espectral	82,71	6 Cuarto momento espectral	84,70	84,70	84,70
	7 Centroide espectral	89,58	7 Varianza de frecuencia	86,60	7 CP2	88,34	88,34	88,34
	8 Entropía espectral	91,41	8 Asimetría de frecuencia	91,49	8 Entropía espectral	88,92	88,92	88,92
	9 CP4	91,74	9 CP2	92,48	9 CP4	88,67	88,67	88,67
	10 CP3	92,31	10 Entropía espectral	92,89	10 CP3	90,57	90,57	90,57

Tabla C2.2: Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio de la frecuencia de las señales de EA para el fallo de picadura

ReliefF			Chi-cuadrado			Ganancia de información		
Ranking		KNN (%)	Ranking		KNN (%)	Ranking		KNN (%)
EA1	1 Entropía espectral	11,16	1 Entropía espectral	11,16	1 Entropía espectral	11,16	1 Entropía espectral	11,16
	2 Primer momento espectral	50,80	2 Primer momento espectral	50,80	2 Primer momento espectral	50,80	2 Primer momento espectral	50,80
	3 Varianza de la frecuencia central	90,18	3 CP3	89,74	3 Varianza de la frecuencia central	90,18	3 Varianza de la frecuencia central	90,18
	4 Cuarto momento espectral	91,76	4 Varianza de la frecuencia central	93,76	4 CP3	93,76	4 CP3	93,76
	5 CP3	91,51	5 Cuarto momento espectral	91,51	5 Cuarto momento espectral	91,51	5 Cuarto momento espectral	91,51
	6 Relación de frecuencia	88,02	6 Relación de frecuencia	88,02	6 Relación de frecuencia	88,02	6 Relación de frecuencia	88,02
	7 Curtosis de frecuencia	96,35	7 Asimetría de frecuencia	89,02	7 CP5	86,26	7 CP5	86,26
	8 Centroide espectral	88,27	8 Curtosis de frecuencia	87,35	8 Centroide espectral	87,43	8 Centroide espectral	87,43
	9 Asimetría de frecuencia	88,68	9 CP5	86,18	9 Curtosis de frecuencia	86,51	9 Curtosis de frecuencia	86,51
	10 Esparción espectral	90,35	10 Centroide espectral	86,76	10 Asimetría de frecuencia	86,76	10 Asimetría de frecuencia	86,76
EA2	1 Entropía espectral	11,20	1 Entropía espectral	11,20	1 Entropía espectral	11,20	1 Entropía espectral	11,20
	2 Primer momento espectral	54,94	2 Primer momento espectral	54,94	2 Primer momento espectral	54,94	2 Primer momento espectral	54,94
	3 Varianza de la frecuencia central	88,97	3 Varianza de la frecuencia central	88,97	3 Varianza de la frecuencia central	88,97	3 Varianza de la frecuencia central	88,97
	4 Cuarto momento espectral	92,45	4 Cuarto momento espectral	92,45	4 Cuarto momento espectral	92,45	4 Cuarto momento espectral	92,45
	5 Relación de frecuencia	87,72	5 Asimetría de frecuencia	91,78	5 Relación de frecuencia	87,72	5 Relación de frecuencia	87,72
	6 Curtosis de frecuencia	86,56	6 Curtosis de frecuencia	90,62	6 CP5	86,56	6 CP5	86,56
	7 Asimetría de frecuencia	88,38	7 CP5	89,21	7 Asimetría de frecuencia	88,22	7 Asimetría de frecuencia	88,22
	8 Centroide espectral	89,21	8 Relación de frecuencia	88,14	8 Esparción espectral	89,96	8 Esparción espectral	89,96
	9 Esparción espectral	90,21	9 Centroide espectral	87,89	9 Curtosis de frecuencia	89,21	9 Curtosis de frecuencia	89,21
	10 CP5	89,21	10 Esparción espectral	89,21	10 Centroide espectral	89,21	10 Centroide espectral	89,21

Tabla C2.3: Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio de la frecuencia de la señal de corriente para el fallo de picadura

ReliefF			Chi-cuadrado			Ganancia de información		
Ranking		KNN (%)	Ranking		KNN (%)	Ranking		KNN (%)
C1	1 Entropía espectral	10,99	1 Entropía espectral	10,99	1 Entropía espectral	10,99	1 Entropía espectral	10,99
	2 Frecuencia máxima	24,88	2 Frecuencia máxima	24,88	2 Frecuencia máxima	24,88	2 Frecuencia máxima	24,88
	3 Relación de frecuencia	34,30	3 Frecuencia media	28,60	3 Primer momento espectral	30,17	3 Primer momento espectral	30,17
	4 Primer momento espectral	41,08	4 Asimetría de frecuencia	30,67	4 Frecuencia media	33,89	4 Frecuencia media	33,89
	5 Varianza de la frecuencia central	42,40	5 Curtosis de frecuencia	29,51	5 Relación de frecuencia	39,93	5 Relación de frecuencia	39,93
	6 Frecuencia media	40,17	6 CP1	30,92	6 CP4	36,95	6 CP4	36,95
	7 CP4	38,93	7 CP2	32,24	7 Varianza de la frecuencia central	38,93	7 Varianza de la frecuencia central	38,93
	8 Curtosis de frecuencia	37,94	8 CP4	32,16	8 Asimetría de frecuencia	37,94	8 Asimetría de frecuencia	37,94
	9 Asimetría de frecuencia	37,44	9 CP5	33,72	9 CP1	37,78	9 CP1	37,78
	10 CP5	36,70	10 Primer momento espectral	34,97	10 Esparción espectral	39,26	10 Esparción espectral	39,26

Tabla C2.4: Resumen de los IC para las señales de A1, A2, A3 y A4 en el dominio de la frecuencia para el fallo de picadura

Indicador de condición	Repeticiones	Campo	Indicador de condición	Repeticiones	Campo
CP5	12	DF	Entropía espectral	9	Audio
Cuarto momento espectral	12	DF	Esparción espectral	9	Audio
Centroide espectral	12	Audio	Relación de frecuencia	8	DF
Asimetría de frecuencia	11	DF	Varianza de frecuencia	7	DF
Varianza de la frecuencia central	11	DF	CP2	5	DF
CP3	10	DF	Frecuencia mediana	2	DF
CP4	10	DF	Frecuencia máxima	2	DF

Tabla C2.5: Resumen de los IC para las señales de EA1, EA2 en el dominio de la frecuencia para el fallo de picadura

Indicador de condición	Repeticiones	Campo	Indicador de condición	Repeticiones	Campo
Entropía espectral	6	Audio	Centroide espectral	6	Audio
Primer momento espectral	6	DF	Asimetría de frecuencia	6	DF
Varianza de la frecuencia central	6	DF	CP5	5	DF
Cuarto momento espectral	6	DF	Esparción espectral	4	Audio
Relación de frecuencia	6	DF	CP3	3	DF
Curtosis de frecuencia	6	DF			

Tabla C2.6: Resumen de los IC para la señal de corriente en el dominio de la frecuencia para el fallo de picadura

Indicador de condición	Repeticiones	Campo	Indicador de condición	Repeticiones	Campo
Entropía espectral	3	Audio	Varianza de la frecuencia central	2	DF
Frecuencia máxima	3	DF	Curtosis de frecuencia	2	DF
Primer momento espectral	3	DF	CP5	2	DF
Frecuencia media	3	DF	CP1	2	DF
CP4	3	DF	CP2	1	DF
Asimetría de frecuencia	3	DF	Esparción espectral	1	Audio
Relación de frecuencia	2	DF			

C.3.. RESULTADOS DEL SD1 PARA EL FALLO DE PICADURA EN EL DOMINIO DEL TIEMPO Y FRECUENCIA

Tabla C3.1: Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo y frecuencia de las señales de vibración para el fallo de picadura

Relieff				Chi-cuadrado				Ganancia de información			
Ranking		Dominio	KNN (%)	Ranking		Dominio	KNN (%)	Ranking		Dominio	KNN (%)
A1	1 Media	Tiempo	11,14	1 Relación desviación-media	Tiempo	11,14	1 Media	Tiempo	11,14		
	2 CP5	Frecuencia	30,78	2 Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	38,53	2 Porcentaje de Myopulso	Tiempo	30,69		
	3 Asimetría	Tiempo	45,05	3 Media	Tiempo	67,91	3 CP5	Frecuencia	54,20		
	4 Asimetría de frecuencia	Frecuencia	62,96	4 Curtosis	Tiempo	84,49	4 Curtosis	Tiempo	76,49		
	5 Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	75,99	5 K-ésimo momento central	Tiempo	90,59	5 Cruce por cero	Tiempo	87,87		
	6 Cambio de signo de pendiente	Tiempo	90,59	6 Cambio de signo de pendiente	Tiempo	95,05	6 Factor de latitud	Tiempo	90,84		
	7 Cruce por cero	Tiempo	94,72	7 Quinto momento estadístico	Tiempo	94,88	7 Cambio de signo de pendiente	Tiempo	93,65		
	8 Esparción espectral	Frecuencia	93,07	8 Valor de verosimilitud negativo normal normalizado	Tiempo	96,21	8 Centroide espectral	Frecuencia	95,05		
	9 Porcentaje de Myopulso	Tiempo	95,13	9 Indicadores de forma de onda	Tiempo	96,45	9 Factor de holgura	Tiempo	95,96		
	10 Indicadores de forma de onda	Tiempo	95,79	10 Relación Log-Log	Tiempo	96,7	10 Asimetría	Tiempo	96,54		
A2	1 Asimetría	Tiempo	11,14	1 Sexto momento estadístico	Tiempo	11,14	1 Media	Tiempo	11,14		
	2 Media	Tiempo	23,68	2 Quinto momento estadístico	Tiempo	34,57	2 CP4	Frecuencia	26,65		
	3 CP5	Frecuencia	46,12	3 Curtosis	Tiempo	64,03	3 Cruce por cero	Tiempo	58,83		
	4 Cruce por cero	Tiempo	76,57	4 K-ésimo momento central	Tiempo	78,96	4 CP5	Frecuencia	72,94		
	5 Asimetría de frecuencia	Frecuencia	85,97	5 Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	84,65	5 Asimetría	Tiempo	87,54		
	6 Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	91,75	6 Momentos temporales de orden superior	Tiempo	86,3	6 Centroide espectral	Frecuencia	91,42		
	7 Factor de latitud	Tiempo	96,45	7 Cuarto momento espectral	Frecuencia	92,91	7 Entropía espectral	Frecuencia	94,22		
	8 Factor de impulso de desviación estándar	Tiempo	96,45	8 Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	94,47	8 CP3	Frecuencia	94,97		
	9 CP4	Frecuencia	97,85	9 Media	Tiempo	96,86	9 Esparción espectral	Frecuencia	94,64		
	10 Centroide espectral	Frecuencia	98,02	10 CP4	Frecuencia	98,43	10 Relación Log-Log	Tiempo	95,21		
A3	1 CP5	Frecuencia	11,14	1 Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	11,14	1 Cruce por cero	Tiempo	11,14		
	2 Asimetría de frecuencia	Frecuencia	22,53	2 Cruce por cero	Tiempo	34,41	2 CP4	Frecuencia	32,18		
	3 Asimetría	Tiempo	53,39	3 K-ésimo momento central	Tiempo	69,39	3 Centroide espectral	Frecuencia	59,07		
	4 Frecuencia mediana	Frecuencia	79,29	4 Curtosis	Tiempo	87,71	4 CP5	Frecuencia	75,41		
	5 Esparción espectral	Frecuencia	86,71	5 Relación Log-Log	Tiempo	93,07	5 Asimetría	Tiempo	85,73		
	6 Media	Tiempo	93,15	6 CP4	Frecuencia	94,31	6 Índice de margen	Tiempo	93,98		
	7 Factor de impulso de desviación estándar	Tiempo	96,95	7 Sexto momento estadístico	Tiempo	94,8	7 Esparción espectral	Frecuencia	95,13		
	8 Cuarto momento espectral	Frecuencia	97,44	8 Varianza	Frecuencia	95,38	8 Asimetría de frecuencia	Frecuencia	97,61		
	9 Relación de frecuencia	Frecuencia	97,77	9 Factor de holgura	Tiempo	94,72	9 Media	Tiempo	98,10		
	10 Índice de margen	Tiempo	98,43	10 Factor de impulso de desviación estándar	Tiempo	95,87	10 Factor de impulso de desviación estándar	Tiempo	98,76		
A4	1 Esparción espectral	Frecuencia	11,14	1 K-ésimo momento central	Tiempo	11,14	1 Esparción espectral	Frecuencia	11,14		
	2 Media	Tiempo	29,54	2 Quinto momento estadístico	Tiempo	30,28	2 CP5	Frecuencia	20,05		
	3 CP5	Frecuencia	46,37	3 Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	Tiempo	66,42	3 Cruce por cero	Tiempo	44,22		
	4 Asimetría de frecuencia	Frecuencia	66,58	4 Esparción espectral	Frecuencia	57,18	4 Media	Tiempo	68,89		
	5 Cruce por cero	Tiempo	80,53	5 Relación Log-Log	Tiempo	62,87	5 Asimetría	Tiempo	83,99		
	6 Asimetría	Tiempo	90,43	6 Media	Tiempo	78,14	6 Porcentaje de Myopulso	Tiempo	92,49		
	7 Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	93,15	7 Sexto momento estadístico	Tiempo	79,38	7 Asimetría de frecuencia	Frecuencia	94,64		
	8 Cuarto momento espectral	Frecuencia	95,79	8 Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	83,34	8 Centroide espectral	Frecuencia	95,30		
	9 Factor de impulso de desviación estándar	Tiempo	97,61	9 CP5	Frecuencia	87,3	9 Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	Tiempo	96,53		
	10 Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	98,10	10 Factor de holgura	Tiempo	88,7	10 Índice de margen	Tiempo	97,53		

Tabla C3.2: Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo y frecuencia de las señales de EA para el fallo de picadura

Relieff				Chi-cuadrado				Ganancia de información				
Ranking		Dominio	KNN (%)	Ranking		Dominio	KNN (%)	Ranking		Dominio	KNN (%)	
EA1	1	Entropía espectral	Frecuencia	11,16	1	Entropía espectral	Frecuencia	11,16	1	Entropía espectral	Frecuencia	11,16
	2	Momento normalizado	Tiempo	55,71	2	Primer momento espectral	Frecuencia	51,62	2	Primer momento espectral	Frecuencia	51,62
	3	Primer momento espectral	Frecuencia	84,28	3	Factor de impulso de desviación estándar	Tiempo	97,5	3	Factor de impulso de desviación estándar	Tiempo	97,50
	4	Sexto momento estadístico	Tiempo	91,60	4	Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	99,33	4	Sexto momento estadístico	Tiempo	98,50
	5	Factor de impulso de desviación estándar	Tiempo	98,75	5	Relación desviación-media	Tiempo	99,42	5	Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	98,33
	6	Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	98,83	6	Sexto momento estadístico	Tiempo	98,75	6	Relación desviación-media	Tiempo	98,67
	7	Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	99,09	7	CPT6	Tiempo	99	7	Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	99,08
	8	Operador de energía	Tiempo	98,67	8	Curtosis	Tiempo	98,75	8	Curtosis	Tiempo	98,58
	9	Relación desviación-media	Tiempo	98,84	9	CP3	Frecuencia	98,25	9	CP3	Frecuencia	98,33
	10	CPT6	Tiempo	99,09	10	Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	98,33	10	CPT6	Tiempo	98,33
EA2	1	Entropía espectral	Frecuencia	11,20	1	Entropía espectral	Frecuencia	11,2	1	Entropía espectral	Frecuencia	11,20
	2	Primer momento espectral	Frecuencia	57,34	2	Primer momento espectral	Frecuencia	57,34	2	Primer momento espectral	Frecuencia	57,34
	3	Factor de impulso de desviación estándar	Tiempo	98,34	3	Factor de impulso de desviación estándar	Tiempo	98,34	3	Factor de impulso de desviación estándar	Tiempo	98,34
	4	Sexto momento estadístico	Tiempo	98,59	4	Relación desviación-media	Tiempo	99,75	4	Relación desviación-media	Tiempo	99,75
	5	Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	99,00	5	CPT6	Tiempo	99,58	5	CPT6	Tiempo	99,58
	6	Cambio de signo de pendiente	Tiempo	98,67	6	Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	99,33	6	Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	99,33
	7	Relación desviación-media	Tiempo	98,75	7	Cambio de amplitud promedio	Tiempo	99,09	7	Cambio de amplitud promedio	Tiempo	98,92
	8	Cuarto momento espectral	Frecuencia	98,25	8	Curtosis	Tiempo	98,84	8	Sexto mimento estadístico	Tiempo	98,92
	9	Operador de energía	Tiempo	98,01	9	Sexto momento estadístico	Tiempo	98,51	9	Curtosis	Tiempo	98,92
	10	CPT6	Tiempo	98,01	10	Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	98,92	10	Asimetría	Tiempo	98,51

Tabla C3.3: Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo y frecuencia de la señal de corriente para el fallo de picadura

ReliefF				Chi-cuadrado				Ganancia de información			
Ranking		Dominio	KNN (%)	Ranking		Dominio	KNN (%)	Ranking		Dominio	KNN (%)
1	Factor de forma	Tiempo	10,92	1	Factor de forma	Tiempo	10,92	1	Factor de forma	Tiempo	10,92
2	Entropía espectral	Frecuencia	33,17	2	Entropía espectral	Frecuencia	33,17	2	Entropía espectral	Frecuencia	33,17
3	Factor de impulso	Tiempo	35,90	3	Factor de impulso	Tiempo	35,9	3	Factor de impulso	Tiempo	35,90
C1 4	Frecuencia máxima	Frecuencia	47,89	4	Frecuencia máxima	Frecuencia	47,89	4	Frecuencia máxima	Frecuencia	47,89
5	Relación Log-Log	Tiempo	52,52	5	Factor de impulso de desviación estándar	Tiempo	51,11	5	Relación Log-Log	Tiempo	52,52
6	Factor de impulso de desviación estándar	Tiempo	53,35	6	Relación Log-Log	Tiempo	53,35	6	Factor de impulso de desviación estándar	Tiempo	53,35
7	Cambio de signo de pendiente	Tiempo	57,40	7	Frecuencia media	Frecuencia	49,46	7	Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	56,08
8	Relación de frecuencia	Frecuencia	62,86	8	Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	49,79	8	Primer momento espectral	Frecuencia	57,32
9	Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	60,46	9	Asimetría	Tiempo	51,7	9	Frecuencia media	Frecuencia	55,67
10	Primer momento espectral	Frecuencia	59,96	10	Cambio de signo de pendiente	Tiempo	55,25	10	Sexto momento estadístico	Tiempo	53,76

Tabla C3.4: Resumen de los IC para las señales de A1, A2, A3 y A4 en el dominio del tiempo y frecuencia para el fallo de picadura

Indicador de condición	Repeticiones	Dominio	Campo	Indicador de condición	Repeticiones	Dominio	Campo
Media	11	Tiempo	DF	Cuarto momento espectral	3	Frecuencia	DF
CP5	9	Frecuencia	DF	Índice de margen	3	Tiempo	EMG
Asimetría	8	Tiempo	DF	Quinto momento estadístico	3	Tiempo	DF
Cruce por cero	8	Tiempo	EMG	Sexto momento estadístico	3	Tiempo	DF
Esparción espectral	7	Frecuencia	Audio	Factor de holgura	3	Tiempo	DF
Asimetría de frecuencia	6	Frecuencia	DF	Indicadores de forma de onda	2	Tiempo	EMG
Factor de impulso de desviación estándar	5	Tiempo	DF	Factor de latitud	2	Tiempo	DF
CP4	5	Frecuencia	DF	Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	2	Tiempo	EMG
Centroide espectral	5	Frecuencia	Audio	Frecuencia mediana	1	Frecuencia	DF
Diferencia absoluta del valor de varianza	5	Tiempo	EMG	Relación de frecuencia	1	Frecuencia	DF
Varianza de la frecuencia central	4	Frecuencia	DF	Relación desviación-media	1	Tiempo	DF
Curtosis	4	Tiempo	DF	Valor de verosimilitud negativo normal normalizado	1	Tiempo	DF
K-ésimo momento central	4	Tiempo	DF	Momentos temporales de orden superior	1	Tiempo	EMG
Relación Log-Log	4	Tiempo	DF	Varianza	1	Frecuencia	DF
Cambio de signo de pendiente	3	Tiempo	EMG	Entropía espectral	1	Frecuencia	Audio
Porcentaje de Myopulso	3	Tiempo	EMG	CP3	1	Frecuencia	DF

Tabla C3.5: Resumen de los IC para las señales de EA1, EA2 en el dominio del tiempo y frecuencia para el fallo de picadura

Indicador de condición	Repeticiones	Dominio	Campo	Indicador de condición	Repeticiones	Dominio	Campo
Entropía espectral	6	Frecuencia	Audio	Curtosis	4	Tiempo	DF
Primer momento espectral	6	Frecuencia	DF	Operador de energía	2	Tiempo	DF
Sexto momento estadístico	6	Tiempo	DF	CP3	2	Frecuencia	DF
Factor de impulso de desviación estándar	6	Tiempo	DF	Cambio de amplitud promedio	2	Tiempo	EMG
Varianza de la frecuencia central	6	Frecuencia	DF	Momento normalizado	1	Tiempo	DF
Relación desviación-media	6	Tiempo	DF	Cambio de signo de pendiente	1	Tiempo	EMG
CPT6	6	Tiempo	DF	Cuarto momento espectral	1	Frecuencia	DF
Diferencia absoluta del valor de varianza	4	Tiempo		Asimetría	1	Tiempo	DF

Tabla C3.6: Resumen de los IC para la señal de corriente en el dominio del tiempo y frecuencia para el fallo de picadura

Indicador de condición	Repeticiones	Dominio	Campo	Indicador de condición	Repeticiones	Dominio	Campo
Factor de forma	3	Tiempo	DF	Primer momento espectral	2	Frecuencia	DF
Entropía espectral	3	Frecuencia	Audio	Frecuencia media	2	Frecuencia	DF
Factor de impulso	3	Tiempo	DF	Diferencia absoluta del valor de varianza	2	Tiempo	EMG
Frecuencia máxima	3	Frecuencia	DF	Relación de frecuencia	1	Frecuencia	DF
Relación Log-Log	3	Tiempo	DF	Varianza de la frecuencia central	1	Frecuencia	DF
Factor de impulso de desviación estándar	3	Tiempo	DF	Asimetría	1	Tiempo	DF
Cambio de signo de pendiente	2	Tiempo	EMG	Sexto momento estadístico	1	Tiempo	DF

**D.. RESULTADOS DEL SD1 PARA LA BASE DE DATOS DEL FALLO
DE AGRIETAMIENTO**

**D.1.. RESULTADOS DEL SD1 PARA EL FALLO DE AGRIETAMIENTO
EN EL DOMINIO DEL TIEMPO**

Tabla D1.1: Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo de las señales de vibración para el fallo de agrietamiento

ReliefF			Chi-cuadrado			Ganancia de información		
	Ranking	KNN (%)		Ranking	KNN (%)		Ranking	KNN (%)
A1	1 Media	10,96	1	Relación desviación-media	10,96	1	Media	10,96
	2 Asimetría	21,03	2	Quinto momento estadístico	34,62	2	Porcentaje de Myopulso	25,06
	3 Cruce por cero	58,87	3	Porcentaje de Myopulso	62,74	3	Cruce por cero	62,66
	4 Factor de impulso de desviación estándar	80,71	4	Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	73,29	4	Asimetría	85,16
	5 Porcentaje de Myopulso	93,08	5	Relación Log-Log	83,02	5	Curtosis	93,82
	6 Curtosis	95,71	6	K-ésimo momento central	84,50	6	Factor de latitud	92,99
	7 Factor de latitud	94,07	7	Media	91,26	7	Relación Log-Log	94,39
	8 Indicadores de pulso	95,22	8	Cruce por cero	95,63	8	Factor de impulso de desviación estándar	95,30
	9 Relación desviación-media	95,71	9	Diferencia valor absoluto de desviación estándar	96,79	9	Indicadores de pulso	95,80
	10 Diferencia valor absoluto de desviación estándar	96,70	10	Diferencia absoluta del valor de varianza	97,03	10	Diferencia valor absoluto de desviación estándar	96,37
A2	1 Media	10,96	1	Diferencia absoluta del valor de varianza	10,96	1	Media	10,96
	2 Cruce por cero	24,24	2	Relación Log-Log	42,70	2	Asimetría	24,40
	3 Asimetría	57,96	3	Media	73,53	3	Porcentaje de Myopulso	69,74
	4 Factor de impulso de desviación estándar	86,64	4	Relación desviación-media	81,45	4	Límite superior de histograma	86,73
	5 Porcentaje de Myopulso	96,21	5	Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	87,96	5	Cruce por cero	95,05
	6 Relación desviación-media	97,69	6	Quinto momento estadístico	90,93	6	Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	97,36
	7 Límite superior de histograma	98,02	7	Porcentaje de Myopulso	93,90	7	Límite inferior de histograma	97,77
	8 Curtosis	98,35	8	Límite inferior de histograma	96,29	8	Índice de margen	96,87
	9 Índice de margen	97,44	9	K-ésimo momento central	96,54	9	Factor de impulso de desviación estándar	98,10
	10 Verosimilitud negativa logarítmica de weibull	98,19	10	Asimetría	97,44	10	Curtosis	98,19
A3	1 Cruce por cero	10,96	1	Diferencia valor absoluto de desviación estándar	10,96	1	Cruce por cero	10,96
	2 Media	29,02	2	Diferencia absoluta del valor de varianza	45,59	2	Media	29,02
	3 Asimetría	62,73	3	Cruce por cero	65,87	3	Porcentaje de Myopulso	75,68
	4 Factor de impulso de desviación estándar	86,73	4	Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	76,42	4	Límite superir de histograma	89,36
	5 Límite superior de histograma	95,80	5	Media	91,92	5	Asimetría	95,55
	6 Índice de margen	95,96	6	Relación Log-Log	94,23	6	Diferencia valor absoluto de desviación estándar	96,62
	7 Diferencia valor absoluto de desviación estándar	96,87	7	Quinto momento estadístico	95,30	7	Índice de margen	96,87
	8 Porcentaje de Myopulso	98,76	8	Porcentaje de Myopulso	97,44	8	Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	98,27
	9 Curtosis	98,68	9	K-ésimo momento central	97,69	9	Factor de impulso de desviación estándar	99,01
	10 Momentos temporales de orden superior	98,68	10	Límite superior de histograma	98,27	10	Relación Log-Log	99,09
A4	1 Cruce por cero	10,96	1	Media	10,96	1	Media	10,96
	2 Asimetría	22,84	2	Diferencia absoluta del valor de varianza	42,78	2	Cruce por cero	38,09
	3 Media	70,07	3	Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	78,89	3	Asimetría	70,07
	4 Curtosis	88,46	4	Relación Log-Log	90,36	4	Límite superior de histograma	86,48
	5 Límite superior de histograma	95,47	5	Quinto momento estadístico	93,65	5	Índice de margen	92,00
	6 Índice de margen	95,30	6	Cruce por cero	95,96	6	Curtosis	95,30
	7 Factor de impulso de desviación estándar	96,95	7	K-ésimo momento central	96,95	7	Factor de impulso de desviación estándar	96,95
	8 Diferencia absoluta del valor de varianza	97,61	8	Porcentaje de Myopulso	99,01	8	Porcentaje de Myopulso	98,27
	9 Porcentaje de Myopulso	98,27	9	Relación desviación-media	98,93	9	Factor de latitud	97,69
	10 Límite inferior de histograma	98,44	10	Asimetría	98,93	10	Límite inferior de histograma	97,86

Tabla D1.2: Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo de las señales de EA para el fallo de agrietamiento

ReliefF			Chi-cuadrado			Ganancia de información			
	Ranking	KNN (%)		Ranking	KNN (%)		Ranking	KNN (%)	
EA1	1	Factor de forma	11,11	1	Factor de forma	11,11	1	Factor de forma	11,11
	2	Cambio de signo de pendiente	63,05	2	Relación Log-Log	67,41	2	Cambio de signo de pendiente	63,05
	3	Momento normalizado	91,69	3	Facor de impulso de desviación estándar	93,33	3	Relación Log-Log	95,47
	4	Relación Log-Log	98,52	4	Relación desviación-media	98,85	4	Diferencia absoluta del valor de varianza	99,01
	5	Operador de energía	99,26	5	Diferencia absoluta del valor de varianza	99,26	5	Factor de impulso de desviación estándar	99,18
	6	Factor de impulso de desviación estándar	99,51	6	Cambio de signo de pendiente	99,51	6	K-ésimo momento central	99,51
	7	K-ésimo momento central	99,59	7	Error medio cuadrado	99,67	7	Operador de energía	99,75
	8	Relación desviación-media	99,67	8	Operador de energía	99,34	8	Error medio cuadrado	99,75
	9	Diferencia absoluta del valor de varianza	99,75	9	K-ésimo momento central	99,92	9	Relación desviación-media	99,92
	10	Sexto momento estadístico	99,67	10	Indicadores de pulso	100,00	10	Indicadores de pulso	100
EA2	1	Factor de forma	11,11	1	Factor de forma	11,11	1	Factor de forma	11,11
	2	K-ésimo momento central	41,32	2	Relación Log-Log	67,49	2	Relación Log-Log	67,49
	3	Cambio de signo de pendiente	68,56	3	Diferencia absoluta del valor de varianza	92,18	3	Diferencia absoluta del valor de varianza	92,18
	4	Relación Log-Log	93,99	4	Factor de impulso de desviación estándar	97,61	4	Cambio de signo de pendiente	98,6
	5	Factor de impulso de desviación estándar	97,94	5	Relación desviación-media	98,93	5	K-ésimo momento central	98,35
	6	Operador de energía	98,19	6	Cambio de signo de pendiente	99,84	6	Factor de impulso de desviación estándar	98,93
	7	Diferencia absoluta del valor de varianza	99,34	7	CPT6	99,84	7	Operador de energía	99,34
	8	Relación desviación-media	99,75	8	Operador de energía	99,59	8	Relación desviación-media	99,75
	9	CPT6	99,75	9	K-ésimo momento central	99,75	9	Indicadores de pulso	99,59
	10	Indicadores de pulso	99,75	10	Indicadores de pulso	99,75	10	CPT6	99,75

Tabla D1.3: Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo de la señal de corriente para el fallo de agrietamiento

ReliefF			Chi-cuadrado			Ganancia de información			
Ranking		KNN (%)	Ranking		KNN (%)	Ranking		KNN (%)	
C1	1	Factor de forma	11,12	1	Factor de forma	11,12	1	Relación Log-Log	11,12
	2	Factor de impulso	22,16	2	Factor de impulso	22,16	2	Factor de impulso	30,97
	3	Relación Log-Log	35,92	3	Relación Log-Log	35,92	3	Factor de forma	35,92
	4	Asimetría	38,71	4	Diferencia absoluta del valor de varianza	47,45	4	Asimetría	93,71
	5	Diferencia absoluta del valor de varianza	44,89	5	Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	61,95	5	Diferencia absoluta del valor de varianza	44,89
	6	Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	59,06	6	Asimetría	59,06	6	Cambio de signo de pendiente	50,00
	7	Cambio de signo de pendiente	61,86	7	Cambio de signo de pendiente	61,86	7	Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	61,86
	8	K-ésimo momento central	60,71	8	K-ésimo momento central	60,71	8	K-ésimo momento central	60,71
	9	Sexto momento estadístico	58,81	9	Sexto momento estadístico	58,81	9	Sexto momento estadístico	58,81
	10	Límite superior de histograma	56,01	10	Pendiente media del valor absoluto	50,41	10	Límite superior de histograma	56,01

Tabla D1.4: Resumen de los IC para las señales de A1, A2, A3 y A4 en el dominio del tiempo para el fallo de agrietamiento

Indicador de condición	Repeticiones	Campo	Indicador de condición	Repeticiones	Campo
Media	12	DF	Relación desviación-media	5	DF
Porcentaje de Myopulso	12	EMG	Diferencia absoluta del valor de varianza	5	EMG
Cruce por cero	11	EMG	Límite inferior de histograma	4	DF
Asimetría	10	DF	Quinto momento estadístico	4	DF
Factor de impulso de desviación estándar	8	DF	K-ésimo momento central	4	DF
Curtosis	7	DF	Factor de latitud	3	DF
Límite superior de histograma	7	DF	Indicadores de pulso	2	EMG
Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	7	EMG	Momentos temporales de orden superior	1	EMG
Diferencia valor absoluto de desviación estándar	6	EMG			
Índice de margen	6	EMG			
Relación Log-Log	6	DF			

Tabla D1.5: Resumen de los IC para las señales de EA1, EA2 en el dominio del tiempo para el fallo de agrietamiento

Indicador de condición	Repeticiones	Campo	Indicador de condición	Repeticiones	Campo
Factor de forma	6	DF	Diferencia absoluta del valor de varianza	6	EMG
Cambio de signo de pendiente	6	EMG	Indicadores de pulso	5	EMG
Relación Log-Log	6	DF	CPT6	3	DF
Operador de energía	6	DF	Error medio cuadrado	2	DF
Factor de impulso de desviación estándar	6	DF	Momento normalizado	1	DF
K-ésimo momento central	6	DF	Sexto momento estadístico	1	DF
Relación desviación-media	6	DF			

Tabla D1.6: Resumen de los IC para la señal de corriente en el dominio del tiempo para el fallo de agrietamiento

Indicador de condición	Repeticiones	Campo	Indicador de condición	Repeticiones	Campo
Factor de forma	3	DF	Cambio de signo de pendiente	3	EMG
Factor de impulso	3	DF	K-ésimo momento central	3	DF
Realación Log-Log	3	DF	Sexto momento estadístico	3	DF
Asimetría	3	DF	Límite superior de histograma	2	DF
Diferencia absoluta del valor de varianza	3	EMG	Pendiente media del valor absoluto	1	EMG
Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	3	EMG			

D.2.. RESULTADOS DEL SD1 PARA EL FALLO DE AGRIETAMIENTO EN EL DOMINIO DE LA FRECUENCIA

Tabla D2.1: Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio de la frecuencia de las señales de vibración para el fallo de agrietamiento

ReliefF			Chi-cuadrado			Ganancia de información		
Ranking		KNN (%)	Ranking		KNN (%)	Ranking		KNN (%)
A1	1 Asimetría de frecuencia	10,96	1 Cuarto momento espectral	10,96	1 CP2	10,96		
	2 Varianza de la frecuencia central	21,60	2 Varianza de frecuencia	23,83	2 Asimetría de frecuencia	15,91		
	3 CP4	47,32	3 CP3	44,93	3 CP4	35,70		
	4 CP5	67,43	4 Relación de frecuencia	67,02	4 CP5	55,32		
	5 Relación de frecuencia	76,75	5 CP2	72,55	5 CP3	69,25		
	6 Cuarto momento espectral	84,01	6 CP5	79,06	6 Centroide espectral	77,90		
	7 Esparción espectral	85,66	7 Varianza de la frecuencia central	84,75	7 Esparción espectral	77,74		
	8 CP3	89,53	8 CP4	89,04	8 Entropía espectral	81,20		
	9 Entropía espectral	90,02	9 Entropía espectral	89,70	9 Varianza de la frecuencia central	86,48		
	10 Varianza de frecuencia	90,27	10 Asimetría de frecuencia	91,76	10 Cuarto momento espectral	89,20		
A2	1 Asimetría de frecuencia	11,01	1 CP3	11,01	1 CP3	11,01		
	2 Varianza de la frecuencia central	24,42	2 Cuarto momento espectral	30,80	2 CP4	22,86		
	3 Entropía espectral	53,15	3 Varianza de frecuencia	48,35	3 Esparción espectral	39,07		
	4 Cuarto momento espectral	67,96	4 Entropía espectral	67,71	4 Centroide espectral	56,62		
	5 CP3	80,05	5 Relación de frecuencia	78,22	5 Asimetría de frecuencia	73,09		
	6 CP4	87,00	6 Asimetría de frecuencia	82,62	6 Varianza de la frecuencia central	82,36		
	7 Varianza de frecuencia	87,83	7 Esparción espectral	84,27	7 Entropía espectral	86,34		
	8 Relación de frecuencia	88,66	8 Varianza de la frecuencia central	86,67	8 CP5	88,33		
	9 CP5	91,31	9 CP4	89,15	9 Varianza de frecuencia	89,65		
	10 Centroide espectral	93,21	10 Centroide espectral	92,38	10 Cuarto momento espectral	91,47		
A3	1 CP4	11,01	1 CP4	11,01	1 CP4	11,01		
	2 Asimetría de frecuencia	22,76	2 Cuarto momento espectral	26,49	2 Centroide espectral	26,99		
	3 Centroide espectral	53,31	3 Centroide espectral	50,91	3 CP2	44,62		
	4 Relación de frecuencia	73,67	4 Varianza de frecuencia	75,91	4 Asimetría de frecuencia	67,88		
	5 Cuarto momento espectral	84,02	5 Relación de frecuencia	87,50	5 CP5	75,00		
	6 CP3	91,14	6 CP3	91,14	6 CP3	83,53		
	7 Varianza de la frecuencia central	92,63	7 Frecuencia máxima	92,47	7 Varianza de la frecuencia central	88,49		
	8 CP5	92,88	8 CP2	91,14	8 Cuarto momento espectral	91,64		
	9 Varianza de frecuencia	93,13	9 Entropía espectral	91,56	9 Esparción espectral	90,98		
	10 CP2	93,46	10 CP5	91,64	10 Varianza de frecuencia	92,22		
A4	1 Esparción espectral	11,01	1 CP4	11,01	1 Esparción espectral	11,01		
	2 CP5	19,37	2 Centroide espectral	25,17	2 CP5	19,37		
	3 Centroide espectral	38,99	3 Esparción espectral	51,73	3 CP4	51,25		
	4 Asimetría de frecuencia	59,85	4 CP3	69,87	4 Centroide espectral	61,26		
	5 CP4	75,58	5 CP5	76,41	5 CP3	76,41		
	6 Varianza de la frecuencia central	90,31	6 Varianza de frecuencia	80,22	6 CP2	76,16		
	7 Cuarto momento espectral	93,55	7 CP2	79,14	7 Asimetría de frecuencia	83,20		
	8 CP3	96,03	8 Relación de frecuencia	85,59	8 Varianza de la frecuencia central	92,55		
	9 Varianza de frecuencia	96,36	9 Cuarto momento espectral	92,55	9 Cuarto momento espectral	95,20		
	10 Entropía espectral	95,95	10 Asimetría de frecuencia	94,13	10 Varianza de frecuencia	95,78		

Tabla D2.2: Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio de la frecuencia de las señales de EA para el fallo de agrietamiento

ReliefF			Chi-cuadrado			Ganancia de información		
Ranking		KNN (%)	Ranking		KNN (%)	Ranking		KNN (%)
EA1	1 Entropía espectral	11,02	1 Entropía espectral	11,02	1 Entropía espectral	11,02	1 Entropía espectral	11,02
	2 Primer momento espectral	69,78	2 Primer momento espectral	69,78	2 Primer momento espectral	69,78	2 Primer momento espectral	69,78
	3 Varianza de la frecuencia central	91,49	3 CP4	91,32	3 Varianza de la frecuencia central	91,49	3 Varianza de la frecuencia central	91,49
	4 CP4	93,32	4 CP3	93,82	4 CP4	93,32	4 CP4	93,32
	5 Cuarto momento espectral	91,99	5 Varianza de la frecuencia central	93,32	5 CP3	93,32	5 CP3	93,32
	6 CP3	92,32	6 Cuarto momento espectral	92,32	6 Cuarto momento espectral	92,32	6 Cuarto momento espectral	92,32
	7 Relación de frecuencia	89,48	7 Asimetría de frecuencia	91,99	7 Relación de frecuencia	89,48	7 Relación de frecuencia	89,48
	8 Asimetría de frecuencia	88,48	8 Curtosis de frecuencia	89,90	8 CP5	87,81	8 CP5	87,81
	9 Centroide espectral	88,48	9 CP5	86,90	9 Centroide espectral	87,48	9 Centroide espectral	87,48
	10 Esparción espectral	88,90	10 Relación de frecuencia	86,23	10 Curtosis de frecuencia	86,64	10 Curtosis de frecuencia	86,64
EA2	1 Entropía espectral	11,09	1 Entropía espectral	11,09	1 Entropía espectral	11,09	1 Entropía espectral	11,09
	2 Primer momento espectral	74,47	2 Primer momento espectral	74,47	2 Primer momento espectral	74,47	2 Primer momento espectral	74,47
	3 Varianza de la frecuencia central	90,49	3 CP3	91,24	3 Varianza de la frecuencia central	90,49	3 Varianza de la frecuencia central	90,49
	4 CP3	91,82	4 Varianza de la frecuencia central	91,82	4 CP3	91,82	4 CP3	91,82
	5 Cuarto momento espectral	90,99	5 Cuarto momento espectral	90,99	5 Cuarto momento espectral	90,99	5 Cuarto momento espectral	90,99
	6 Relación de frecuencia	87,24	6 Asimetría de frecuencia	91,15	6 Relación de frecuencia	87,24	6 Relación de frecuencia	87,24
	7 CP5	86,40	7 Curtosis de frecuencia	88,41	7 CP5	86,4	7 CP5	86,4
	8 Esparción espectral	87,41	8 CP5	88,07	8 Curtosis de frecuencia	85,07	8 Curtosis de frecuencia	85,07
	9 Asimetría de frecuencia	87,24	9 Relación de frecuencia	85,31	9 Centroide espectral	85,48	9 Centroide espectral	85,48
	10 Centroide espectral	87,49	10 Centroide espectral	85,73	10 Asimetría de frecuencia	85,73	10 Asimetría de frecuencia	85,73

Tabla D2.3: Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio de la frecuencia de la señal de corriente para el fallo de agrietamiento

ReliefF			Chi-cuadrado			Ganancia de información		
Ranking		KNN (%)	Ranking		KNN (%)	Ranking		KNN (%)
C1	1 Entropía espectral	11,13	1 Entropía espectral	11,13	1 Entropía espectral	11,13	1 Entropía espectral	11,13
	2 Frecuencia máxima	15,33	2 Frecuencia máxima	15,33	2 Frecuencia máxima	15,33	2 Frecuencia máxima	15,33
	3 Varianza de la frecuencia central	23,50	3 Relación de frecuencia	28,61	3 Frecuencia media	19,29	3 Frecuencia media	19,29
	4 Relación de frecuencia	34,87	4 Frecuencia media	26,79	4 Varianza de la frecuencia central	22,67	4 Varianza de la frecuencia central	22,67
	5 Frecuencia media	30,58	5 Varianza de la frecuencia central	30,58	5 CP3	25,56	5 CP3	25,56
	6 CP3	31,66	6 Asimetría de frecuencia	32,40	6 Esparción espectral	27,21	6 Esparción espectral	27,21
	7 CP2	34,46	7 Curtosis de frecuencia	31,91	7 CP2	30,26	7 CP2	30,26
	8 CP1	33,97	8 CP1	31,49	8 Relación de frecuencia	33,72	8 Relación de frecuencia	33,72
	9 Asimetría de frecuencia	33,06	9 CP2	32,40	9 CP4	32,65	9 CP4	32,65
	10 Curtosis de frecuencia	32,81	10 CP3	32,81	10 CP1	33,22	10 CP1	33,22

Tabla D2.4: Resumen de los IC para las señales de A1, A2, A3 y A4 en el dominio de la frecuencia para el fallo de agrietamiento

Indicador de condición	Repeticiones	Campo	Indicador de condición	Repeticiones	Campo
CP4	12	DF	Centroide espectral	10	Audio
Cuarto momento espectral	12	DF	Esparción espectral	8	Audio
CP3	12	DF	Entropía espectral	8	Audio
Asimetría de frecuencia	11	DF	Relación de frecuencia	7	DF
CP5	11	DF	CP2	7	DF
Varianza de frecuencia	11	DF	Frecuencia máxima	1	DF
Varianza de la frecuencia central	10	DF			

Tabla D2.5: Resumen de los IC para las señales de EA1, EA2 en el dominio de la frecuencia para el fallo de agrietamiento

Indicador de condición	Repeticiones	Campo	Indicador de condición	Repeticiones	Campo
Entropía espectral	6	Audio	Asimetría de frecuencia	5	DF
Primer momento espectral	6	DF	Centroide espectral	5	Audio
Varianza de la frecuencia central	6	DF	CP5	5	DF
Cuarto momento espectral	6	DF	Curtosis de frecuencia	4	DF
CP3	6	DF	CP4	3	DF
Relación de frecuencia	6	DF	Esparción espectral	2	Audio

Tabla D2.6: Resumen de los IC para la señal de corriente en el dominio de la frecuencia para el fallo de agrietamiento

Indicador de condición	Repeticiones	Campo	Indicador de condición	Repeticiones	Campo
Entropía espectral	3	Audio	CP2	3	DF
Frecuencia máxima	3	DF	CP1	3	DF
Varianza de la frecuencia central	3	DF	Asimetría de frecuencia	2	DF
Relación de frecuencia	3	DF	Curtosis de frecuencia	2	DF
Frecuencia media	3	DF	Esparción espectral	1	Audio
CP3	3	DF	CP4	1	DF

D.3.. RESULTADOS DEL SD1 PARA EL FALLO DE AGRIETAMIENTO EN EL DOMINIO DEL TIEMPO Y FRECUENCIA

Tabla D3.1: Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo y frecuencia de las señales de vibración para el fallo de agrietamiento

ReliefF				Chi-cuadrado				Ganancia de información				
	Ranking	Dominio	KNN (%)		Ranking	Dominio	KNN (%)		Ranking	Dominio	KNN (%)	
A1	1	Media	Tiempo	10,96	1	Relación desviación-media	Tiempo	10,96	1	Media	Tiempo	10,96
	2	Asimetría	Tiempo	21,51	2	Quinto momento estadídtico	Tiempo	35,03	2	Porcentaje de Myopulso	Tiempo	25,48
	3	Asimetría de frecuencia	Frecuencia	44,93	3	Porcentaje de Myopulso	Tiempo	62,24	3	Cruce por cero	Tiempo	65,29
	4	Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	74,36	4	Relación Log-Log	Tiempo	75,27	4	Asimetría	Tiempo	84,42
	5	Factor de impulso de desviación estándar	Tiempo	88,29	5	K-ésimo momento central	Tiempo	78,4	5	CP2	Frecuencia	87,63
	6	Cruce por cero	Tiempo	92,83	6	Media	Tiempo	86,98	6	Curtosis	Tiempo	94,48
	7	Porcentaje de Myopulso	Tiempo	96,87	7	Cuarto momento espectral	Frecuencia	92	7	Factor de latitud	Tiempo	94,31
	8	CP5	Frecuencia	97,86	8	Cruce por cero	Tiempo	96,62	8	Relación Log-Log	Tiempo	96,04
	9	CP4	Frecuencia	98,76	9	Diferencia valor absoluto de desviación estándar	Tiempo	97,28	9	Asimetría de frecuencia	Frecuencia	96,87
	10	Curtosis	Tiempo	98,85	10	Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	97,45	10	CP4	Frecuencia	97,03
A2	1	Media	Tiempo	11,01	1	Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	11,01	1	Media	Tiempo	11,01
	2	Cruce por cero	Tiempo	22,93	2	Relación Log-Log	Tiempo	42,72	2	Asimetría	Tiempo	24,34
	3	Asimetría	Tiempo	59,35	3	Media	Tiempo	72,6	3	Porcentaje de Myopulso	Tiempo	69,78
	4	Factor de impulso de desviación estándar	Tiempo	86,51	4	Relación desviación-media	Tiempo	81,29	4	Límite superior de histograma	Tiempo	84,77
	5	Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	95,53	5	Quinto momento estadístico	Tiempo	88,24	5	CP3	Frecuencia	89,90
	6	Asimetría de frecuencia	Frecuencia	97,27	6	CP3	Frecuencia	91,14	6	Cruce por cero	Tiempo	96,52
	7	Porcentaje de Myopulso	Tiempo	98,35	7	Porcentaje de Myopulso	Tiempo	94,29	7	CP4	Frecuencia	97,02
	8	Límite superior de histograma	Tiempo	98,84	8	Cuarto momento espectral	Frecuencia	96,77	8	Esparción espectral	Frecuencia	95,28
	9	Índice de margen	Tiempo	98,01	9	K-ésimo momento central	Tiempo	96,94	9	Centroide espectral	Frecuencia	96,44
	10	CP4	Frecuencia	98,68	10	Asimetría	Tiempo	96,85	10	Asimetría de frecuencia	Frecuencia	97,60
A3	1	Cruce por cero	Tiempo	11,01	1	Diferencia valor absoluto de desviación estándar	Tiempo	11,01	1	Cruce por cero	Tiempo	11,01
	2	Centroide espectral	Frecuencia	28,97	2	Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	44,04	2	CP4	Frecuencia	32,36
	3	CP4	Frecuencia	70,45	3	Cruce por cero	Tiempo	65,81	3	Media	Tiempo	69,71
	4	Media	Tiempo	90,65	4	Media	Tiempo	79,56	4	Centride espectral	Frecuencia	90,65
	5	Relación de frecuencia	Frecuencia	94,87	5	Relación Log-Log	Tiempo	89,81	5	CP2	Frecuencia	92,47
	6	Asimetría de frecuencia	Frecuencia	97,19	6	CP4	Frecuencia	94,78	6	Asimetría de frecuencia	Frecuencia	95,45
	7	Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	97,93	7	Quinto momento estadístico	Tiempo	97,52	7	CP5	Frecuencia	96,36
	8	Cuarto momento espectral	Frecuencia	98,35	8	Porcentaje de Myopulso	Tiempo	98,84	8	Porcentaje de Myopulso	Tiempo	97,93
	9	CP5	Frecuencia	98,43	9	Cuarto momento espectral	Frecuencia	99,01	9	CP3	Frecuencia	98,43
	10	Asimetría	Tiempo	99,50	10	K-ésimo momento central	Tiempo	99,17	10	Límite superior de histograma	Tiempo	98,68
A4	1	CP5	Frecuencia	11,01	1	Media	Tiempo	11,01	1	Esparción espectral	Frecuencia	11,01
	2	Centroide espectral	Frecuencia	21,94	2	Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	42,88	2	CP5	Frecuencia	18,79
	3	Esparción espectral	Frecuencia	40,47	3	CP4	Frecuencia	75,67	3	Media	Tiempo	56,95
	4	Cruce por cero	Tiempo	62,34	4	Centroide espectral	Frecuencia	85,59	4	CP4	Frecuencia	72,11
	5	CP4	Frecuencia	83,19	5	Esparción espectral	Frecuencia	86,42	5	Centroide espectral	Frecuencia	78,47
	6	Asimetría	Tiempo	93,30	6	Relación Log-Log	Tiempo	91,31	6	Cruce por cero	Tiempo	90,73
	7	Media	Tiempo	97,02	7	CP3	Frecuencia	92,71	7	Asimetría	Tiempo	97,02
	8	Asimetría de frecuencia	Frecuencia	98,10	8	CP5	Frecuencia	93,38	8	CP3	Frecuencia	98,26
	9	Límite superior de histograma	Tiempo	98,92	9	Quinto momento estadístico	Tiempo	95,78	9	CP2	Frecuencia	98,43
	10	Índice de margen	Tiempo	99,17	10	Cruce por cero	Tiempo	97,68	10	Límite superior de histograma	Tiempo	99,26

Tabla D3.2: Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo y frecuencia de las señales de EA para el fallo de agrietamiento

ReliefF			Chi-cuadrado			Ganancia de información		
Ranking	Dominio	KNN (%)	Ranking	Dominio	KNN (%)	Ranking	Dominio	KNN (%)
1 Entropía espectral	Frecuencia	11,02	1 Entropía espectral	Frecuencia	11,02	1 Entropía espectral	Frecuencia	11,02
2 Cambio de signo de pendiente	Tiempo	55,51	2 Primer momento espectral	Frecuencia	68,71	2 Primer momento espectral	Frecuencia	68,71
3 Momento normalizado	Tiempo	85,07	3 Relación desviación-media	Tiempo	94,25	3 Cambio de signo de pendiente	Tiempo	92,91
4 Primer momento espectral	Frecuencia	98,25	4 Factor de impulso de desviación estándar	Tiempo	98,66	4 Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	98,41
5 Operador de energía	Tiempo	99,00	5 Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	99,5	5 Factor de impulso de desviación estándar	Tiempo	99,67
6 Factor de impulso de desviación estándar	Tiempo	99,16	6 Cambio de signo de pendiente	Tiempo	99,67	6 K-ésimo momento central	Tiempo	99,83
7 K-ésimo momento central	Tiempo	99,58	7 CP4	Frecuencia	98,58	7 Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	99,83
8 Relación desviación-media	Tiempo	99,67	8 Error medio cuadrado	Tiempo	98,58	8 Error medio cuadrado	Tiempo	99,83
9 Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	99,67	9 CP3	Frecuencia	98,16	9 Operador de energía	Tiempo	99,58
10 Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	99,50	10 Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	97,91	10 CP4	Frecuencia	99,67
1 Entropía espectral	Frecuencia	11,02	1 Entropía espectral	Frecuencia	11,02	1 Entropía espectral	Frecuencia	11,02
2 K-ésimo momento central	Tiempo	45,66	2 Primer momento espectral	Frecuencia	72,96	2 Primer momento espectral	Frecuencia	72,96
3 Cambio de signo de pendiente	Tiempo	72,62	3 Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	95,32	3 Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	95,32
4 Primer momento espectral	Frecuencia	94,41	4 Factor de impulso de desviación estándar	Tiempo	98,66	4 Cambio de signo de pendiente	Tiempo	98,41
5 Factor de impulso de desviación estándar	Tiempo	98,75	5 Cambio de signo de pendiente	Tiempo	99,33	5 K-ésimo momento central	Tiempo	98,42
6 Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	99,67	6 CP3	Frecuencia	98,66	6 Factor de impulso de desviación estándar	Tiempo	99,67
7 Operador de energía	Tiempo	99,67	7 Relación desviación-media	Tiempo	98,91	7 Operador de energía	Tiempo	99,67
8 Relación desviación-media	Tiempo	99,75	8 CPT6	Tiempo	98,91	8 Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	99,58
9 Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	99,67	9 Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	98,33	9 CP3	Frecuencia	99,67
10 CPT6	Tiempo	99,67	10 Operador de energía	Tiempo	98,5	10 Relación desviación-media	Tiempo	99,67

Tabla D3.3: Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo y frecuencia de la señal de corriente para el fallo de agrietamiento

ReliefF				Chi-cuadrado				Ganancia de información					
Ranking			Dominio	KNN (%)	Ranking			Dominio	KNN (%)	Ranking		Dominio	KNN (%)
C1	1	Factor de forma	Tiempo	11,14	1	Factor de forma	Tiempo	11,14	1	Relación Log-Log	Tiempo	11,14	
	2	Factor de impulso	Tiempo	21,95	2	Factor de impulso	Tiempo	21,95	2	Factor de impulso	Tiempo	31,35	
	3	Entropía espectral	Frecuencia	23,26	3	Entropía espectral	Frecuencia	23,26	3	Factor de forma	Tiempo	34,57	
	4	Relación Log-Log	Tiempo	38,69	4	Relación Log-Log	Tiempo	38,69	4	Entropía espectral	Frecuencia	38,69	
	5	Asimetría	Tiempo	40,09	5	Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	43,89	5	Asimetría	Tiempo	40,09	
	6	Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	44,81	6	Asimetría	Tiempo	43,73	6	Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	43,73	
	7	Relación de frecuencia	Frecuencia	48,27	7	Relación de frecuencia	Frecuencia	50,58	7	Cambio de signo de pendiente	Tiempo	47,36	
	8	Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	50,66	8	Frecuencia máxima	Frecuencia	57,18	8	Relación de frecuencia	Frecuencia	52,39	
	9	Frecuencia máxima	Frecuencia	59,24	9	Cambio de signo de pendiente	Tiempo	61,38	9	Frecuencia máxima	Frecuencia	61,38	
	10	Cambio de signo de pendiente	Tiempo	61,06	10	Frecuencia media	Frecuencia	55,94	10	K-ésimo momento central	Tiempo	60,31	

Tabla D3.4: Resumen de los IC para las señales de A1, A2, A3 y A4 en el dominio del tiempo y frecuencia para el fallo de agrietamiento

Indicador de condición	Repeticiones	Dominio	Campo	Indicador de condición	Repeticiones	Dominio	Campo
Media	12	Tiempo	DF	Varianza de la frecuencia central	3	Frecuencia	DF
Cruce por cero	11	Tiempo	EMG	K-ésimo momento central	3	Tiempo	DF
CP4	10	Frecuencia	DF	CP2	3	Frecuencia	DF
Asimetría	8	Tiempo	DF	Factor de impulso de desviación estándar	2	Tiempo	DF
Porcentaje de Myopulso	8	Tiempo	EMG	Curtosis	2	Tiempo	DF
Asimetría de frecuencia	7	Frecuencia	DF	Índice de margen	2	Tiempo	EMG
CP5	6	Frecuencia	DF	Relación desviación-media	2	Tiempo	DF
Centroide espectral	6	Frecuencia	Audio	Diferencia valor absoluto de desviación estándar	2	Tiempo	EMG
Límite superior de histograma	5	Tiempo	DF	Relación de frecuencia	1	Frecuencia	DF
Relación Log-Log	5	Tiempo	DF	Factor de latitud	1	Tiempo	DF
CP3	5	Frecuencia	DF				
Cuarto momento espectral	4	Frecuencia	DF				
Esparción espectral	4	Frecuencia	Audio				
Quinto momento estadístico	4	Tiempo	DF				
Diferencia absoluta del valor de varianza	4	Tiempo	EMG				

Tabla D3.5: Resumen de los IC para las señales de EA1, EA2 en el dominio del tiempo y frecuencia para el fallo de agrietamiento

Indicador de condición	Repeticiones	Dominio	Campo	Indicador de condición	Repeticiones	Dominio	Campo
Entropía espectral	6	Frecuencia	Audio	Relación desviación-media	5	Tiempo	DF
Cambio de signo de pendiente	6	Tiempo	EMG	K-ésimo momento central	4	Tiempo	DF
Primer momento espectral	6	Frecuencia	DF	CP3	3	Frecuencia	DF
Factor de impulso de desviación estándar	6	Tiempo	DF	CPT6	2	Tiempo	DF
Diferencia absoluta del valor de varianza	6	Tiempo	EMG	CP4	2	Frecuencia	DF
Varianza de la frecuencia central	6	Frecuencia	DF	Error medio cuadrado	2	Tiempo	DF
Operador de energía	5	Tiempo	DF	Momento normalizado	1	Tiempo	DF

Tabla D3.6: Resumen de los IC para la señal de corriente en el dominio del tiempo y frecuencia para el fallo de agrietamiento

Indicador de condición	Repeticiones	Dominio	Campo	Indicador de condición	Repeticiones	Dominio	Campo
Factor de forma	3	Tiempo	DF	Frecuencia máxima	3	Frecuencia	DF
Factor de impulso	3	Tiempo	DF	Cambio de signo de pendiente	3	Tiempo	EMG
Entropía espectral	3	Frecuencia	Audio	Varianza de la frecuencia central	1	Frecuencia	DF
Relacion Log-Log	3	Tiempo	DF	Frecuencia media	1	Frecuencia	DF
Asimetría	3	Tiempo	DF	K-ésimo momento central	1	Tiempo	DF
Relación de frecuencia	3	Frecuencia	DF				
Diferencia absoluta del valor de varianza	3	Tiempo	EMG				

**E.. RESULTADOS DEL SD1 PARA LA BASE DE DATOS DE 31
CONDICIONES**

**E.1.. RESULTADOS DEL SD1 PARA LA BASE DE DATOS DE 31 CON-
DICIONES EN EL DOMINIO DEL TIEMPO**

Tabla E1.1: Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo de las señales de vibración para la base de datos de 31 condiciones

	ReliefF		Chi- Cuadrado		Ganancia de información	
	Ranking	KNN (%)	Ranking	KNN (%)	Ranking	KNN (%)
A1	1 Media	3,21	1 Media	3,21	1 Media	3,21
	2 Cruce por cero	14,74	2 Valor de verosimilitud negativo normal normalizado	27,99	2 Cambio de signo de pendiente	20,78
	3 Cambio de signo de pendiente	53,49	3 Indicadores de forma de onda	70,14	3 Longitud fractal máxima	66,25
	4 Factor de impulso de desviación estándar	78,31	4 Relación desviación-media	74,96	4 Cruce por cero	81,63
	5 Porcentaje de Myopulso	87,46	5 Relación Log-Log	75,11	5 Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	88,47
	6 Longitud fractal máxima	90,17	6 CPT6	77,23	6 CPT6	88,90
	7 CPT4	89,95	7 Indicadores de pulso	79,94	7 Relación desviación-media	89,16
	8 Relación desviación-media	90,42	8 Longitud fractal máxima	85,12	8 Indicadores de forma de onda	89,73
	9 CPT6	90,67	9 Diferencia valor absoluto de desviación estándar	84,73	9 Asimetría	90,99
	10 Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	91,10	10 Diferencia absoluta del valor de varianza	84,55	10 Porcentaje de Myopulso	91,50
A2	1 Media	3,21	1 Media	3,21	1 Media	3,21
	2 Cambio de signo de pendiente	16,14	2 Relación Log-Log	33,83	2 Cambio de signo de pendiente	16,14
	3 Indicadores de pulso	54,65	3 Relación desviación-media	75,86	3 Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	71,40
	4 Cruce por cero	76,48	4 CPT6	81,66	4 Indicadores de pulso	83,43
	5 Porcentaje de Myopulso	86,89	5 Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	84,33	5 Cruce por cero	88,22
	6 Factor de impulso de desviación estándar	90,09	6 Diferencia absoluta del valor de varianza	87,36	6 CPT6	89,48
	7 Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	92,18	7 Cambio de signo de pendiente	90,56	7 Relación desviación-media	89,66
	8 Factor de latitud	89,80	8 Indicadores de pulso	88,04	8 Límite inferior de histograma	89,08
	9 CPT4	90,27	9 K-ésimo momento central	89,16	9 Porcentaje de Myopulso	91,43
	10 Límite inferior de histograma	90,53	10 Porcentaje de Myopulso	90,85	10 Asimetría	92,22
A3	1 Cruce por cero	3,21	1 Media	3,21	1 Cruce por cero	3,21
	2 Media	13,18	2 CPT6	15,93	2 Media	13,18
	3 Cambio de signo de pendiente	51,23	3 Relación desviación-media	68,70	3 Cambio de signo de pendiente	51,23
	4 Asimetría	75,80	4 Relación Log-Log	78,68	4 Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	83,50
	5 Porcentaje de Myopulso	87,83	5 Valor de verosimilitud negativo normal normalizado	78,28	5 CPT6	89,23
	6 Factor de impulso de desviación estándar	91,25	6 Indicadores de forma de onda	78,39	6 Longitud fractal máxima	91,64
	7 Factor de latitud	90,60	7 Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	83,03	7 Límite inferior de histograma	91,28
	8 Longitud fractal máxima	91,97	8 Cambio de signo de pendiente	89,81	8 Relación desviación-media	91,53
	9 Límite inferior de histograma	92,40	9 Cruce por cero	91,35	9 Límite superior de histograma	91,68
	10 CPT4	92,54	10 Quinto momento estadístico	91,61	10 Porcentaje de Myopulso	92,43
A4	1 Media	3,21	1 Media	3,21	1 Media	3,21
	2 Cruce por cero	16,75	2 CPT6	20,89	2 Cruce por cero	16,75
	3 Cambio de signo de pendiente	67,69	3 Longitud fractal máxima	77,34	3 Longitud fractal máxima	69,34
	4 Indicadores de forma de onda	87,28	4 Diferencia absoluta del valor de varianza	83,75	4 Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	90,38
	5 Longitud fractal máxima	89,77	5 Relación Log-Log	85,66	5 Asimetría	92,58
	6 Porcentaje de Myopulso	92,79	6 Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	88,65	6 Indicadores de forma de onda	92,76
	7 Indicadores de pulso	92,87	7 Cruce por cero	91,64	7 Límite superior de histograma	93,44
	8 Límite superior de histograma	92,22	8 Relación desviación-media	91,64	8 Cambio de signo de pendiente	94,13
	9 Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	93,44	9 Valor de verosimilitud negativo normal normalizado	91,90	9 Entropía de umbral	94,31
	10 CPT4	93,98	10 Indicadores de forma de onda	91,89	10 CPT6	94,27

Tabla E1.2: Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo de las señales de EA para la base de datos de 31 condiciones

ReliefF				Chi- Cuadrado				Ganancia de información			
Ranking		KNN (%)	Ranking	Ranking		KNN (%)	Ranking	Ranking		KNN (%)	Ranking
EA1	1	Curtosis	3,23	1	Factor de forma	3,23	1	Factor de forma		3,23	
	2	Cambio de signo de pendiente	28,37	2	Diferencia absoluta del valor de varianza	44,84	2	Relación desviación-media		33,43	
	3	Factor de forma	79,20	3	Relación Log-Log	91,86	3	Relación Log-Log		90,32	
	4	Momento normalizado	87,34	4	Factor de impulso de desviación estándar	93,44	4	Diferencia absoluta del valor de varianza		93,58	
	5	Diferencia absoluta del valor de varianza	93,40	5	Relación desviación-media	93,90	5	Factor de impulso de desviación estándar		93,9	
	6	Operador de energía	92,86	6	Cambio de amplitud promedio	93,97	6	Cambio de signo de pendiente		93,62	
	7	Relación desviación-media	93,08	7	Curtosis	94,48	7	Cambio de amplitud promedio		94,19	
	8	Factor de impulso de desviación estándar	93,76	8	Cambio de signo de pendiente	94,40	8	Operador de energía		94,12	
	9	Relación Log-Log	93,94	9	Operador de energía	94,30	9	K-ésimo momento central		91,93	
	10	Cambio de amplitud promedio	93,90	10	Media de amplitud	94,19	10	Curtosis		92,58	
EA2	1	K-ésimo momento central	3,23	1	Factor de forma	3,23	1	Factor de forma		3,23	
	2	Factor de forma	17,46	2	Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	43,87	2	Relación Log-Log		44,59	
	3	Relación Log-Log	72,08	3	Relación Log-Log	88,78	3	Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull		88,78	
	4	Cambio de signo de pendiente	83,98	4	Factor de impulso de desviación estándar	93,55	4	K-ésimo momento central		84,19	
	5	Factor de impulso de desviación estándar	87,92	5	Curtosis	93,80	5	Cambio de signo de pendiente		87,89	
	6	Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	89,32	6	Cambio de signo de pendiente	93,44	6	Factor de impulso de desviación estándar		89,32	
	7	Operador de energía	90,82	7	Operador de energía	93,15	7	Curtosis		91,43	
	8	Curtosis	91,18	8	K-ésimo momento central	91,18	8	Operador de energía		91,18	
	9	Límite superior de histograma	86,20	9	Cruce por cero	91,94	9	Límite superior de histograma		86,2	
	10	Factor de holgura	86,13	10	Factor de holgura	89,64	10	Indicadores de pulso		85,09	

Tabla E1.3: Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo de la señal de corriente para la base de datos de 31 condiciones

ReliefF				Chi- Cuadrado				Ganancia de información			
Ranking		KNN (%)	Ranking	Ranking		KNN (%)	Ranking	Ranking		KNN (%)	Ranking
C1	1	Límite superior de histograma	3,23	1	Cambio de signo de pendiente	3,23	1	Diferencia absoluta del valor de varianza		3,23	
	2	Quinto momento estadístico	12,40	2	Diferencia absoluta del valor de varianza	18,92	2	Índice de margen		7,71	
	3	Índice de margen	22,80	3	Límite superior de histograma	41,68	3	Límite superior de histograma		31,51	
	4	Diferencia absoluta del valor de varianza	35,38	4	Índice de margen	43,30	4	Cambio de signo de pendiente		43,30	
	5	Cambio de signo de pendiente	48,82	5	Operador de energía	58,67	5	Quinto momento estadístico		48,82	
	6	Operador de energía	59,18	6	Quinto momento estadístico	59,18	6	Operador de energía		59,18	
	7	K-ésimo momento central	58,82	7	K-ésimo momento central	58,82	7	K-ésimo momento central		58,82	
	8	Momento normalizado	54,34	8	Pendiente media del valor absoluto	47,28	8	Pendiente media del valor absoluto		47,28	
	9	Delta RMS	44,66	9	Delta RMS	40,11	9	Momento normalizado		39,39	
	10	Pendiente media del valor absoluto	32,15	10	Momento normalizado	32,15	10	Delta RMS		32,15	

Tabla E1.4: Resumen de los IC para las señales de A1, A2, A3 y A4 en el dominio del tiempo para la base de datos de 31 condiciones

Indicador de condición	Repeticiones	Campo	Indicador de condición	Repeticiones	Campo
Media	12	DF	Límite inferior de histograma	4	DF
Cruce por cero	10	EMG	Asimetría	4	DF
Cambio de signo de pendiente	10	EMG	Relación Log-Log	4	DF
Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	10	EMG	Factor de impulso de desviación estándar	3	DF
CPT6	9	DF	Límite superior de histograma	3	DF
Porcentaje de Myopulso	8	EMG	Valor de verosimilitud negativo normal normalizado	3	DF
Longitud fractal máxima	8	EMG	Diferencia absoluta del valor de varianza	3	EMG
Relación desviación-media	8	DF	Factor de latitud	2	DF
Indicadores de forma de onda	6	EMG	Diferencia valor absoluto de desviación estándar	1	EMG
Indicadores de pulso	5	EMG	K-ésimo momento central	1	DF
CPT4	4	DF	Quinto momento estadístico	1	DF
			Entropía de umbral	1	DF

Tabla E1.5: Resumen de los IC para las señales de EA1, EA2 en el dominio del tiempo para la base de datos de 31 condiciones

Indicador de condición	Repeticiones	Campo	Indicador de condición	Repeticiones	Campo
Curtosis	6	DF	Diferencia absoluta del valor de varianza	3	EMG
Cambio de signo de pendiente	6	EMG	Relación desviación-media	3	DF
Factor de forma	6	DF	Cambio de amplitud promedio	3	EMG
Operador de energía	6	DF	Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	3	EMG
Factor de impulso de desviación estándar	6	DF	Límite superior de histograma	2	DF
Relación Log-Log	6	DF	Factor de holgura	2	DF
K-ésimo momento central	4	DF	Momento normalizado	1	DF
			Media de amplitud	1	EMG
			Cruce por cero	1	EMG
			Indicadores de pulso	1	EMG

Tabla E1.6: Resumen de los IC para la señal de corriente en el dominio del tiempo para la base de datos de 31 condiciones

Indicador de condición	Repeticiones	Campo	Indicador de condición	Repeticiones	Campo
Límite superior de histograma	3	DF	K-ésimo momento central	3	DF
Quinto momento estadístico	3	DF	Momento normalizado	3	DF
Índice de margen	3	EMG	Delta RMS	3	DF
Diferencia absoluta del valor de varianza	3	EMG	Pendiente media del valor absoluto	3	EMG
Cambio de signo de pendiente	3	EMG			
Operador de energía	3	DF			

E.2.. RESULTADOS DEL SD1 PARA LA BASE DE DATOS DE 31 CON- DICIONES EN EL DOMINIO DE LA FRECUENCIA

Tabla E2.1: Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio de la frecuencia de las señales de vibración para la base de datos de 31 condiciones

Relieff			Chi- Cuadrado			Ganancia de información			
	Ranking	KNN (%)		Ranking	KNN (%)		Ranking	KNN (%)	
A1	1	Varianza de la frecuencia central	3,21	1	CP3	3,21	1	Entropía espectral	3,21
	2	Relación de frecuencia	6,59	2	Entropía espectral	9,98	2	CP5	6,88
	3	Entropía espectral	26,95	3	Cuarto momento espectral	31,55	3	Esparción espectral	18,91
	4	CP5	47,55	4	Varianza de la frecuencia central	54,14	4	CP3	42,15
	5	Esparción espectral	61,85	5	CP5	66,25	5	Varianza de la frecuencia central	59,87
	6	Cuarto momento espectral	73,45	6	Frecuencia máxima	74,93	6	Centroide espectral	70,00
	7	CP2	81,30	7	CP4	80,87	7	CP4	72,23
	8	CP4	84,01	8	Esparción espectral	81,13	8	CP2	75,47
	9	Asimetría de frecuencia	87,07	9	Centroide espectral	82,85	9	Cuarto momento espectral	82,49
	10	Frecuencia máxima	87,97	10	Varianza de frecuencia	83,68	10	Asimetría de frecuencia	85,77
A2	1	Relación de frecuencia	3,21	1	CP3	3,17	1	Entropía espectral	3,21
	2	Varianza de la frecuencia central	7,60	2	Esparción espectral	7,78	2	Esparción espectral	7,24
	3	Esparción espectral	23,95	3	Entropía espectral	22,26	3	CP5	22,52
	4	Entropía espectral	47,01	4	CP4	35,77	4	CP3	39,48
	5	CP5	63,08	5	Varianza de frecuencia	44,59	5	CP4	51,58
	6	Cuarto momento espectral	74,03	6	CP5	56,88	6	Varianza de la frecuencia central	66,03
	7	Frecuencia máxima	78,03	7	Varianza de la frecuencia central	70,25	7	CP2	68,05
	8	CP2	81,63	8	Cuarto momento espectral	78,53	8	Centroide espectral	72,66
	9	CP3	83,18	9	CP2	78,89	9	Relación de frecuencia	79,94
	10	Asimetría de frecuencia	85,91	10	Relación de frecuencia	83,50	10	Cuarto momento espectral	84,44
A3	1	Varianza de la frecuencia central	3,21	1	Esparción espectral	3,21	1	Esparción espectral	3,21
	2	Esparción espectral	8,79	2	CP3	8,79	2	CP4	10,41
	3	CP5	18,15	3	Entropía espectral	27,27	3	Entropía espectral	22,48
	4	Relación de frecuencia	39,26	4	CP4	42,36	4	CP5	36,67
	5	CP2	55,65	5	Varianza de la frecuencia central	62,32	5	CP3	53,10
	6	Centroide espectral	69,67	6	Varianza de frecuencia	64,51	6	Varianza de la frecuencia central	67,65
	7	CP4	76,73	7	CP5	69,78	7	CP2	69,42
	8	Entropía espectral	79,29	8	Frecuencia máxima	77,41	8	Relación de frecuencia	79,32
	9	Asimetría de frecuencia	83,65	9	Relación de frecuencia	82,64	9	Centroide espectral	80,84
	10	Cuarto momento espectral	86,09	10	Cuarto momento espectral	84,91	10	Cuarto momento espectral	83,50
A4	1	Varianza de la frecuencia central	3,21	1	CP3	3,17	1	CP5	3,21
	2	Esparción espectral	7,92	2	Frecuencia máxima	7,92	2	Esparción espectral	8,68
	3	CP5	19,20	3	Entropía espectral	38,87	3	Varianza de la frecuencia central	19,20
	4	Relación de frecuencia	44,99	4	Frecuencia mediana	64,95	4	Centroide espectral	44,88
	5	Frecuencia mediana	69,82	5	Esparción espectral	71,43	5	CP4	58,36
	6	Frecuencia máxima	79,47	6	CP4	78,49	6	Entropía espectral	69,92
	7	Cuarto momento espectral	82,31	7	Varianza de frecuencia	79,14	7	CP3	76,66
	8	CP2	83,86	8	CP5	80,87	8	CP2	75,11
	9	Centroide espectral	84,47	9	Centroide espectral	81,92	9	Relación de frecuencia	82,24
	10	Entropía espectral	87,03	10	Relación de frecuencia	86,85	10	Frecuencia mediana	85,84

Tabla E2.2: Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio de la frecuencia de las señales de EA para la base de datos de 31 condiciones

Relieff			Chi- Cuadrado			Ganancia de información		
Ranking		KNN (%)	Ranking		KNN (%)	Ranking		KNN (%)
EA1	1 Entropía espectral	3,23	1 Entropía espectral	3,23	1 Entropía espectral	3,23	1 Entropía espectral	3,23
	2 Primer momento espectral	33,09	2 Primer momento espectral	33,09	2 Primer momento espectral	33,09	2 Primer momento espectral	33,09
	3 Cuarto momento espectral	52,63	3 CP4	72,61	3 Varianza de la frecuencia central	67,19	3 Varianza de la frecuencia central	67,19
	4 Varianza de la frecuencia central	75,55	4 CP3	82,25	4 Cuarto momento espectral	75,55	4 Cuarto momento espectral	75,55
	5 CP4	75,73	5 Varianza de la frecuencia central	80,28	5 CP4	75,73	5 CP4	75,73
	6 CP3	77,09	6 Cuarto momento espectral	77,09	6 CP3	77,09	6 CP3	77,09
	7 Relación de frecuencia	66,98	7 Relación de frecuencia	66,98	7 Relación de frecuencia	66,98	7 Relación de frecuencia	66,98
	8 Curtosis de frecuencia	67,12	8 Asimetría de frecuencia	68,73	8 Asimetría de frecuencia	68,73	8 Asimetría de frecuencia	68,73
	9 Centroide espectral	71,03	9 Curtosis de frecuencia	68,73	9 Centroide espectral	70,71	9 Centroide espectral	70,71
	10 Asimetría de frecuencia	70,67	10 CP5	71,46	10 Curtosis de frecuencia	70,67	10 Curtosis de frecuencia	70,67
EA2	1 Entropía espectral	3,23	1 Entropía espectral	3,23	1 Entropía espectral	3,23	1 Entropía espectral	3,23
	2 Cuarto momento espectral	20,69	2 Primer momento espectral	38,26	2 Primer momento espectral	38,26	2 Primer momento espectral	38,26
	3 Primer momento espectral	67,73	3 CP4	78,99	3 Varianza de la frecuencia central	74,54	3 Varianza de la frecuencia central	74,54
	4 Varianza de la frecuencia central	80,32	4 Varianza de la frecuencia central	82,18	4 Cuarto momento espectral	80,32	4 Cuarto momento espectral	80,32
	5 CP4	81,35	5 CP3	84,69	5 CP4	81,35	5 CP4	81,35
	6 CP3	83,58	6 Cuarto momento espectral	83,58	6 CP3	83,58	6 CP3	83,58
	7 Relación de frecuencia	75,73	7 Relación de frecuencia	75,73	7 Relación de frecuencia	75,73	7 Relación de frecuencia	75,73
	8 CP5	77,63	8 Curtosis de frecuencia	75,44	8 Centroide espectral	77,02	8 Centroide espectral	77,02
	9 Centroide espectral	77,88	9 CP5	77,16	9 CP5	77,88	9 CP5	77,88
	10 Curtosis de frecuencia	77,52	10 Centroide espectral	77,52	10 Esparción espectral	78,31	10 Esparción espectral	78,31

Tabla E2.3: Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio de la frecuencia de la señal de corriente para la base de datos de 31 condiciones

Relieff			Chi- Cuadrado			Ganancia de información		
Ranking		KNN (%)	Ranking		KNN (%)	Ranking		KNN (%)
C1	1 Frecuencia máxima	3,23	1 Frecuencia máxima	3,23	1 Relación de frecuencia	3,23	1 Relación de frecuencia	3,23
	2 CP3	8,60	2 Relación de frecuencia	18,17	2 CP3	10,97	2 CP3	10,97
	3 Asimetría de frecuencia	11,33	3 Varianza de la frecuencia central	40,75	3 Asimetría de frecuencia	7,20	3 Asimetría de frecuencia	7,20
	4 Relación de frecuencia	11,11	4 Entropía espectral	29,00	4 Frecuencia máxima	11,11	4 Frecuencia máxima	11,11
	5 Varianza de la frecuencia central	13,73	5 Asimetría de frecuencia	20,61	5 Varianza de la frecuencia central	13,73	5 Varianza de la frecuencia central	13,73
	6 Entropía espectral	17,38	6 CP3	17,38	6 Entropía espectral	17,38	6 Entropía espectral	17,38
	7 Esparción espectral	15,23	7 Esparción espectral	15,23	7 Esparción espectral	15,23	7 Esparción espectral	15,23
	8 CP5	13,41	8 CP5	13,41	8 CP5	13,41	8 CP5	13,41
	9 Curtosis de frecuencia	12,22	9 Curtosis de frecuencia	12,22	9 Curtosis de frecuencia	12,22	9 Curtosis de frecuencia	12,22

Tabla E2.4: Resumen de los IC para las señales de A1, A2, A3 y A4 en el dominio de la frecuencia para la base de datos de 31 condiciones

Indicador de condición	Repeticiones	Campo	Indicador de condición	Repeticiones	Campo
Entropía espectral	12	Audio	CP2	9	DF
CP5	12	DF	CP3	9	DF
Esparción espectral	12	Audio	Centroide espectral	8	Audio
Varianza de la frecuencia central	11	DF	Frecuencia máxima	6	DF
Relación de frecuencia	10	DF	Asimetría de frecuencia	4	DF
Cuarto momento espectral	10	DF	Varianza de frecuencia	4	DF
CP4	10	DF	Frecuencia mediana	3	DF

Tabla E2.5: Resumen de los IC para las señales de EA1, EA2 en el dominio de la frecuencia para la base de datos de 31 condiciones

Indicador de condición	Repeticiones	Campo	Indicador de condición	Repeticiones	Campo
Entropía espectral	6	Audio	Relación de frecuencia	6	DF
Primer momento espectral	6	DF	Curtosis de frecuencia	5	DF
Cuarto momento espectral	6	DF	Centroide espectral	5	Audio
Varianza de la frecuencia central	6	DF	CP5	4	DF
CP4	6	DF	Asimetría de frecuencia	3	DF
CP3	6	DF	Esparción espectral	1	Audio

Tabla E2.6: Resumen de los IC para la señal de corriente en el dominio de la frecuencia para la base de datos de 31 condiciones

Indicador de condición	Repeticiones	Campo	Indicador de condición	Repeticiones	Campo
Frecuencia máxima	3	DF	Entropía espectral	3	Audio
CP3	3	DF	Esparción espectral	3	Audio
Asimetría de frecuencia	3	DF	CP5	3	DF
Relación de frecuencia	3	DF	Curtosis de frecuencia	3	DF
Varianza de la frecuencia central	3	DF			

**E.3.. RESULTADOS DEL SD1 PARA LA BASE DE DATOS DE 31 CON-
DICIONES EN EL DOMINIO DEL TIEMPO Y DE LA FRECUEN-
CIA**

Tabla E3.1: Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo y frecuencia de las señales de vibración para la base de datos de 31 condiciones

ReliefF				Chi- Cuadrado				Ganancia de información				
Ranking		Dominio	KNN (%)	Ranking		Dominio	KNN (%)	Ranking		Dominio	KNN (%)	
A1	1	Media	Tiempo	3,21	1	Media	Tiempo	3,21	1	Media	Tiempo	3,21
	2	Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	15,65	2	Valor de verosimilitud negativo normal normalizado	Tiempo	29,17	2	Entropía espectral	Frecuencia	19,15
	3	Relación de frecuencia	Frecuencia	43,49	3	Indicadores de forma de onda	Tiempo	70,54	3	CP5	Frecuencia	39,05
	4	Cruce por cero	Tiempo	70,39	4	Relación desviación-media	Tiempo	74,86	4	Cambio de signo de pendiente	Tiempo	67,58
	5	Factor de impulso de desviación estándar	Tiempo	84,39	5	Relación Log-Log	Tiempo	74,83	5	Esparción espectral	Frecuencia	74,68
	6	Cambio de signo de pendiente	Tiempo	89,90	6	CPT6	Tiempo	76,23	6	Longitud fractal máxima	Tiempo	82,62
	7	CP5	Frecuencia	91,89	7	Indicadores de pulso	Tiempo	79,19	7	Cruce por cero	Tiempo	86,87
	8	Entropía espectral	Frecuencia	92,43	8	Longitud fractal máxima	Tiempo	85,03	8	CP3	Frecuencia	88,35
	9	Esparción espectral	Frecuencia	91,67	9	Diferencia valor absoluto de desviación estándar	Tiempo	84,1	9	CPT6	Tiempo	89,11
	10	Porcentaje de Myopulso	Tiempo	92,07	10	Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	84,1	10	Relación desviación-media	Tiempo	89,15
A2	1	Media	Tiempo	3,21	1	Media	Tiempo	3,21	1	Media	Tiempo	3,21
	2	Relación de frecuencia	Frecuencia	11,32	2	Relación Log-Log	Tiempo	33,86	2	Entropía espectral	Frecuencia	18,28
	3	Cambio de signo de pendiente	Tiempo	54,13	3	Relación desviación-media	Tiempo	76,45	3	Esparción espectral	Frecuencia	44,68
	4	Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	74,36	4	CPT6	Tiempo	81,54	4	Cambio de signo de pendiente	Tiempo	66,25
	5	Indicadores de pulso	Tiempo	82,40	5	Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	86,37	5	Indicadores de pulso	Tiempo	71,98
	6	Cruce por cero	Tiempo	87,38	6	Cambio de signo de pendiente	Tiempo	89,94	6	Cruce por cero	Tiempo	80,02
	7	Esparción espectral	Frecuencia	87,77	7	Indicadores de pulso	Tiempo	87,27	7	CPT6	Tiempo	83,52
	8	Factor de impulso de desviación estándar	Tiempo	90,16	8	K-ésimo momento central	Tiempo	88,64	8	Relación desviación-media	Tiempo	84,35
	9	Entropía espectral	Frecuencia	91,16	9	Porcentaje de Myopulso	Tiempo	90,37	9	CP5	Frecuencia	85,25
	10	CPT4	Tiempo	91,92	10	CP3	Frecuencia	90,95	10	CP3	Frecuencia	86,41
A3	1	Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	3,21	1	Media	Tiempo	3,21	1	Cruce por cero	Tiempo	3,21
	2	Esparción espectral	Frecuencia	8,47	2	CPT6	Tiempo	15,61	2	Esparción espectral	Frecuencia	8,40
	3	Media	Tiempo	30,22	3	Relación desviación-media	Tiempo	66,97	3	Media	Tiempo	28,46
	4	Cruce por cero	Tiempo	54,27	4	Relación Log-Log	Tiempo	77,21	4	Cambio de signo de pendiente	Tiempo	61,56
	5	CP5	Frecuencia	64,30	5	Valor de verosimilitud negativo normal normalizado	Tiempo	76,6	5	CP4	Frecuencia	74,90
	6	Cambio de signo de pendiente	Tiempo	78,22	6	Indicadores de forma de onda	Tiempo	77,61	6	Entropía espectral	Frecuencia	82,40
	7	Relación de frecuencia	Frecuencia	85,65	7	Cambio de signo de pendiente	Tiempo	88,1	7	CP5	Frecuencia	82,73
	8	Asimetría	Tiempo	89,25	8	Cruce por cero	Tiempo	90,59	8	CP3	Frecuencia	84,93
	9	Centroide espectral	Frecuencia	90,08	9	Esparción espectral	Frecuencia	86,84	9	CPT6	Tiempo	87,49
	10	CP2	Frecuencia	90,69	10	CP3	Frecuencia	88,24	10	Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	89,58
A4	1	Media	Tiempo	3,21	1	Media	Tiempo	3,21	1	Media	Tiempo	3,21
	2	Cruce por cero	Tiempo	17,45	2	CPT6	Tiempo	20,95	2	Cruce por cero	Tiempo	17,45
	3	Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	46,23	3	Longitud fractal máxima	Tiempo	77,57	3	CP5	Frecuencia	41,01
	4	Esparción espectral	Frecuencia	63,69	4	Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	84,13	4	Esparción espectral	Frecuencia	61,77
	5	CP5	Frecuencia	75,01	5	Relación Log-Log	Tiempo	85,97	5	Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	75,01
	6	Cambio de signo de pendiente	Tiempo	85,14	6	Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	Tiempo	88,93	6	Centroide espectral	Frecuencia	83,41
	7	Indicadores de forma de onda	Tiempo	90,16	7	Cruce por cero	Tiempo	91,06	7	Longitud fractal máxima	Tiempo	89,61
	8	Relación de frecuencia	Frecuencia	92,03	8	Relación desviación-media	Tiempo	91,16	8	Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	Tiempo	90,77
	9	Longitud fractal máxima	Tiempo	92,61	9	Valor de verosimilitud negativo normal normalizado	Tiempo	91,35	9	CP4	Frecuencia	91,17
	10	Frecuencia máxima	Frecuencia	93,08	10	Indicadores de forma de onda	Tiempo	91,49	10	Entropía espectral	Frecuencia	91,89

Tabla E3.2: Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo y frecuencia de las señales de EA para la base de datos de 31 condiciones

Relieff			Chi- Cuadrado			Ganancia de información		
Ranking	Dominio	KNN (%)	Ranking	Dominio	KNN (%)	Ranking	Dominio	KNN (%)
1 Curtosis	Tiempo	3,23	1 Entropía espectral	Frecuencia	3,23	1 Entropía espectral	Frecuencia	3,23
2 Cambio de signo de pendiente	Tiempo	29,17	2 Primer momento espectral	Frecuencia	32,22	2 Primer momento espectral	Frecuencia	32,22
3 Momento normalizado	Tiempo	62,18	3 Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	86,39	3 Relación desviación-media	Tiempo	86,28
4 Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	87,07	4 Factor de impulso de desviación estándar	Tiempo	92,82	4 Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	93,00
5 Cuarto momento espectral	Frecuencia	80,46	5 Relación desviación-media	Tiempo	93,75	5 Factor de impulso de desviación estándar	Tiempo	93,75
6 Relación desviación-media	Tiempo	86,75	6 CP4	Frecuencia	91,45	6 Cambio de signo de pendiente	Tiempo	94,25
7 Operador de energía	Tiempo	87,21	7 Cambio de amplitud promedio	Tiempo	92,85	7 Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	93,64
8 Factor de impulso de desviación estándar	Tiempo	89,19	8 Curtosis	Tiempo	93,28	8 Cuarto momento espectral	Frecuencia	90,52
9 Primer momento espectral	Frecuencia	89,55	9 CP3	Frecuencia	92,42	9 Cambio de amplitud promedio	Tiempo	91,38
10 Entropía espectral	Frecuencia	92,24	10 Cambio de signo de pendiente	Tiempo	92,89	10 Operador de energía	Tiempo	91,63
1 K-ésimo momento central	Tiempo	3,23	1 Entropía espectral	Frecuencia	3,23	1 Entropía espectral	Frecuencia	3,23
2 Entropía espectral	Frecuencia	21,52	2 Primer momento espectral	Frecuencia	38,43	2 Primer momento espectral	Frecuencia	38,43
3 Cambio de signo de pendiente	Tiempo	56,90	3 Factor de impulso de desviación estándar	Tiempo	90,48	3 K-ésimo momento central	Tiempo	69,14
4 Cuarto momento espectral	Frecuencia	62,54	4 Curtosis	Tiempo	93,25	4 Cambio de signo de pendiente	Tiempo	84,09
5 Primer momento espectral	Frecuencia	84,30	5 Cambio de signo de pendiente	Tiempo	93,71	5 Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	86,75
6 Factor de impulso de desviación estándar	Tiempo	87,72	6 Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	92,21	6 Cuarto momento espectral	Frecuencia	85,92
7 Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	87,97	7 Operador de energía	Tiempo	92,24	7 Factor de impulso de desviación estándar	Tiempo	87,97
8 Operador de energía	Tiempo	89,48	8 CP3	Frecuencia	91,34	8 Curtosis	Tiempo	89,51
9 Curtosis	Tiempo	90,16	9 K-ésimo momento central	Tiempo	90,84	9 Operador de energía	Tiempo	90,16
10 Límite superior de histograma	Tiempo	85,99	10 Cuarto momento espectral	Frecuencia	89,83	10 Límite superior de histograma	Tiempo	85,99

Tabla E3.3: Ranqueo de los IC y exactitud de clasificación en el dominio del tiempo y frecuencia de la señal de corriente para la base de datos de 31 condiciones

Relieff			Chi- Cuadrado			Ganancia de información		
Ranking	Dominio	KNN (%)	Ranking	Dominio	KNN (%)	Ranking	Dominio	KNN (%)
1 Frecuencia máxima	Frecuencia	3,23	1 Frecuencia máxima	Frecuencia	3,23	1 Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	3,23
2 CP3	Frecuencia	8,32	2 Cambio de signo de pendiente	Tiempo	30,68	2 Índice de margen	Tiempo	7,46
3 Relación de frecuencia	Frecuencia	9,26	3 Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	56,41	3 Cambio de signo de pendiente	Tiempo	29,82
4 Asimetría de frecuencia	Frecuencia	11,34	4 Relación de frecuencia	Frecuencia	56,37	4 Relación de frecuencia	Frecuencia	44,13
5 Quinto momento estadístico	Tiempo	19,55	5 Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	65,59	5 Quinto momento estadístico	Tiempo	48,26
6 Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	22,50	6 Índice de margen	Tiempo	57,59	6 Operador de energía	Tiempo	59,38
7 Índice de margen	Tiempo	24,51	7 Entropía espectral	Frecuencia	61,35	7 CP3	Frecuencia	51,35
8 Diferencia absoluta del valor de varianza	Tiempo	35,70	8 Operador de energía	Tiempo	68,28	8 Asimetría de frecuencia	Frecuencia	49,12
9 Operador de energía	Tiempo	43,81	9 Quinto momento estadístico	Tiempo	65,73	9 Frecuencia máxima	Frecuencia	49,41
10 Entropía espectral	Frecuencia	45,39	10 Asimetría de frecuencia	Frecuencia	56,3	10 Varianza de la frecuencia central	Frecuencia	50,05

Tabla E3.4: Resumen de los IC para las señales de A1, A2, A3 y A4 en el dominio del tiempo y frecuencia para la base de datos de 31 condiciones

Indicador de condición	Repeticiones	Dominio	Campo	Indicador de condición	Repeticiones	Dominio	Campo
Media	12	Tiempo	DF	Valor de verosimilitud negativo normal normalizado	3	Tiempo	DF
Cruce por cero	10	Tiempo	EMG	Diferencia absoluta del valor de varianza	3	Tiempo	EMG
Cambio de signo de pendiente	9	Tiempo	EMG	Factor de impulso de desviación estándar	2	Tiempo	DF
Esparción espectral	9	Frecuencia	Audio	Porcentaje de Myopulso	2	Tiempo	EMG
CP5	7	Frecuencia	DF	Centroide espectral	2	Frecuencia	Audio
CPT6	7	Tiempo	DF	Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	2	Tiempo	EMG
Varianza de la frecuencia central	6	Frecuencia	DF	CP4	2	Frecuencia	DF
Entropía espectral	6	Frecuencia	Audio	CPT4	1	Tiempo	DF
Relación desviación-media	6	Tiempo	DF	Asimetría	1	Tiempo	DF
Longitud fractal máxima	5	Tiempo	EMG	CP2	1	Frecuencia	DF
CP3	5	Frecuencia	DF	Frecuencia máxima	1	Frecuencia	DF
Relación de frecuencia	4	Frecuencia	DF	Diferencia valor absoluto de desviación estándar	1	Tiempo	EMG
Indicadores de pulso	4	Tiempo	EMG	K-ésimo momento central	1	Tiempo	DF
Indicadores de forma de onda	4	Tiempo	EMG				
Relación Log-Log	4	Tiempo	DF				

Tabla E3.5: Resumen de los IC para las señales de EA1, EA2 en el dominio del tiempo y frecuencia para la base de datos de 31 condiciones

Indicador de condición	Repeticiones	Dominio	Campo	Indicador de condición	Repeticiones	Dominio	Campo
Cambio de signo de pendiente	6	Tiempo	EMG	Diferencia absoluta del valor de varianza	3	Tiempo	EMG
Factor de impulso de desviación estándar	6	Tiempo	DF	Relación desviación-media	3	Tiempo	DF
Primer momento espectral	6	Frecuencia	DF	K-ésimo momento central	3	Tiempo	DF
Entropía espectral	6	Frecuencia	Audio	Límite superior de histograma	2	Tiempo	DF
Curtosis	5	Tiempo	DF	Cambio de amplitud promedio	2	Tiempo	EMG
Cuarto momento espectral	5	Frecuencia	DF	CP3	2	Frecuencia	DF
Operador de energía	5	Tiempo	DF	Momento normalizado	1	Tiempo	DF
Varianza de la frecuencia central	4	Frecuencia	DF	CP4	1	Frecuencia	DF

Tabla E3.6: Resumen de los IC para la señal de corriente en el dominio del tiempo y frecuencia para la base de datos de 31 condiciones

Indicador de condición	Repeticiones	Dominio	Campo	Indicador de condición	Repeticiones	Dominio	Campo
Frecuencia máxima	3	Frecuencia	DF	Operador de energía	3	Tiempo	DF
Relación de frecuencia	3	Frecuencia	DF	CP3	2	Frecuencia	DF
Asimetría de frecuencia	3	Frecuencia	DF	Entropía espectral	2	Frecuencia	Audio
Quinto momento estadístico	3	Tiempo	DF	Cambio de signo de pendiente	2	Tiempo	EMG
Varianza de la frecuencia central	3	Frecuencia	DF				
Índice de margen	3	Tiempo	EMG				
Diferencia absoluta del valor de varianza	3	Tiempo	EMG				

F.. RESULTADOS DEL SD2 PARA LA BASE DE DATOS DEL FALLO DE ROTURA

Tabla F1: Ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para la fusión de indicadores en el dominio del tiempo para el fallo de rotura

Relief				Chi- Cuadrado				Ganancia de información			
Ranking		Sensor	KNN (%)	Ranking		Sensor	KNN (%)	Ranking		Sensor	KNN (%)
1	Momento normalizado	EA1	11.15	1	Factor de forma	EA2	11.15	1	Factor de forma	EA2	11.15
2	Media	A3	27.58	2	Relación Log-Log	EA2	62.01	2	Relación Log-Log	EA2	62.01
3	Media	A4	64.65	3	Factor de impulso de desviación estándar	EA2	95.87	3	Media	A3	90.67
4	Factor de forma	EA2	95.37	4	Relación desviación-media	EA2	99.59	4	Media	A4	98.59
5	Relación Log-Log	EA2	98.43	5	Media	A3	98.68	5	Cambio de signo de pendiente	EA1	99.26
6	Momento normalizado	EA2	98.68	6	Media	A4	99.50	6	Cambio de signo de pendiente	EA2	99.34
7	Cruce por cero	A4	98.43	7	Cambio de signo de pendiente	EA1	99.42	7	Factor de impulso de desviación estándar	EA2	99.34
8	Cambio de signo de pendiente	EA1	98.35	8	Longitud fractal máxima	A4	99.09	8	Cruce por cero	A4	99.42
9	Cruce por cero	A3	98.68	9	Diferencia valor absoluto de desviación estándar	A4	99.26	9	Cruce por cero	A3	99.59
10	Factor de latitud	A4	98.93	10	Diferencia absoluta del valor de varianza	A4	99.26	10	Factor de latitud	A4	99.75

Tabla F2: Ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para la fusión de indicadores en el dominio de la frecuencia para el fallo de rotura

Relief				Chi- Cuadrado				Ganancia de información			
Ranking		Sensor	KNN (%)	Ranking		Sensor	KNN (%)	Ranking		Sensor	KNN (%)
1	Entropía espectral	EA2	11,19	1	Entropía espectral	EA2	11,19	1	Entropía espectral	EA2	11,19
2	Primer momento espectral	EA2	59,74	2	Primer momento espectral	EA2	59,74	2	Primer momento espectral	EA2	59,74
3	Centroide espectral	A3	78,63	3	CP4	EA1	77,05	3	CP4	A3	86,41
4	Centroide espectral	A4	93,37	4	CP3	EA2	92,21	4	CP4	A4	92,54
5	CP5	A3	93,78	5	CP4	A3	93,11	5	Centroide espectral	A3	96,35
6	CP5	A4	94,86	6	CP3	EA1	92,53	6	Centroide espectral	A4	98,34
7	CP4	A4	98,34	7	CP4	A4	93,86	7	CP5	A4	98,76
8	Esparción espectral	A4	97,93	8	Varianza de la frecuencia central	EA2	94,11	8	CP4	EA1	98,43
9	CP4	A3	98,01	9	Frecuencia máxima	A4	94,53	9	CP5	A3	98,35
10	Relación de frecuencia	A3	98,67	10	Relación de frecuencia	A4	95,78	10	Esparción espectral	A4	97,76

Tabla F3: Ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para la fusión de indicadores en el dominio del tiempo y de la frecuencia para el fallo de rotura

Relief				Chi- Cuadrado				Ganancia de información						
Ranking		Sensor	Dominio	KNN (%)	Ranking		Sensor	Dominio	KNN (%)	Ranking		Sensor	Dominio	KNN (%)
1	Momento normalizado	EA1	Tiempo	11,19	1	Entropía espectral	EA2	Frecuencia	11,19	1	Entropía espectral	EA2	Frecuencia	11,19
2	Media	A3	Tiempo	28,03	2	Primer momento espectral	EA2	Frecuencia	59,78	2	Media	A3	Tiempo	45,67
3	Media	A4	Tiempo	63,85	3	Factor de impulso de desviación estándar	EA2	Tiempo	93,95	3	Primer momento espectral	EA2	Frecuencia	93,53
4	Momento normalizado	EA2	Tiempo	83,08	4	Relación desviación-media	EA2	Tiempo	98,76	4	Media	A4	Tiempo	98,59
5	Entropía espectral	EA2	Frecuencia	95,11	5	Media	A3	Tiempo	98,67	5	CP4	A3	Frecuencia	99,34
6	Primer momento espectral	EA2	Frecuencia	98,59	6	Media	A4	Tiempo	99,50	6	CP4	A4	Frecuencia	99,58
7	Centroide espectral	A3	Frecuencia	98,59	7	CP4	EA1	Frecuencia	98,92	7	Cambio de signo de pendiente	EA1	Tiempo	99,67
8	Centroide espectral	A4	Frecuencia	98,75	8	Longitud fractal máxima	A4	Tiempo	99,50	8	Centroide espectral	A3	Frecuencia	99,59
9	Cambio de signo de pendiente	EA1	Tiempo	98,76	9	Diferencia valor absoluto de desviación estándar	A4	Tiempo	99,50	9	Centroide espectral	A4	Frecuencia	99,59
10	CP5	A3	Frecuencia	99,09	10	Diferencia absoluta del valor de varianza	A4	Tiempo	99,50	10	CP5	A4	Frecuencia	99,59

G.. RESULTADOS DEL SD2 PARA LA BASE DE DATOS DEL FALLO DE GRIPADO

Tabla G1: Ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para la fusión de indicadores en el dominio del tiempo para el fallo de gripado

Relief			Chi- Cuadrado			Ganancia de información		
Ranking	Sensor	KNN (%)	Ranking	Sensor	KNN (%)	Ranking	Sensor	KNN (%)
1 Media	A1	11,12	1 Factor de forma	EA2	11,12	1 Factor de forma	EA2	11,12
2 Momento normalizado	EA1	32,13	2 Relación Log-Log	EA2	63,18	2 Relación Log-Log	EA2	63,18
3 Momento normalizado	EA2	48,68	3 Factor de impulso de desviación estándar	EA2	95,64	3 Media	A1	89,37
4 Factor de forma	EA2	83,77	4 Relación Log-Log	A4	99,01	4 Cambio de signo de pendiente	EA1	98,27
5 Relación Log-Log	EA2	98,68	5 Relación desviación-media	EA2	99,09	5 Media	A4	99,18
6 Media	A4	98,68	6 Valor de verosimilitud negativo normal normalizado	A1	99,01	6 Media	A4	99,51
7 Cambio de signo de pendiente	EA1	98,60	7 Indicadores de forma de onda	A1	99,50	7 Cambio de signo de pendiente	EA2	99,42
8 Media	A4	99,18	8 Relación desviación-media	A1	99,34	8 Factor de impulso de desviación estándar	EA2	99,51
9 Cambio de signo de pendiente	EA2	98,85	9 Media	A4	99,42	9 Cruce por cero	A3	99,59
10 Asimetría	A4	98,85	10 Media	A1	99,42	10 Cruce por cero	A4	99,26

Tabla G2: Ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para la fusión de indicadores en el dominio de la frecuencia para el fallo de gripado

Relief			Chi- Cuadrado					Ganancia de información			
Ranking		Sensor	KNN (%)	Ranking		Sensor	KNN (%)	Ranking		Sensor	KNN (%)
1	Primer momento espectral	EA2	11,10	1	Primer momento espectral	EA2	11,10	1	Entropía espectral	EA2	11,10
2	Entropía espectral	EA2	59,51	2	Entropía espectral	EA2	59,51	2	Primer momento espectral	EA2	59,51
3	CP5	A3	81,46	3	CP3	EA2	89,36	3	Esparción espectral	A4	75,71
4	Varianza de la frecuencia central	A1	89,98	4	CP3	EA1	91,27	4	CP5	A3	80,38
5	CP5	A4	90,73	5	Centroide espectral	A3	92,24	5	CP5	A4	86,73
6	Esparción espectral	A4	90,39	6	Frecuencia máxima	A4	93,50	6	CP3	EA2	92,25
7	Centroide espectral	A3	92,82	7	CP5	A3	95,75	7	Centroide espectral	A3	93,33
8	Varianza de la frecuencia central	A4	96,49	8	Varianza de frecuencia	A4	96,67	8	Varianza de la frecuencia central	EA2	96,25
9	Frecuencia máxima	C1	97,41	9	Esparción espectral	A4	96,08	9	CP5	A4	96,00
10	Frecuencia máxima	A3	98,16	10	Varianza de la frecuencia central	EA2	97,17	10	CP5	A1	96,50

Tabla G3: Ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para la fusión de indicadores en el dominio del tiempo y de la frecuencia para el fallo de gripado

Relief				Chi- Cuadrado				Ganancia de información						
Ranking		Sensor	Dominio	KNN (%)	Ranking		Sensor	Dominio	KNN (%)	Ranking		Sensor	Dominio	KNN (%)
1	Media	A1	Tiempo	11,12	1	Entropía espectral	EA2	Frecuencia	11,12	1	Entropía espectral	EA2	Frecuencia	11,12
2	Momento normalizado	EA1	Tiempo	32,04	2	Primer momento espectral	EA2	Frecuencia	60,38	2	Primer momento espectral	EA2	Frecuencia	60,38
3	Momento normalizado	EA2	Tiempo	49,26	3	Factor de impulso de desviación estándar	EA2	Tiempo	93,99	3	Media	A1	Tiempo	89,95
4	Primer momento espectral	EA2	Frecuencia	82,29	4	K-ésimo momento central	A4	Tiempo	98,76	4	Cambio de signo de pendiente	EA1	Tiempo	97,69
5	Entropía espectral	EA2	Frecuencia	97,03	5	Relación desviación-media	EA2	Tiempo	98,85	5	Media	A4	Tiempo	98,19
6	Cambio de signo de pendiente	EA1	Tiempo	98,19	6	Valor de verosimilitud negativo normal normalizado	A1	Tiempo	99,09	6	Media	A4	Tiempo	99,34
7	Media	A4	Tiempo	98,19	7	Indicadores de forma de onda	A1	Tiempo	99,09	7	CP4	EA1	Frecuencia	98,27
8	CP5	A3	Frecuencia	98,60	8	CP4	EA2	Frecuencia	98,68	8	Cambio de signo de pendiente	EA2	Tiempo	98,85
9	CP5	A4	Frecuencia	98,76	9	Relación desviación-media	A1	Tiempo	98,27	9	Esparción espectral	A4	Frecuencia	98,85
10	Cambio de signo de pendiente	EA2	Tiempo	98,85	10	Media	A4	Tiempo	98,93	10	CP5	A3	Frecuencia	99,01

H.. RESULTADOS DEL SD2 PARA LA BASE DE DATOS DEL FALLO DE PICADURA

Tabla H1: Ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para la fusión de indicadores en el dominio del tiempo para el fallo de picadura

Relief				Chi- Cuadrado				Ganancia de información			
Ranking		Sensor	KNN (%)	Ranking		Sensor	KNN (%)	Ranking		Sensor	KNN (%)
1	Momento normalizado	EA1	11,14	1	Factor de forma	EA2	11,14	1	Factor de forma	EA2	11,14
2	Factor de forma	EA2	56,93	2	Relación Log-Log	EA2	54,70	2	Relación Log-Log	EA2	54,70
3	Momento normalizado	EA2	71,12	3	Factor de impulso de desviación estándar	EA2	93,40	3	Factor de impulso de desviación estándar	EA2	93,40
4	Relación Log-Log	EA2	95,79	4	Relación desviación-media	EA2	100,00	4	Factor de forma	C1	99,51
5	Factor de forma	C1	99,09	5	CPT6	EA2	99,92	5	Relación desviación-media	EA2	99,92
6	Media	A1	99,67	6	Factor de forma	C1	99,92	6	CPT6	EA2	99,92
7	Factor de impulso de desviación estándar	EA2	99,67	7	Diferencia absoluta del valor de varianza	EA2	99,84	7	Cambio de amplitud promedio	EA2	99,75
8	Asimetría	A3	99,51	8	Cambio de amplitud promedio	EA2	99,34	8	Factor de impulso	C1	99,67
9	Sexto momento estadístico	EA2	99,75	9	Relación desviación-media	A1	99,67	9	Sexto momento estadístico	EA2	99,75
10	Media	A4	99,84	10	Curtosis	EA2	99,67	10	Curtosis	EA2	99,59

Tabla H2: Ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para la fusión de indicadores en el dominio de la frecuencia para el fallo de picadura

Relief				Chi- Cuadrado				Ganancia de información			
Ranking		Sensor	KNN (%)	Ranking		Sensor	KNN (%)	Ranking		Sensor	KNN (%)
1	Entropía espectral	EA2	11,10	1	Entropía espectral	EA2	11,10	1	Entropía espectral	EA2	11,10
2	Primer momento espectral	EA2	56,77	2	Primer momento espectral	EA2	56,77	2	Primer momento espectral	EA2	56,77
3	Entropía espectral	C1	76,20	3	CP3	EA1	86,54	3	Esparción espectral	A4	79,82
4	Varianza de la frecuencia central	EA2	92,43	4	Varianza de la frecuencia central	EA2	91,84	4	CP3	EA1	90,08
5	Asimetría de frecuencia	A1	94,37	5	Entropía espectral	C1	92,01	5	Entropía espectral	C1	92,35
6	Esparción espectral	A4	96,81	6	Esparción espectral	A4	95,88	6	Varianza de la frecuencia central	EA2	95,88
7	Asimetría de frecuencia	A3	98,07	7	Varianza de la frecuencia central	A4	97,40	7	CP5	A4	95,55
8	Asimetría de frecuencia	A4	98,32	8	CP4	A4	98,82	8	CP4	A3	97,57
9	CP5	A4	97,98	9	CP5	A4	98,40	9	CP4	A4	98,41
10	Frecuencia mediana	A3	98,24	10	CP4	A3	98,91	10	CP5	A3	98,40

Tabla H3: Ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para la fusión de indicadores en el dominio del tiempo y de la frecuencia para el fallo de picadura

Relief				Chi- Cuadrado				Ganancia de información						
Ranking		Sensor	Dominio	KNN (%)	Ranking		Sensor	Dominio	KNN (%)	Ranking		Sensor	Dominio	KNN (%)
1	Momento normalizado	EA1	Tiempo	11,14	1	Entropía espectral	EA2	Frecuencia	11,14	1	Entropía espectral	EA2	Frecuencia	11,14
2	Entropía espectral	EA2	Frecuencia	55,20	2	Primer momento espectral	EA2	Frecuencia	54,87	2	Primer momento espectral	EA2	Frecuencia	54,87
3	Momento normalizado	EA2	Tiempo	70,05	3	Factor de impulso de desviación estándar	EA2	Tiempo	97,69	3	Factor de impulso de desviación estándar	EA2	Tiempo	97,69
4	Primer momento espectral	EA2	Frecuencia	96,20	4	CP3	EA2	Frecuencia	96,87	4	Factor de forma	C1	Tiempo	99,01
5	Factor de forma	C1	Tiempo	97,85	5	Relación desviación-media	EA2	Tiempo	98,35	5	Esparción espectral	A4	Frecuencia	97,94
6	Media	A1	Tiempo	99,26	6	CPT6	EA2	Tiempo	98,10	6	Relación desviación-media	EA2	Tiempo	99,17
7	Factor de impulso de desviación estándar	EA2	Tiempo	99,34	7	Factor de forma	C1	Tiempo	99,42	7	CPT6	EA2	Tiempo	99,34
8	Entropía espectral	C1	Frecuencia	98,93	8	Diferencia absoluta del valor de varianza	EA2	Tiempo	99,42	8	Entropía espectral	C1	Frecuencia	99,17
9	Esparción espectral	A4	Frecuencia	99,26	9	Cambio de amplitud promedio	EA2	Tiempo	99,26	9	Varianza de la frecuencia central	EA2	Frecuencia	99,51
10	Asimetría	A3	Tiempo	99,42	10	CP3	EA1	Frecuencia	98,35	10	Cambio de amplitud promedio	EA2	Tiempo	99,75

I.. RESULTADOS DEL SD2 PARA LA BASE DE DATOS DEL FALLO DE AGRIETAMIENTO

Tabla I1: Ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para la fusión de indicadores en el dominio del tiempo para e fallo de agrietamiento

Relief				Chi- Cuadrado				Ganancia de información			
Ranking		Sensor	KNN (%)	Ranking		Sensor	KNN (%)	Ranking		Sensor	KNN (%)
1	Factor de forma	EA2	10,97	1	Factor de forma	EA2	10,97	1	Factor de forma	EA2	10,97
2	Momento normalizado	EA1	54,05	2	Relación Log-Log	EA2	67,33	2	Relación Log-Log	EA2	67,33
3	Cambio de signo de pendiente	EA1	90,10	3	Relación Log-Log	EA1	95,46	3	Cambio de signo de pendiente	EA1	93,81
4	Relación Log-Log	EA2	98,68	4	Diferencia absoluta del valor de varianza	EA2	98,84	4	Relación Log-Log	EA1	96,95
5	Relación Log-Log	EA1	98,76	5	Factor de impulso de desviación estándar	EA2	99,01	5	Diferencia absoluta del valor de varianza	EA2	99,51
6	Cambio de signo de pendiente	EA2	99,09	6	Media	A4	99,34	6	Cambio de signo de pendiente	EA2	99,59
7	Media	A1	99,01	7	Diferencia valor absoluto de desviación estándar	A3	99,42	7	Factor de impulso de desviación estándar	EA1	99,51
8	K-ésimo momento central	EA2	99,67	8	Diferencia absoluta del valor de varianza	A3	99,42	8	K-ésimo momento central	EA2	99,51
9	Cruce por cero	A4	99,75	9	Factor de impulso de desviación estándar	EA1	99,59	9	Factor de impulso de desviación estándar	EA2	99,51
10	Factor de forma	C1	99,75	10	Relación desviación-media	EA2	99,84	10	Cruce por cero	A3	99,83

Tabla I2: Ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para la fusión de indicadores en el dominio de la frecuencia para e fallo de agrietamiento

Relief			Chi- Cuadrado			Ganancia de información		
Ranking	Sensor	KNN (%)	Ranking	Sensor	KNN (%)	Ranking	Sensor	KNN (%)
1 Entropía espectral	EA2	10,93	1 Entropía espectral	EA2	10,93	1 Entropía espectral	EA2	10,93
2 Primer momento espectral	EA2	73,50	2 Primer momento espectral	EA2	73,50	2 Primer momento espectral	EA2	73,50
3 Primer momento espectral	EA1	97,73	3 Primer momento espectral	EA1	97,73	3 Primer momento espectral	EA1	97,73
4 CP5	A4	92,34	4 CP3	EA2	95,45	4 Esparción espectral	A4	92,01
5 Centroide espectral	A4	94,11	5 CP4	EA1	95,37	5 CP5	A4	92,27
6 Esparción espectral	A4	94,62	6 CP4	A4	95,45	6 CP4	A4	96,81
7 Centroide espectral	A3	96,39	7 Varianza de la frecuencia central	EA2	96,13	7 Centroide espectral	A4	97,81
8 CP4	A4	98,40	8 CP3	EA1	95,87	8 CP4	A3	97,98
9 CP4	A3	98,23	9 Varianza de la frecuencia central	EA1	95,79	9 Varianza de la frecuencia central	EA1	98,74
10 Asimetría de frecuencia	A4	98,74	10 Centroide espectral	A4	95,95	10 CP4	EA1	98,40

Tabla I3: Ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para la fusión de indicadores en el dominio del tiempo y de la frecuencia para e fallo de agrietamiento

Relief				Chi- Cuadrado				Ganancia de información						
Ranking		Sensor	Dominio	KNN (%)	Ranking		Sensor	Dominio	KNN (%)	Ranking		Sensor	Dominio	KNN (%)
1	Entropía espectral	EA2	Frecuencia	10,93	1	Entropía espectral	EA2	Frecuencia	10,93	1	Entropía espectral	EA2	Frecuencia	10,93
2	Momento normalizado	EA1	Tiempo	51,14	2	Primer momento espectral	EA2	Frecuencia	72,66	2	Primer momento espectral	EA2	Frecuencia	72,66
3	Cambio de signo de pendiente	EA1	Tiempo	85,95	3	Primer momento espectral	EA1	Frecuencia	97,73	3	Primer momento espectral	EA1	Frecuencia	97,73
4	Primer momento espectral	EA2	Frecuencia	98,07	4	Diferencia absoluta del valor de varianza	EA2	Tiempo	97,73	4	Cambio de signo de pendiente	EA1	Tiempo	97,90
5	Cambio de signo de pendiente	EA2	Tiempo	98,91	5	Factor de impulso de desviación estándar	EA2	Tiempo	98,66	5	Diferencia absoluta del valor de varianza	EA2	Tiempo	99,16
6	Primer momento espectral	EA1	Frecuencia	98,82	6	CP3	EA2	Frecuencia	96,89	6	Media	A4	Tiempo	99,75
7	Media	A1	Tiempo	98,74	7	Media	A4	Tiempo	98,57	7	Cambio de signo de pendiente	EA2	Tiempo	99,83
8	K-ésimo momento central	EA2	Tiempo	99,24	8	Factor de impulso de desviación estándar	EA1	Tiempo	98,82	8	Factor de impulso de desviación estándar	EA1	Tiempo	99,83
9	CP5	A4	Frecuencia	99,41	9	Relación desviación-media	EA2	Tiempo	99,41	9	Esparción espectral	A4	Frecuencia	99,33
10	Momento normalizado	EA2	Tiempo	99,16	10	Diferencia absoluta del valor de varianza	A3	Tiempo	98,99	10	K-ésimo momento central	EA2	Tiempo	99,92

J.. RESULTADOS DEL SD2 PARA LA BASE DE DATOS DE 31 CONDICIONES

Tabla J1: Ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para la fusión de indicadores en el dominio del tiempo para la base de datos de 31 condiciones

Relieff				Chi-cuadrado				Ganancia de información			
Ranking		Sensor	KNN (%)	Ranking		Sensor	KNN (%)	Ranking		Sensor	KNN (%)
1	Límite superior de histograma	C1	3,21	1	Factor de forma	EA2	3,21	1	Factor de forma	EA2	3,21
2	Media	A2	27,50	2	Media	A1	39,19	2	Media	A1	39,19
3	Momento normalizado	EA1	58,10	3	Media	A2	87,62	3	Media	A2	87,62
4	Diferencia valor absoluto de desviación estándar	EA2	87,19	4	Media	A4	92,67	4	Media	A4	92,67
5	Media	A4	92,42	5	Diferencia valor absoluto de desviación estándar	EA2	94,12	5	Relación desviación-media	EA1	94,55
6	Quinto momento estadístico	C1	91,16	6	Relación Log-Log	EA1	94,30	6	Relación Log-Log	EA1	94,41
7	Momento normalizado	EA2	90,83	7	Factor de impulso de desviación estándar	EA1	94,44	7	Diferencia valor absoluto de desviación estándar	EA2	94,44
8	Cambio de signo de pendiente	EA2	91,30	8	Relación desviación-media	EA1	94,41	8	Relación Log-Log	EA2	94,44
9	Cambio de signo de pendiente	EA1	91,70	9	Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	EA2	94,48	9	Factor de impulso de desviación estándar	EA1	94,44
10	Factor de forma	EA2	92,82	10	Relación Log-Log	EA2	94,48	10	Verosimilitud negativa logarítmica de Weibull	EA2	94,48

Tabla J2: Ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para la fusión de indicadores en el dominio de la frecuencia para la base de datos de 31 condiciones

ReliefF				Chi-cuadrado				Ganancia de información			
Ranking		Sensor	KNN (%)	Ranking		Sensor	KNN (%)	Ranking		Sensor	KNN (%)
1	Frecuencia máxima	C1	3,23	1	Entropía espectral	EA2	3,23	1	Entropía espectral	EA2	3,23
2	Relación de frecuencia	C1	18,85	2	Primer momento espectral	EA1	29,95	2	Primer momento espectral	EA1	29,95
3	CP3	C1	9,55	3	Primer momento espectral	EA2	87,97	3	Primer momento espectral	EA2	87,97
4	Varianza de la frecuencia central	C1	13,43	4	Frecuencia máxima	C1	91,56	4	Varianza de la frecuencia central	EA2	85,46
5	Asimetría de frecuencia	C1	13,93	5	CP4	EA1	88,90	5	Varianza de la frecuencia central	EA1	86,64
6	Primer momento espectral	EA2	42,91	6	CP3	EA1	88,54	6	Cuarto momento espectral	EA2	85,17
7	Entropía espectral	EA2	72,42	7	Varianza de la frecuencia central	EA1	87,68	7	Esparción espectral	A3	87,22
8	Cuarto momento espectral	EA2	75,91	8	Varianza de la frecuencia central	EA2	87,07	8	CP4	EA1	87,18
9	Primer momento espectral	EA1	77,85	9	CP3	EA2	87,22	9	CP3	EA1	86,50
10	Varianza de la frecuencia central	EA2	78,71	10	Relación de frecuencia	C1	87,50	10	CP5	A1	89,08

Tabla J3: Ranqueo de los IC y exactitud de la clasificación para la fusión de indicadores en el dominio del tiempo y de la frecuencia para la base de datos de 31 condiciones

ReliefF				Chi-cuadrado				Ganancia de información			
Ranking	Sensor	Dominio	KNN (%)	Ranking	Sensor	Dominio	KNN (%)	Ranking	Sensor	Dominio	KNN (%)
1 Frecuencia máxima	C1	Frecuencia	3,21	1 Entropía espectral	EA2	Frecuencia	3,21	1 Entropía espectral	EA2	Frecuencia	3,21
2 Media	A2	Tiempo	48,58	2 Primer momento espectral	EA1	Frecuencia	29,02	2 Media	A1	Tiempo	38,40
3 Momento normalizado	EA1	Tiempo	73,22	3 Media	A1	Tiempo	86,83	3 Primer momento espectral	EA1	Frecuencia	86,83
4 Diferencia valor absoluto de desviación estándar	EA2	Tiempo	88,23	4 Media	A2	Tiempo	93,76	4 Media	A2	Tiempo	93,76
5 Varianza de la frecuencia central	C1	Frecuencia	89,21	5 Media	A4	Tiempo	94,30	5 Media	A4	Tiempo	94,30
6 Relación de frecuencia	C1	Frecuencia	88,38	6 Primer momento espectral	EA2	Frecuencia	94,73	6 Relación desviación-media	EA1	Tiempo	94,62
7 Momento normalizado	EA2	Tiempo	88,52	7 Diferencia valor absoluto de desviación estándar	EA2	Tiempo	94,70	7 Diferencia valor absoluto de desviación estándar	EA2	Tiempo	94,73
8 Media	A4	Tiempo	91,77	8 Factor de impulso de desviación estándar	EA1	Tiempo	94,70	8 Factor de impulso de desviación estándar	EA1	Tiempo	94,70
9 CP3	C1	Frecuencia	83,11	9 Relación desviación-media	EA1	Tiempo	94,70	9 Primer momento espectral	EA2	Frecuencia	94,70
10 Cambio de signo de pendiente	EA2	Tiempo	82,61	10 Media	A3	Tiempo	94,66	10 Cambio de signo de pendiente	EA2	Tiempo	94,73