UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA

SEDE CUENCA

CARRERA DE INGENIERÍA MECÁNICA AUTOMOTRIZ

Trabajo de titulación previo a la obtención de Título de Ingeniero Mecánico Automotriz

PROYECTO TÉCNICO:

"DISEÑO DE UN ALGORITMO DE VISUALIZACIÓN PARA EL DIAGNÓSTICO DE FALLAS EN MOTORES DE ENCENDIDO PROVOCADO MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LA TRANSFORMADA DE WAVELET."

AUTOR:

Rolando Ismael Caldas Siavichay

TUTOR:

Ing. Rafael Wilmer Contreras Urgilés MSc.

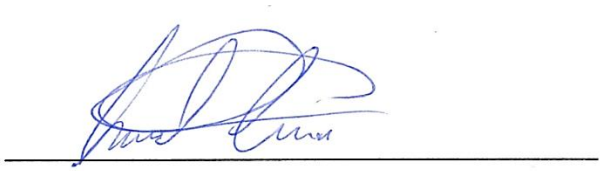
Cuenca, Junio de 2018

CESIÓN DE DERECHOS DE AUTOR

Yo, Rolando Ismael Caldas Siavichay con C.I. 0105724942, manifiesto mi voluntad y cedo a la Universidad Politécnica Salesiana los derechos patrimoniales en virtud de que soy autor del trabajo de titulación: "DISEÑO DE UN ALGORITMO DE VISUALIZACIÓN PARA EL DIAGNÓSTICO DE FALLAS EN MOTORES DE ENCENDIDO PROVOCADO MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LA TRANSFORMADA DE WAVELET", mismo que ha sido desarrollado para optar por el título de: Ingeniero Mecánico Automotriz en la Universidad Politécnica Salesiana, quedando la Universidad facultada para ejercer plenamente los derechos cedidos anteriormente.

En aplicación a lo determinado en la Ley de Propiedad Intelectual, en mi condición de autor, me reservo los derechos morales de la obra antes citada. En concordancia suscribo este documento en el momento que se haga entrega del trabajo final en formato impreso y digital a la biblioteca de la Universidad Politécnica Salesiana.

Cuenca, junio de 2018



Rolando Ismael Caldas Siavichay

C.I.: 0105724942

CERTIFICACIÓN

Yo declaro que bajo mi tutoría fue desarrollado el trabajo de titulación**:** "DISEÑO DE UN ALGORITMO DE VISUALIZACIÓN PARA EL DIAGNÓSTICO DE FALLAS EN MOTORES DE ENCENDIDO PROVOCADO MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LA TRANSFORMADA DE WAVELET", realizado por el autor, Rolando Ismael Caldas Siavichay, obteniendo el proyecto Técnico que cumple con todos los requisitos estipulados por la Universidad Politécnica Salesiana

Cuenca, junio de 2018

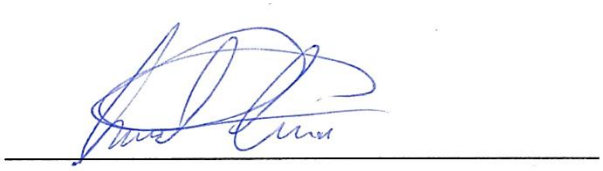
Ing. Rafael Wilmer Contreras Urgilés MSc.

C.I.:0104463328

DECLARATORIA DE RESPONSABILIDAD Y AUTORÍA

Yo, Rolando Ismael Caldas Siavichay con número de identificación 0105724942, autor del Trabajo de Titulación: "DISEÑO DE UN ALGORITMO DE VISUALIZACIÓN PARA EL DIAGNÓSTICO DE FALLAS EN MOTORES DE ENCENDIDO PROVOCADO MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE LA TRANSFORMADA DE WAVELET", certifico que el total contenido del proyecto técnico, es de mi exclusiva responsabilidad y autoría.

Cuenca, junio de 2018



Rolando Ismael Caldas Siavichay

C.I.: 0105724942

AGRADECIMIENTO

Eufóricamente, brindo mi agradecimiento a cada miembro de mi familia, cuyas palabras elocuentes de apoyo incondicional, se ven reflejados en valores de lucha constante por un deseo añorado.

A mi padre y mi madre, de manera especial; seres humanos excelsos, inundados de carisma y humildad, por haberme forjado desde el principio de la vida terrenal con un anhelo fantástico de ansiar la conquista de mis metas con la razón del corazón, indudablemente honraré siempre su tan valiosa expresión de afecto.

A mis amistades, por ser parte del árbol de confianza, mismo que proliferaba en un ambiente de risas ante una indisoluble amistad nunca antes encontrada en otro lugar.

A mi tutor, Ing. Wilmer Contreras MSc., por impartir sus conocimientos en las aulas de estudio, al ser una persona profesional, no pierde de vista el horizonte que cualquier alumno puede llegar si lo intenta con dedicación y perseverancia; expreso mi agradecimiento por su empatía, respeto y ayuda en el desarrollo de este proyecto.

Rolando Ismael Caldas Siavichay.

DEDICATORIA

Afanado en dedicar a un alma abundada de dones maravillosos,
no por ser eco de mi destino, más bien presagio de mi palpitar;
desde el crepúsculo menguante hasta el umbral de cada sueño fervoroso,
rascacielos he anhelado alcanzar y brisas de aliento me has sabido dar;
exhausto en oleajes estruendosos, angustiado en auroras desérticas,
afectuoso gratifico la magia armoniosa de hálito en cada despertar.
Momentos sublimes con rumbos perpetuos he escrito en esta bitácora,
inconsciente del vertiginoso tiempo brindé respuesta a cada efímera simpatía.
Ahí, en aquel horizonte sin fin, fuiste la luz de todas las hogueras,
marginabas augurios y falsos relatos de títeres con léxicos abrumadores;
orientabas al incrédulo con sabios susurros de fulgor estelar, admirable ser,
rememorare por siempre, la lucidez de tu espíritu ideal.

Rolando Ismael Caldas Siavichay.

RESUMEN

El presente estudio tiene el propósito de desarrollar un algoritmo de visualización para diagnosticar fallas mecánicas inducidas a un motor de encendido provocado Hyundai Sonata 2.0 DOHC. Consecuentemente, al adquirir conocimientos sobre la literatura que incide sobre el experimento a realizar, se procede a la adquisición de una base de datos de una investigación citada en el transcurso de la investigación, de tal manera que, mediante el procesamiento de señales, realizar una categorización de los valores muestrales obtenidos con anterioridad. Acto seguido, se establece un entrenamiento aleatorio de las Máquinas de Soporte Vectorial (SVM's) que determina el modelo ideal en la respectiva clasificación de anomalías; con el análisis de datos se logró, por medio de un modelado cúbico, una predicción del 79.9% con una confusión de datos muestrales del 20.1% y un error de clasificación del 0.00 %, por esta razón, se generó un resultado óptimo, el mismo que, a través de un bucle comparativo especifica en intervalos cortos de tiempo la señal de mayor correlación a la falla designada. Posteriormente, se describe la falla mecánica como de igual forma la representación visual; en relación al análisis que se exhibe, se hace mención que, la Transformada Wavelet Discreta (TWD) es útil en la atenuación de frecuencias anormales que inciden como factor externo al funcionamiento de la unidad experimental; la cual, brinda una aproximación relevante para el diagnóstico requerido. Se concluye, en base al análisis de resultados obtenidos, un algoritmo que selecciona el tipo de wavelet ideal de la Transformada Wavelet Discreta (TWD) con la finalidad de comparar entre dos señales temporales la más precisa en cualquier estudio.

Palabra clave: Algoritmo de visualización, Compresión de señales, Diagnóstico de fallas, Familias Wavelet Madre, Máquinas de soporte Vectorial, Transformada Wavelet Discreta.

ABSTRACT

This study is meant to create a visual algorithm that will help identify mechanical flaws when turning on a Hyundai Sonata 2.0 DOHC. Consequently, when gaining knowledge about the literature that will help this experiment we acquired a data base whom has investigated in such topic. In respect to a form of signals, categorize the previously obtained results. Parallel to this we established an anterior training for the vertical support of the machine which determine the model of the abnormalities it should be classified into. With these cubic results we were able to determine an estimation of 79.99% with a confusion off data of 20.01% and an error baseline of 0.00% for this reason we optimized the results, this optimized results are as well able to compare in shorts amounts of time the designated flaw in the matching by comparing it to different results. Late in we acknowledged the mechanical flaws in the same respect. With relation to the examination it possesses we mention that the Discrete Wavelet Transform (TWD) is useful in the attenuation of abnormal frequencies that externally affect the functionality of the experimental unit. This brings a very close approximation of the result required. We conclude with the amount of information provided, an algorithm that selects the type of Wavelet ideal for the TWD, comparing these two temporal signals with more precision in any study.

Keywords: Visualization Algorithm, Signal Compression, Fault Diagnosis, Mother Wavelet Families, Vector Support Machines, Discrete Wavelet Transform.

INDICE DE CONTENIDO

1. INTRODUCCIÓN 20

2. PROBLEMA 21

2.1 Antecedentes 21

2.2 Importancia y alcances 23

3. OBJETIVOS 25

3.1 Objetivo General 25

3.2 Objetivos Específicos 25

4. LITERATURA Y FUNDAMENTO TEÓRICO 26

4.1 Motor 26

4.1.1 Motor de combustión interna 26

4.1.2 Motor de inyección electrónica 27

4.2 Diagnóstico de fallas 28

4.3 Transformada Wavelet 29

4.3.1 Transformada Wavelet Continua (CWT) 33

4.3.2 Transformada Wavelet Discreta (DWT) 33

4.3.3 Transformada Wavelet Packet 34

4.4 Procesamiento de Señales 36

4.4.1 Análisis de Multiresolución (MRA) 36

4.4.2 Análisis e interpretación de datos multivariantes 36

4.4.3 Máquinas de soporte vectorial. 37

4.5 Programas de ordenador 38

4.6 Representación gráfica de bases de datos 39

4.6.1 Histogramas y diagramas de dispersión 39

4.7 Sistema de Visualización 42

4.7.1 Visualización de software 42

4.7.2 Visualización de programas 42

4.7.3 Visualización de algoritmos 43

4.8 Características del proceso de visualización 43
4.8.1 Visualización Científica 43
4.8.2 Visualización de Software 45
4.8.3 Visualización de Información 45
4.9 Diseño Estadístico 47
4.9.1 Análisis de Varianza (ANOVA) 47
4.9.2 Minitab Inc. 48
5. REVISIÓN Y ANÁLISIS DEL ESTADO DEL ARTE 49
5.1 Antecedentes de la Transformada Wavelet 49
5.1.1 Aplicaciones de la Transformada Wavelet 51
5.2 Antecedentes de la visualización de algoritmos 53
5.2.1 Aplicaciones de algoritmo de visualización 54
6. MARCO METODOLÓGICO 56
6.1 Unidad Experimental de datos adquiridos 56
6.2 Adquisición de señales de fallas temporales 64
6.2.1 Cámara semianecóica 64
6.2.2 Micrófono para adquisición de datos 65
6.2.3 Ubicación de Micrófono 66
6.2.4 Protocolo de medición 66
6.3 Algoritmo para determinación de atributos 68
6.3.1 Selección de familia Wavelet ideal 71
6.3.2 Adquisición de la matriz estadística 73
6.3.3 Selección de la familia wavelet ideal para el diagnóstico de fallas mediante Máquinas de Soporte Vectorial (SVM´S) 78
6.4 Algoritmo de visualización 83
6.4.1 Sección 1: Lectura de la señal temporal 83
6.4.2 Sección 2: Transformada y filtro paso cero 83
6.4.3 Sección 3: Partición de la señal 84
6.4.4 Sección 4: Determinación de atributos y lectura de base de datos 84
6.4.5 Sección 5: Análisis de respuestas mediante un bucle comparativo 86
6.4.6 Sección 6: Visualización y determinación de la falla final 87

6.5 Algoritmo para determinar la Wavelet más eficiente 88
6.5.1 Sección 1: Etapa de procesamiento de las Maquinas de soporte Vectorial 88
6.5.2 Sección 2: Bucle comparativo de las familias Wavelet 95
6.5.3 Sección 3: Bucle comparativo para determinar la Wavelet ideal 99
6.6 Funcionamiento del algoritmo de visualización para el diagnóstico de fallas mecánicas 101
6.7 Funcionamiento del algoritmo para determinar la familia wavelet ideal 103
7. ANALISIS DE RESULTADOS 106
7.1 Resultados de clasificación mediante Maquinas de Soporte Vectorial 106
7.1.1 Resultados de Clasificación con escala Kernel Automático. 106
7.1.2 Resultados de Clasificación con variación de escala Kernel 117
7.2 Resultados de algoritmo en diferentes condiciones de funcionamiento de la unidad experimental 133
7.2.1 Resultados mediante Wavelet [Db 06] 134
7.2.2 Resultados mediante Wavelet [Coif 02] 142
7.2.3 Resultados mediante Wavelet [Sym 06] 150
7.3 Respuesta del algoritmo en diferentes motores de combustión interna 158
7.4 Respuesta del algoritmo para determinar la familia Wavelet ideal 164
7.5 Validación de los datos muestrales 175
7.6 Validación de resultados en la clasificación de anomalías 176
8. CONCLUSIONES 179
9. RECOMENDACIONES 181
10. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS 182
11. ANEXOS 188
11.1 Porcentaje de Validación de los modelos matemáticos 188
11.2 Clasificación de máquinas de soporte vectorial con diferente modelado matemático 191

11.3 Unidades experimentales utilizadas para el correspondiente diagnóstico de anomalías 204

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Fases de un motor Otto de cuatro tiempos. 27
Figura 2. Sistema de funcionamiento de un motor electrónico a gasolina..... 28
Figura 3. Clasificación de métodos de diagnóstico. 29
Figura 4. Señal y espectrograma Wavelet a partir de una función sinusoidal. 30
Figura 5. Señal y espectrograma Wavelet a partir de una señal de aceleración..... 30
Figura 6. Familias Wavelet Madre..... 31
Figura 7. Señal acústica cuya amplitud wavelet cambia instantáneamente. 32
Figura 8. Frecuencia de resonancia del revestimiento del pistón. 32
Figura 9. Distribución plano tiempo-frecuencia de la transformada wavelet packet. 34
Figura 10. Descomposición de la señal original "s" en tres niveles. 35
Figura 11. Análisis Multiresolución de wavelet packet. 36
Figura 12. Frontera de decisión de dos clases distintas. 37
Figura 13. Caso linealmente separable y Caso no linealmente separable. 38
Figura 14. Matriz de dispersión para los datos MUNDONES. 40
Figura 15. Matriz de dispersión para un conjunto de datos de ACCIONES. 41
Figura 16. Representación Tridimensional. 41
Figura 17. Proceso de viualización mediante modelo científico. 44
Figura 18. Ejemplo de Visualización de Información. 46
Figura 19. Proceso de Visualización. 46
Figura 20. Representación de la variabilidad de datos. 47
Figura 21. Resultadas del análisis de varianza ANOVA. 48
Figura 22. Motor Didáctico Hyundai Sonata 2.0 DOCH. 56
Figura 23. Cámara semianecóica. 65
Figura 24. Aplicación para obtención de señales acústicas. 65
Figura 25. Posición del micrófono en el hemisferio. 66
Figura 26. Señal de funcionamiento normal adquirida de la unidad experimental. 68
Figura 27. Nomenclatura de la muestra recolectada. 68
Figura 28. Protocolo de adquisición de atributos de señales. 71
Figura 29. Señal con evidencia de soplo cardíaco. 72
Figura 30. Selección familias Wavelet para el experimento. 73
Figura 31. Diagrama de bloques para lectura de señales temporales. 74
Figura 32. Señal del Motor en condiciones normales de funcionamiento. 74

Figura 33. Diagrama de bloques para el procesamiento de señales. 75
Figura 34. a) Transformada Wavelet Discreta de señal original; b) Filtro paso cero. 75
Figura 35. Partición de la señal a 2 segundos. 75
Figura 36. Algoritmo para detección de atributos de la señal. 77
Figura 37. Flujograma para selección de Familia Wavelet ideal. 78
Figura 38. Esquematización de la matriz de atributos final de la Familia Daubechies Nivel 1 [Db 01]. 79
Figura 39. Importación de Matriz estadística final. 80
Figura 40. Selección de la aplicación "Classification Learner". 81
Figura 41. Requerimientos para iniciar un análisis de entrenamiento con SVM'S. 81
Figura 42. Requerimientos de entrenamiento con SVM'S. 82
Figura 43. Lectura y procesamiento de la señal temporal. 83
Figura 44. Selección de Wavelet ideal por medio de la opción "Wavelet Packet". 84
Figura 45. Partición de la señal temporal a 2 segundos. 84
Figura 46.Sección de carga de la Maquina de soporte vectorial. 85
Figura 47. Sección de detección de falla temporal. 88
Figura 48. Flujograma para el procesamiento de las Máquinas de Soporte Vectorial. 89
Figura 49. Etapa de procesamiento de MSV. 95
Figura 50. Flujograma para el desarrollo del bucle comparativo. 96
Figura 51. Etapa de almacenamiento de respuestas de la SVM de la familia Daubechies. 96
Figura 52. Bucle comparativo de las respuestas de la SVM de la familia Daubechies. 98
Figura 53. Bucle comparativo de las respuestas de la SVM de la familia Coiflets. 98
Figura 54. Bucle comparativo de las respuestas de la SVM de la familia Symlets. 99
Figura 55. Bucle comparativo de las respuestas de la SVM de la familia Haar. 99
Figura 56. Bucle comparativo para determinar la Wavelet ideal. 100
Figura 57. Plataforma para visualizar la falla detectada en el motor Hyundai Sonata 2.0 DOHC. 101
Figura 58. Selección de la señal temporal. 101
Figura 59. Representación de código de falla en intervalo de 2sg. 102
Figura 60. Resultado del algoritmo de visualización. 102
Figura 61. Plataforma para seleccionar la Wavelet ideal. 103
Figura 62. Plataforma para seleccionar la Wavelet ideal. 104
Figura 63. Selección de muestras – ejecución del programa. 104
Figura 64. Ventanas de la Señal temporal analizada. 105

Figura 65. Elección de la Wavelet ideal. 105
Figura 66. Diagrama de barras correspondiente a la Validación de cada Máquina de Soporte Vectorial. 114
Figura 67. Variabilidad de datos correspondiente a la Validación de cada Máquina de Soporte Vectorial. 114
Figura 68. Diagrama de barras correspondiente al error de clasificación de cada Máquina de Soporte Vectorial. 115
Figura 69. Variabilidad de datos correspondiente al error de clasificación de cada Máquina de Soporte Vectorial. 116
Figura 70. Diagrama de barras correspondiente a la validación de cada Máquina de Soporte Vectorial al variar la escala Kernel de 1 a 6. 119
Figura 71. Variabilidad de datos correspondiente a la validación de cada Máquina de Soporte Vectorial al variar la escala Kernel de 1 a 6. 120
Figura 72. Diagrama de barras correspondiente al error de clasificación de cada Máquina de Soporte Vectorial al variar la escala Kernel de 1 a 6. 121
Figura 73. Variabilidad de datos correspondiente al error de clasificación de cada Máquina de Soporte Vectorial al variar escala Kernel de 1 a 6. 122
Figura 74. Diagrama de barras correspondiente a la validación de cada Máquina de Soporte Vectorial al variar escala Kernel de 0.30 a 1. 128
Figura 75. Variabilidad de datos correspondiente a la validación de cada Máquina de Soporte Vectorial al variar escala Kernel de 0.30 a 1. 129
Figura 76. Diagrama de barras correspondiente al error de clasificación de cada Máquina de Soporte Vectorial al variar escala Kernel de 0.30 a 1. 130
Figura 77. Variabilidad de datos correspondiente al error de clasificación de cada Máquina de Soporte Vectorial al variar escala Kernel de 0.30 a 1. 131
Figura 78. a) Matriz de confusión de Wavelet [Db 06]; b) Matriz de confusión de Wavelet [Coif 02]. 132
Figura 79. Matriz de confusión de Wavelet [Sym 06]. 132
Figura 80. Gráfica de Intervalos: Respuesta de la SVM (Db 06) vs Respuesta real. 176
Figura 81. Respuesta del intervalo de confianza de 95% de Tukey. 176
Figura 82. Respuesta de comparaciones en parejas de Tukey. 177
Figura 83. Respuesta de niveles de confianza individuales. 177
Figura 84. Diagrama de cajas: Respuesta SVM vs Respuesta real. 178

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Datos técnicos motor Hyundai Sonata 2.0 DOCH..... 56
Tabla 2. Elementos que forman parte del mantenimiento de la unidad experimental. 57
Tabla 3. Estado general del motor Hyundai Sonata 2.0 DOCH posterior al mantenimiento.. 58
Tabla 4. Fallas inducidas en la unidad experimental Hyundai Sonata 2.0 DOCH. 59
Tabla 5. Continuación - Fallas inducidas en la unidad experimental Hyundai Sonata 2.0 DOCH. 60
Tabla 6. Nivel de funcionamiento de los elementos para la unidad experimental..... 61
Tabla 7. Fallas inducidas al motor Hyundai Sonata 2.0 DOCH – Sistema de Distribución.. 62
Tabla 8. Continuación - Fallas inducidas al motor Hyundai Sonata 2.0 DOCH – Sistema de Distribución. 63
Tabla 9. Fallas inducidas al motor Hyundai Sonata 2.0 DOCH – Fallas combinadas..... 64
Tabla 10. Posiciones del micrófono en el plano reflectante. 66
Tabla 11. Código de Fallas inducidas al motor Hyundai Sonata 2.0 DOCH..... 69
Tabla 12. Código de Fallas inducidas al motor Hyundai Sonata 2.0 DOCH – Fallas combinadas. 69
Tabla 13. Código de Fallas inducidas al motor Hyundai Sonata 2.0 DOCH – Sistema de Distribución. 70
Tabla 14. Características de los sonidos cardíacos. 72
Tabla 15. Modelos de Maquinas de Soporte Vectorial. 106
Tabla 16. Respuesta de MSV Lineal..... 107
Tabla 17. Respuesta de MSV Cuadrático. 108
Tabla 18. Respuesta de MSV Cúbico. 109
Tabla 19. Respuesta de MSV Gaussiano Fino..... 110
Tabla 20. Respuesta de MSV Gaussiano Medio..... 111
Tabla 21. Respuesta de MSV Gaussiano Grueso..... 112
Tabla 22. Modelos ideales para la categorización de datos. 113
Tabla 23. Respuesta de MSV al variar escala Kernel (1-3). 117
Tabla 24. Respuesta de MSV al variar escala Kernel (4-6). 118
Tabla 25. Respuesta de MSV al variar escala Kernel (0.30 – 0.40). 123
Tabla 26. Respuesta de MSV al variar escala Kernel (0.45 – 0.55). 124
Tabla 27. Respuesta de MSV al variar escala Kernel (0.60 – 0.70). 125
Tabla 28. Continuación III- Respuesta de MSV al variar escala Kernel (0.75 – 0.85)..... 126

Tabla 29. Respuesta de MSV al variar escala Kernel (0.90 - 1). 127
Tabla 30. Simplificación de Resultados - Wavelet ideal. 131
Tabla 31. Resultados del algoritmo de visualización mediante Wavelet [Db 06]. 134
Tabla 32. Resultados del algoritmo de visualización mediante Wavelet [Coif 02]. 142
Tabla 33. Resultados del algoritmo de visualización mediante Wavelet [Sym 06]. 150
Tabla 34. Resultados del algoritmo de visualización en el motor Hyundai Sonata DOCH 2.0 II. 159
Tabla 35. Resultados del algoritmo de visualización en el motor Hyundai Sonata DOCH 2.0 III. 161
Tabla 36. Resultados de comparación entre Motor sin anomalías vs muestras temporales de falla mecánicas. 164

ÍNDICE DE ANEXOS

Figura A - 1. Precisión de la SVM Cúbica a distintas escalas Kernel. [DB 6]. 188
Figura A - 2. Continuación - Precisión de la SVM Cúbica a distintas escalas Kernel. [DB 6]. 188
Figura A - 3. Precisión de la SVM Cúbica a distintas escalas Kernel. [COIF 2]. 189
Figura A - 4. Continuación - Precisión de la SVM Cúbica a distintas escalas Kernel. [COIF 2]. 189
Figura A - 5. Precisión de la SVM Cúbica a distintas escalas Kernel. [SYMM 6]. 190
Figura A - 6. Continuación - Precisión de la SVM Cúbica a distintas escalas Kernel. [SYMM 6]. 190
Figura A - 7. SVM con modelado “cúbico”, escala Kernel: 0.95 y error de: 0.1268. 191
Figura A - 8. SVM con modelado “cúbico”, escala Kernel: 0.90 y error de: 0.1449. 191
Figura A - 9. SVM con modelado “cúbico”, escala Kernel: 0.85 y error de: 0.0181. 191
Figura A - 10. SVM con modelado “cúbico”, escala Kernel: 0.80 y error de: 0. 192
Figura A - 11. SVM con modelado “cúbico”, escala Kernel: 0.75 y error de: 0. 192
Figura A - 12. SVM con modelado “cúbico”, escala Kernel: 0.70 y error de: 0. 192
Figura A - 13. SVM con modelado “cúbico”, escala Kernel: 0.65 y error de: 0.2355. 193
Figura A - 14. SVM con modelado “cúbico”, escala Kernel: 0.60 y error de: 0.2355. 193
Figura A - 15. SVM con modelado “cúbico”, escala Kernel: 0.55 y error de: 0.3261. 193
Figura A - 16. SVM con modelado “cúbico”, escala Kernel: 0.50 y error de: 0.3442. 194
Figura A - 17. SVM con modelado “cúbico”, escala Kernel: 0.45 y error de: 1.5942. 194
Figura A - 18. SVM con modelado “cúbico”, escala Kernel: 0.40 y error de: 12.4275. 194
Figura A - 19. SVM con modelado “cúbico”, escala Kernel: 0.95 y error de: 0.2356. 195
Figura A - 20. SVM con modelado “cúbico”, escala Kernel: 0.90 y error de: 0.1630. 195
Figura A - 21. SVM con modelado “cúbico”, escala Kernel: 0.85 y error de: 0.0181. 195
Figura A - 22. SVM con modelado “cúbico”, escala Kernel: 0.80 y error de: 0.0543. 196
Figura A - 23. SVM con modelado “cúbico”, escala Kernel: 0.75 y error de: 0.0362. 196
Figura A - 24. SVM con modelado “cúbico”, escala Kernel: 0.70 y error de: 0.0181. 196
Figura A - 25. SVM con modelado “cúbico”, escala Kernel: 0.65 y error de: 0.0181. 197
Figura A - 26. SVM con modelado “cúbico”, escala Kernel: 0.60 y error de: 0. 197
Figura A - 27. SVM con modelado “cúbico”, escala Kernel: 0.55 y error de: 1.9384. 197
Figura A - 28. SVM con modelado “cúbico”, escala Kernel: 0.50 y error de: 0.0543. 198
Figura A - 29. SVM con modelado “cúbico”, escala Kernel: 0.45 y error de: 0.1087. 198

Figura A - 30. SVM con modelado “cúbico”, escala Kernel: 0.40 y error de: 15.0362. 198
Figura A - 31. SVM con modelado “cúbico”, escala Kernel: 0.35 y error de: 43.8768. 199
Figura A - 32. SVM con modelado “cúbico”, escala Kernel: 0.95 y error de: 0.0181. 199
Figura A - 33. SVM con modelado “cúbico”, escala Kernel: 0.90 y error de: 0.0181. 199
Figura A - 34. SVM con modelado “cúbico”, escala Kernel: 0.85 y error de: 0.0543. 200
Figura A - 35. SVM con modelado “cúbico”, escala Kernel: 0.80 y error de: 0. 200
Figura A - 36. SVM con modelado “cúbico”, escala Kernel: 0.75 y error de: 0. 200
Figura A - 37. SVM con modelado “cúbico”, escala Kernel: 0.70 y error de: 0. 201
Figura A - 38. SVM con modelado “cúbico”, escala Kernel: 0.65 y error de: 0. 201
Figura A - 39. SVM con modelado “cúbico”, escala Kernel: 0.60 y error de: 0. 201
Figura A - 40. SVM con modelado “cúbico”, escala Kernel: 0.55 y error de: 0.0725. 202
Figura A - 41. SVM con modelado “cúbico”, escala Kernel: 0.50 y error de: 0.4710. 202
Figura A - 42. SVM con modelado “cúbico”, escala Kernel: 0.45 y error de: 1.9022. 202
Figura A - 43. SVM con modelado “cúbico”, escala Kernel: 0.40 y error de: 4.6014. 203
Figura A - 44. SVM con modelado “cúbico”, escala Kernel: 0.35 y error de: 30.1268. 203
Figura A - 45. Motor Hyundai Sonata 2.0 DOHC I – Posición micrófono acústico. 204
Figura A - 46. Motor Hyundai Sonata 2.0 DOHC I: Adquisición de señales temporales. .. 204
Figura A - 47. Motor Hyundai Sonata 2.0 DOHC II – Posición micrófono acústico. 205
Figura A - 48. Motor Hyundai Sonata 2.0 DOHC II: Adquisición de señales temporales.. 205

1. INTRODUCCIÓN

El diagnóstico de fallas en la actualidad, forma parte de un proceso sistemático al presentar varios direccionamientos de un incorrecto funcionamiento de una máquina o elemento mecánico; la respuesta que se obtiene del proceso, no corresponde a un conjunto de valores dentro de un rango normal, de tal manera, que las desviaciones erróneas pueden ser causadas por imperfectos de elementos o dispositivos automáticos que intervienen en su respectivo funcionamiento, en consecuencia, las aplicaciones visuales forman parte de un método que evidencia el incorrecto desempeño de los mismos (Espinoza, 2012) (Puebla, 2005).

‘‘El procesamiento de señales bajo la acción de una herramienta matemática como es la Transformada Wavelet tiene múltiples aplicaciones de procesamiento, además es usada en control de procesos y detección de anomalías significativas en ingeniería’’ (Puebla, 2005). Las señales acústicas forman parte de una técnica no invasiva para el control de análisis internos; el procedimiento origina una elevada cantidad de energía hacia el objeto que está en la respectiva etapa de funcionamiento, sin embargo, al propagarse en forma de ondas magnéticas bajo un estudio experimental, puede ser interpretado y detectado en periodos cortos de tiempo (Serrano, 2008).

Los esfuerzos por encontrar el origen de la anomalía, da lugar al desarrollo de sistemas que no usan programación lógica, sino más bien utilizan algoritmos de discriminación, por tal motivo, un algoritmo de visualización para el diagnóstico de fallas propone una utilización de datos, conjuntamente con parámetros espectrales (Transformada Wavelet), de tal manera que, se permita la identificación del elemento con falla mecánica. El sistema da a conocer el resultado del análisis de la muestra que se adquiere y la decisión la toma el personal encargado en los centros de servicio.

2. PROBLEMA

La investigación sobre detección de fallas mediante la aplicación de la transformada Wavelet en motores de combustión interna que se ha desarrollado en la Universidad Politécnica Salesiana, tiene la finalidad de crear un método de análisis de señales para detectar fallas en el funcionamiento del motor de encendido provocado, pero en la interpretación de esta aplicación se vuelve compleja, debido a que en intervalos grandes de tiempo el estudio representa niveles de resolución complicados, por ende, existen procesos en los que se requiere una alta precisión a baja frecuencia.

La problemática recae en el análisis de señales adquiridas mediante la aplicación de la Transformada Wavelet, puesto que al ser muy complicada su interpretación, tiene muchos niveles de energía o información que son de difícil entendimiento. Al no existir una interfaz que permita visualizar el método de manera eficiente, conlleva a asumir una baja asertividad al momento de establecer decisiones enfocadas al mantenimiento automotriz, basado en condición para la toma de decisiones inteligentes.

Frente a señales que suscitan varias anomalías en diferentes intervalos de tiempo y en frecuencias con una elevada complejidad de estructuras (Serrano, 2008), menciona que: "Para caracterizar las estructuras de una base de datos proporcionada por la Transformada Wavelet es necesario tener una respuesta única y definir una representación acorde con las características de la señal y a los objetivos de su procesamiento" (Serrano, 2008).

2.1 Antecedentes

La interpretación que brinda el análisis Wavelet para las distintas señales, es la evolución del procesamiento de señales estacionarias y transitorias, al ser una técnica que exhibe una resolución cualitativa en tiempo y frecuencia en distintas escalas, es muy útil para el diagnóstico de fallas (Ríos, 2009).

En el año 1909 se realiza por primera vez la mención de la palabra Wavelet en la tesis del científico húngaro Alfred Haar. Sin embargo, la Wavelet tipo Haar no es explícita, por

esta razón, no se emplea en procedimientos experimentales. Alrededor de dos décadas más tarde, investigadores dieron a conocer una interpretación mejor al utilizar metodologías que varían en escala (Ríos, 2009).

La Transformada de Fourier es la encargada de trasladar una señal temporal a un dominio de frecuencia al utilizar funciones seno y coseno, en cambio, la Transformada Wavelet traslada una señal del dominio en el espacio, a un dominio escala; de esta manera, se utiliza un conjunto infinito de funciones con energía finita comúnmente interpretado "Wavelets". Para describir el origen del término; "Wave" que significa "onda" bajo el léxico inglés; al ser un término diminutivo se lo denomina "onda pequeña", la misma, de naturaleza oscilatoria por defecto determina un alto nivel de complejidad para la resolución de análisis experimentales (Ríos, 2009).

Con respecto a la transformada de Fourier, esta presenta incoherencias al realizar análisis en resoluciones de alta y baja frecuencia en el mismo intervalo de tiempo. La adaptación del término Wavelet sucedió en 1984 por el investigador Alex Grossman y Jean Morlet, a pesar que en 1930 las técnicas expuestas por Littlewood y Paley proyectaban un futuro competente para los nuevos análisis, el método de estudio de las Wavelets consiste en descomponer una señal en varios niveles de escala, de modo que, se adjudica un trabajo sobre distintas resoluciones de tiempo y frecuencia, a estos niveles se les denomina "Aproximaciones" y "Detalles". Posteriormente, en el año de 1987 Ingrid Daubechies forma la Wavelet que se instauraría con su propio nombre, al proporcionar un análisis más preciso en las variables, este estudio originó a que se convierta en la Wavelet de mayor preferencia para el procesamiento de señales (Mendoza, Archila, & Ardilla, 2001) (Ríos, 2009).

La transformada Wavelet se emplea para diversas aplicaciones, por su eficacia de resolución se ha dejado de optar por la transformada de Fourier. En diferentes áreas de estudio como es la física, geofísica, dinámica molecular, astrofísica, mecánica cuántica, entre otras, se demuestra un cambio de estudio bastante complejo y con una gran exactitud en diferencia con Fourier. "Otras áreas que han experimentado este cambio son:

procesamiento de imágenes, análisis de señales médicas, análisis de proteínas y de ADN, climatología, topografía y geografía, reconocimiento del habla, gráficos computacionales, procesamiento de señales y análisis multirracial" (Cova, 2006).

En relación a la compresión de imágenes de video; un área que ha sido excluida por los avances tecnológicos que se suscitan desde (agosto 2006) con la incorporación de la transformada Wavelet para la codificación de señales. "Entre los desarrollos que incluyen wavelets podemos mencionar a Dirac, que es un algoritmo prototipo para la codificación y decodificación de video en bruto; su objetivo es lograr la compresión/descompresión de señales PAL-TV standard" (Cova, 2006). El enfoque que se manifiesta a nivel de ingeniería es propicio para analizar características de las esenciales de señales (Cova, 2006).

2.2 Importancia y alcances

Este proyecto va dirigido a la Carrera de Ingeniería Mecánica Automotriz de la Universidad Politécnica Salesiana, a través de su Línea de Investigación de Ingeniería del Transporte "GIIT", cátedras como Motores de Combustión I, II, etc. y áreas profesionales de diagnóstico de automóviles; las cuales se verán beneficiadas mediante el diseño de un algoritmo de visualización mediante la utilización de la transformada Wavelet para el diagnóstico de fallas en motores de encendido provocado.

El proyecto técnico a realizar es importante porque se pretende elaborar un algoritmo de visualización, con la finalidad de interpretar de manera más eficiente la señal según el tipo de falla que se genere en el experimento, con el objeto de disminuir el tiempo de mantenimiento en un automóvil al presentarse anomalías, que puedan concebir costos innecesarios al propietario del automotor, además, se tendrá un diseño versátil, apto para personas que posean un bajo conocimiento en el ámbito automotriz, lo que permitirá informarse del daño que se ha originado en el motor del vehículo.

.

En primera instancia, se realizará una síntesis bibliográfica de tesis doctorales, artículos científicos y documentos de investigación mediante la revisión del estado del arte, para analizar información de los actuales avances relacionados a la visualización o interpretación de información a partir de una base de datos establecida.

Luego se analizará una base de datos de señales adquiridas mediante la aplicación de la transformada Wavelet para tomar señales temporales y datos que se requieren para determinar el funcionamiento del motor de combustión interna, por consiguiente, se tomarán las señales que tengan mayor correlación con las fallas inducidas en el mismo.

Posteriormente, se diseñará un algoritmo de visualización que tendrá una interfaz con las señales y datos adquiridos mediante la aplicación de la Transformada Wavelet, para un mejor entendimiento de la información que presenta la base de datos adquirida.

Acto seguido, se aplicará el algoritmo de visualización en dos motores de combustión interna, mediante un método experimental, para determinar la eficiencia y la asertividad del algoritmo al momento de diagnosticar señales que representen fallas en el motor de encendido provocado.

Finalmente, se validará el algoritmo de visualización mediante una metodología estadística para diferenciar las señales temporales de mayor índice de acertación con las anomalías correspondientes al funcionamiento del motor de combustión interna.

3. OBJETIVOS

3.1 Objetivo General

- Desarrollar un algoritmo de visualización a través de la transformada Wavelet para el diagnóstico de fallas en motores de combustión interna.

3.2 Objetivos Específicos

- Elaborar una síntesis mediante la revisión del estado del arte para la adquisición de conocimientos sobre visualización e interpretación de datos.

- Analizar una base de datos de señales temporales adquiridas mediante el método experimental para la determinación del comportamiento eficiente del motor de combustión interna.

- Diseñar un algoritmo de visualización de diagnóstico de fallas mediante la aplicación de experimentos para el análisis de señales temporales en motores de encendido provocado.

- Aplicar el algoritmo de visualización en diferentes motores de combustión interna mediante un método experimental para la determinación de la fiabilidad con respecto al diagnóstico de fallos.

- Validar la relación de datos adquiridos con el algoritmo de visualización, mediante una metodología estadística para la diferenciación de señales temporales con mayor asertividad en el diagnóstico de fallos.

4. LITERATURA Y FUNDAMENTO TEÓRICO

4.1 Motor

Conjunto de elementos cuya finalidad es la transformación de energía química de un combustible en energía física (trabajo mecánico), mediante un proceso de transformación de energía calorífica para promover el incremento de volumen másico transformado.

El calor que se necesita para obtener un par torsor se efectúa mediante la combustión de una mezcla de fluidos, mismo que se puede formar dentro del propio motor, como es el caso de MCI (Motores de combustión interna).

4.1.1 Motor de combustión interna

El proceso termodinámico se realiza en cuatro etapas: la primera etapa "Admisión" que aspira una mezcla de fluidos (mezcla, en motor Otto y aire, en Diesel), la segunda etapa de "Compresión" de fluidos, tercera etapa de "Combustión" (Se inflama la mezcla por medio de una chispa) y la última etapa de "Expulsión" de los gases contaminantes (Cascajosa, 2005).

Según la transmisión de fuerza creada por los gases generados en la etapa de combustión, los motores se subdividen en tres grupos: alternativos, rotativos y turbinas. El motor de combustión interna tipo "Otto" de 4 tiempos (4T) contribuyó en cierta cilindrada para vehículos de dos ruedas, poco después, dio paso al motor de dos tiempos (2T) que sería prioridad en motocicletas y cuatriciclos. El rendimiento térmico de los motores "Otto" se ve delimitado por dos razones: la pérdida de energía por rozamiento y el sistema de refrigeración (Cascajosa, 2005).

El rendimiento promedio de un motor "Otto" es de un 20 a 25%, solo la cuarta parte de la energía calorífica llega a transformarse en energía mecánica (Edebé, 1999) (Cascajosa, 2005). En la figura 1 se muestra las etapas de funcionamiento del motor de combustión interna.

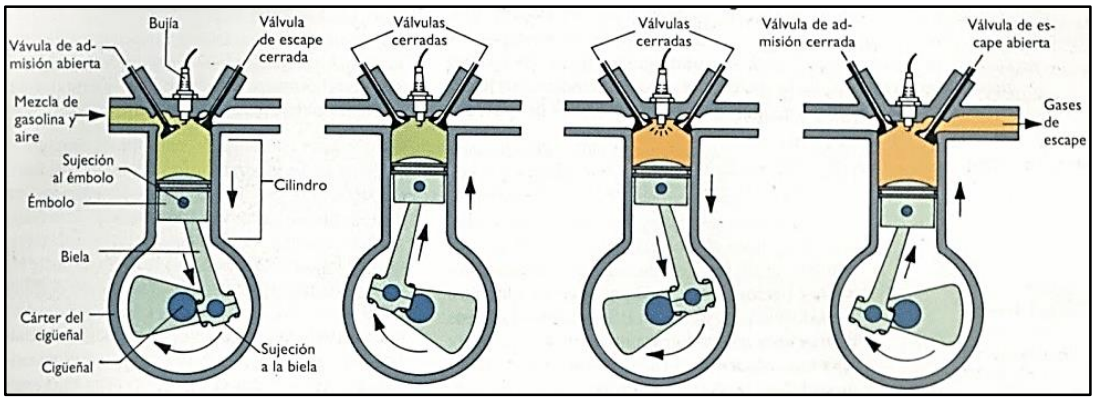


Figura 1. Fases de un motor Otto de cuatro tiempos.

Fuente: (BOSCH. A. , 2015).

4.1.2 Motor de inyección electrónica

Los motores modernos llevan incorporados cada día componentes electrónicos, debido a ello, se establece una unidad de control que emite información a los sensores (elementos sensitivos del motor) para almacenar un registro de señales que describen el desempeño del motor termodinámico y realizar variaciones en sus parámetros de funcionamiento que benefician el rendimiento, potencia y control de emisiones contaminantes (BOSCH. A. , 2015).

En la carrera descendente del pistón, se produce una depresión en el múltiple de admisión, al existir un vacío por la aspiración del aire atmosférico, el mismo, se conduce por un sensor que mide el flujo de aire (MAF) y por medio de la apertura de la mariposa de aceleración llega a los cilindros del motor, como se muestra en la figura 2. Los sensores informan a la ECU (Unidad de Control Electrónica) el volumen de la masa de aire ingresada, por lo tanto, permite que los inyectores suministren combustible en proporción al aire admitido, en consecuencia, se obtiene una perfecta relación estequiometrica. Del mismo modo, mientras más adecuada sea la mezcla aire/combustible, mejor será el rendimiento y la economía del combustible (BOSCH., 2015).

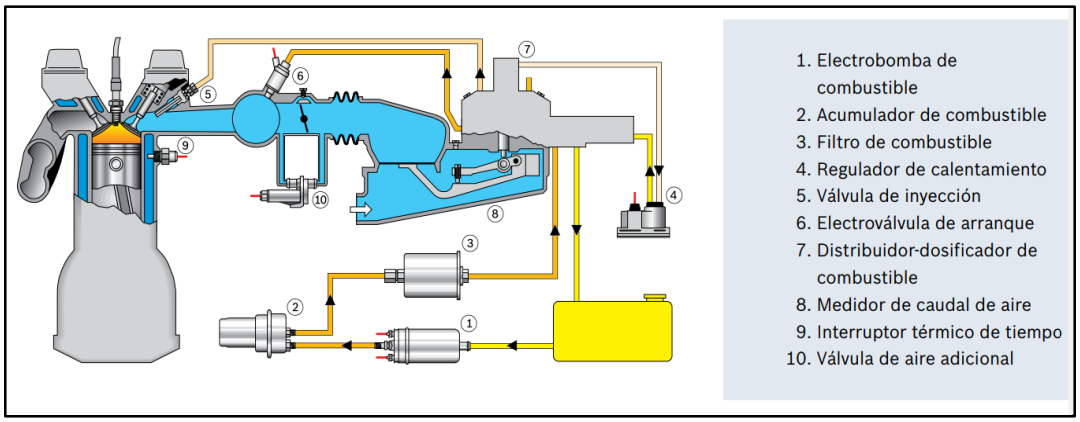


Figura 2. Sistema de funcionamiento de un motor electrónico a gasolina.

Fuente: (BOSCH., 2015).

4.2 Diagnóstico de fallas

En ingeniería, el campo de diagnóstico de fallas es un punto importante para los distintos procesos que se realizan de manera deductiva, por esta razón, se amplía el campo de estudio al área de seguridad y confort, además, se brinda un equilibrio en el mantenimiento de productividad y calidad de procesos. Como solución a las anomalías que se presentan en equipos, se inicia de una serie de hipótesis que se generan bajo una secuencia de observaciones que explican un mal funcionamiento y la toma de decisiones para el mantenimiento o reparación. El proceso de diagnóstico pretende identificar el origen de una anomalía a través de observaciones externas (Lameda, 2016) (Arabguren & Tarantino, 2009).

Sin embargo, una falla presenta síntomas de forma imprecisa en cualquier régimen de funcionamiento, por ejemplo: la falta de presión en un sistema determinado, humedad o temperatura alta, etc. La representación de las observaciones y formas de imprecisión corresponden a la teoría de los conjuntos de datos borrosos o lógica borrosa, en donde, se analiza el manejo de atributos para abordar las características que dan paso a un diagnóstico predictivo (Lameda, 2016) (Arabguren & Tarantino, 2009).

Entre las particularidades que debe poseer un sistema de diagnóstico está la capacidad de detectar y precisar de manera oportuna la respectiva anomalía, es decir, no presentar incoherencia de datos al existir interferencia de ruido que afecten a la toma decisiones, determinar el lugar en que se originó la anomalía, discriminar entre distintas fallas

suscitadas y adaptarse a parámetros estacionarios como transitorios de operación. En la figura 3 se observa la clasificación de metodologías para el diagnóstico de fallas (Lameda, 2016).

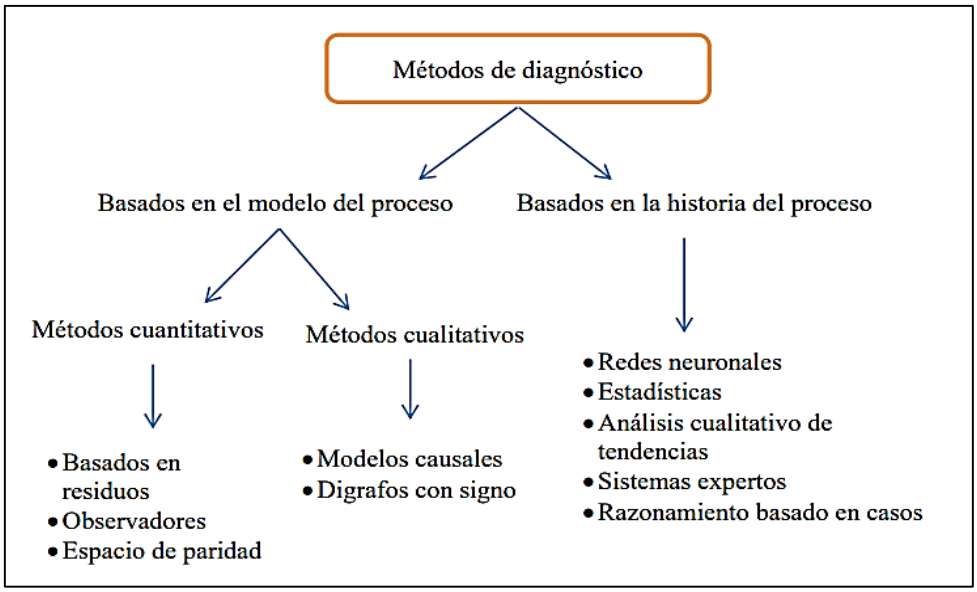


Figura 3. Clasificación de métodos de diagnóstico.

Fuente: (Lameda, 2016).

Con respecto a las redes neuronales que se emplean para detectar fallas, se tiene definido un patrón que discrimina las variables no deseadas del proceso y resulta accesible lograr el desacoplamiento del vector fallas. Referente a la lógica borrosa, se aplica en el momento de contar con información, la misma es proporcionada por el usuario en referencia a equipos que se pretenda analizar (Arabguren & Tarantino, 2009) (Lameda, 2016).

4.3 Transformada Wavelet

"Una función wavelet es una pequeña onda cuya energía se encuentra concentrada en el tiempo y sirve como herramienta para el análisis de fenómenos trascendentales, no estacionarios y variantes en el tiempo" (González, 2010).

Una característica fundamental que presenta la aplicación de la Transformada Wavelet es la capacidad de trabajar con señales en el dominio de tiempo y en fenómenos que se suscitan de forma estacionaria y transitoria, al igual que la Transformada de Fourier, el

análisis de la Wavelet se fundamenta en la superposición de señales para la aproximación de señales en diferentes intervalos de tiempo (González, 2010).

La diferencia fundamental entre la Transformada Wavelet y la de Fourier se presenta en las funciones, es decir, la wavelet varía a escalas y frecuencias distintas; una manera de interpretar este cambio, es observar la Wavelet a través de una serie de familias que permiten a detalle una descomposición de la señal y una localización exacta de la frecuencia, como se detalla en la figuras 4 y 5, caso contrario que no ocurre con la transformada de Fourier (González, 2010) (Mendoza, Archila, & Ardilla, 2001). La resolución en el tiempo de la Transformada Wavelet se ve afectada si la escala aumenta, es decir, la imagen se difumina sobre el eje del tiempo, a esta anomalía se denomina "ángulo de defecto" (Pichigin K. A., 2007).

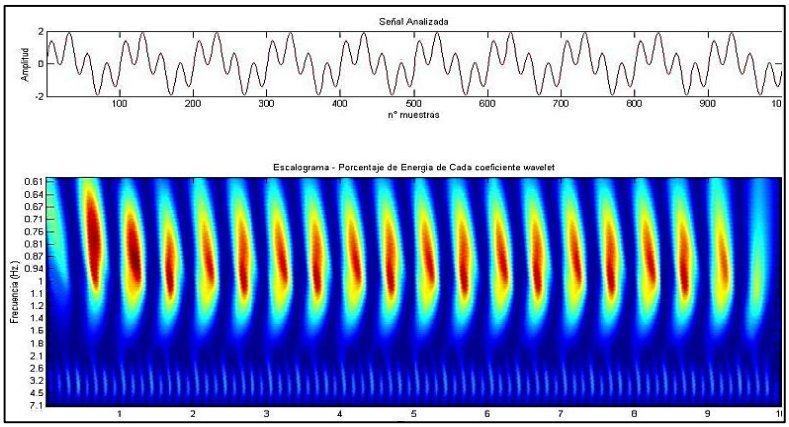


Figura 4. Señal y espectrograma Wavelet a partir de una función sinusoidal.

Fuente: (Echeverría, 2010).

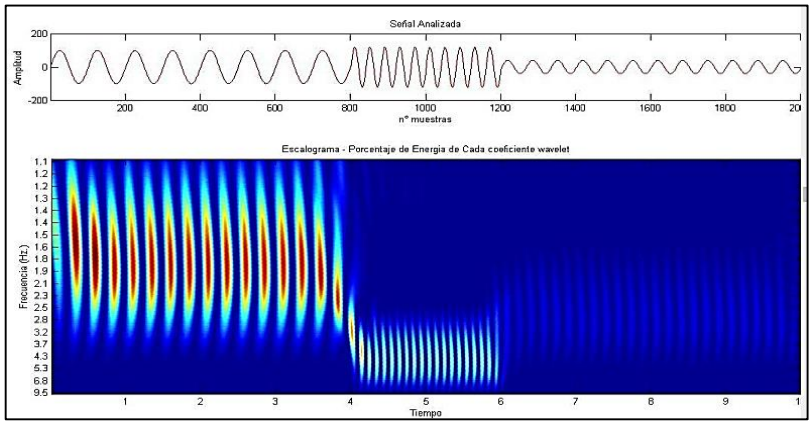


Figura 5. Señal y espectrograma Wavelet a partir de una señal de aceleración.

Fuente: (Echeverría, 2010).

Actualmente, para las diferentes familias Wavelet, "no existe un criterio definido para evaluar su calidad debido a que esta depende en gran medida de la aplicación y las características requeridas para ésta, como lo pueden ser por su soporte, simetría, momentos de desvanecimiento, regularidad, etc." (González, 2010). Los tipos de familias Wavelet Madre más conocidas son: Symlets, Coiflets, Daubechies, Haar, Meyer, Mexican hat, Morlet, Shannon y Biortogonal, las mismas se observan en la figura 6 (González, 2010) (Serrano, 2008).

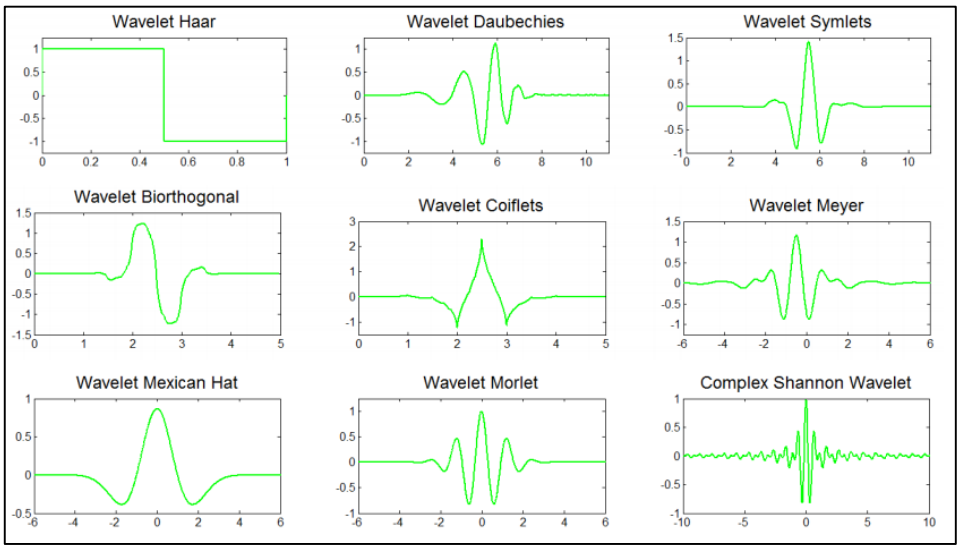


Figura 6. Familias Wavelet Madre.

Fuente: (Pinto M, 2012).

La transformada wavelet se representa mediante una superficie, la misma, mediante características como el color y el brillo denotan la amplitud de la señal, dicho de otra manera, la forma de espectrograma se muestra de una vista superior que representa la frecuencia en el tiempo. En la figura 7; la sección a, representa la señal en coordenadas de amplitud, la sección b, indica la transformada continua de la wavelet (espectrograma), por último, en la sección c, la transformada de Fourier en coordenadas de frecuencia (Pichigin K. A., 2007) (Serrano, 2008).

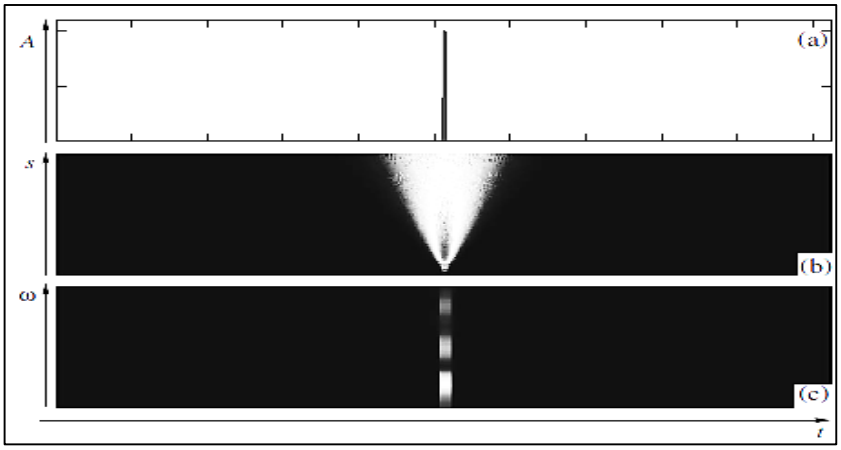


Figura 7. Señal acústica cuya amplitud wavelet cambia instantáneamente.

Fuente: (Pichigin K. A., 2007).

Un punto de vista distinto se presenta al analizar una frecuencia de resonancia en el revestimiento del pistón; la fricción que se produce con las paredes del cilindro determina un valor de 2500 Hz. El análisis wavelet puede mostrar información sobre los procesos transitorios de baja o alta amplitud; en la figura 8, se muestra la señal que representa los 24 ciclos de recorrido del pistón, espectrogramas de ondas, intensidad de las bandas y la amplitud (Pichigin K. A., 2007).

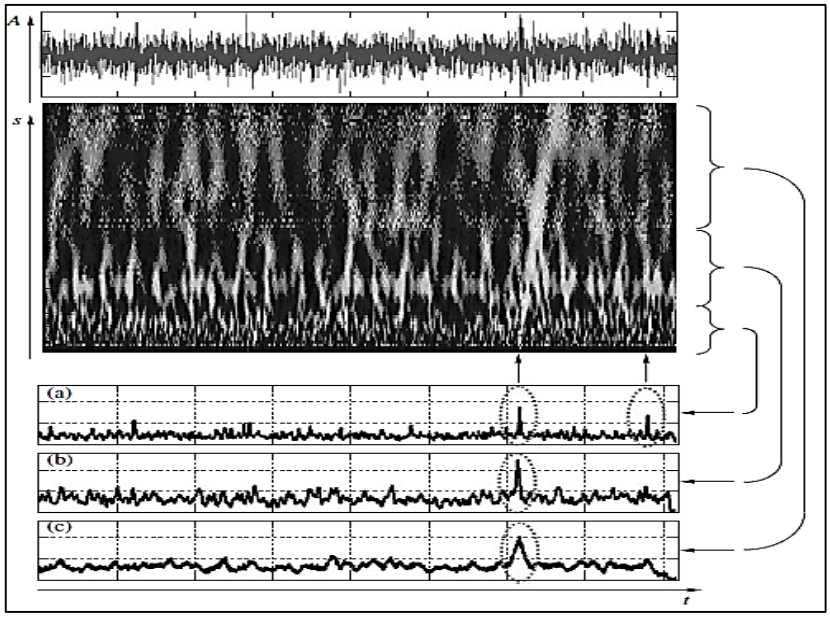


Figura 8. Frecuencia de resonancia del revestimiento del pistón.

Fuente: (Pichigin K. A., 2007).

4.3.1 Transformada Wavelet Continua (CWT)

La transformada wavelet continua tiene la finalidad de ser una técnica alternativa a la Transformada de Fourier, con la finalidad de mejorar y optimizar la resolución que posee la misma; el análisis Multiresolución (MRA) permite evaluar cualquier tipo de señal mediante esta técnica, por esta razón, está perfilado para proporcionar una buena resolución temporal en tiempos cortos y una ineficaz resolución en frecuencias altas, la CWT está expresada en la ecuación 1, donde "τ" indica el parámetro de traslación y "s" el de escala (López, 2015).

$$C(\tau, s) = \int x(t)\ \psi *_{\tau,s}(t)\, dt \qquad (1)$$

Para entender la expresión es necesario identificar la Wavelet madre como un prototipo, en función de ventanas de longitud finita y de rasgos oscilatorios; las características que cumple la ecuación 2 es de poseer un promedio de cero y decae paulatinamente en los extremos.

$$\psi_{\tau,s}(t) = \sqrt{|s|}\ \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \qquad (2)$$

Al tener una similitud elevada, es necesario que los parámetros de traslación y escala $C(\tau, s)$ sean mayores, por lo tanto, los resultados dependerán de la wavelet madre que se escoja. En concusión, se desplaza la wavelet en el eje positivo del tiempo hasta alcanzar a cubrir en su totalidad la señal y modificar el cambio de escala de la Wavelet (López, 2015).

4.3.2 Transformada Wavelet Discreta (DWT)

La manera de simplificar la transformada wavelet continua, se realiza en el plano tiempo – escala con la ayuda de la ecuación 3:

$$C[j,k] = \sum_{n \epsilon Z} x\,[n]\ \psi_{j,k}(n) \qquad (3)$$

Posteriormente, con la aplicación de la wavelet madre discretizada, en donde los parámetros de escala y traslación se interpretan como: $s = 2^{-j},\ \tau = 2^{-j}k,\ (j,k)\ \in\ Z^2$, mismos se denotan en la ecuación 4:

$$\psi_{\ j,k}[n] - 2^{\frac{1}{2}}\,\psi\left[2^{-j}\,n - k\right] \qquad (4)$$

La ecuación 4 define una secuencia infinita de variables, por este motivo, es una función continua que se asemeja a las series de Fourier. A medida que el análisis procesa la información, hay probabilidades de que las wavelets secundarias, al ser similares, disminuyan el error en las aproximaciones para optimizar los términos, más aún si la función que se ocupa es discreta con factores finitos N (N es potencia de dos) (López, 2015) (Cadenas, 2010).

4.3.3 Transformada Wavelet Packet

La wavelet packet se obtiene a través del mismo algoritmo de Análisis Multiresolución, la única diferencia es la de inferir en los coeficientes de aproximación y detalle; debido a ello, la descomposición que se realiza de manera individual para cada nivel genera una estructura en forma de árbol, consecuentemente, en la figura 9 se aprecia un nivel de descomposición "j" y el número de nodos "p" (Sepúlveda & Castellanos, 2004).

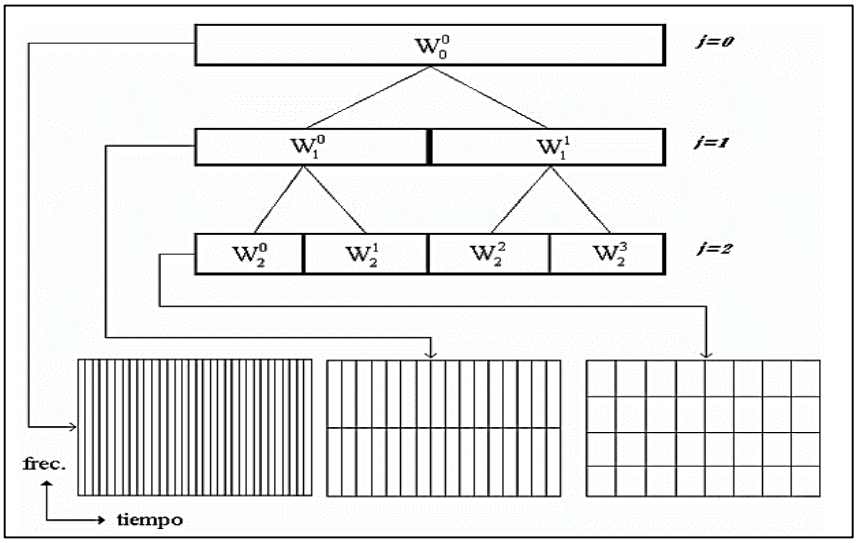


Figura 9. Distribución plano tiempo-frecuencia de la transformada wavelet packet.
Fuente: (Sepúlveda & Castellanos, 2004) (ResearchGate, 2018).

Al representar un árbol binario, cada nodo representa un espacio W_j^P, de tal manera que, se realiza una suposición donde se construye W_j^P bases ortogonales, que se definen con la expresión $B_j^P = \{\psi_j^P\ (t - 2^j n)\}_{\{n,\in,Z\}}$. Por otro lado, las bases ortogonales sucesoras de los nodos se definen con las relaciones 5 y 6 respectivamente (Sepúlveda & Castellanos, 2004).

$$\psi_{j+1}^{2P}(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} h[n\,\psi]_j^p\ (t - 2^j n) \qquad (5)$$

Y

$$\psi_{j+1}^{2P+1}(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} g[n\,\psi]_j^p\ (t - 2^j n) \qquad (6)$$

"Para cada etapa en la descomposición, el algoritmo wavelet packet divide el plano tiempo– frecuencia en rectángulos de forma constante. Ellos se hacen más amplios (en tiempo) y más angostos (en frecuencia) a medida que la descomposición avanza de nivel" (Sepúlveda & Castellanos, 2004). En la figura 10 se visualiza mediante espectrogramas.

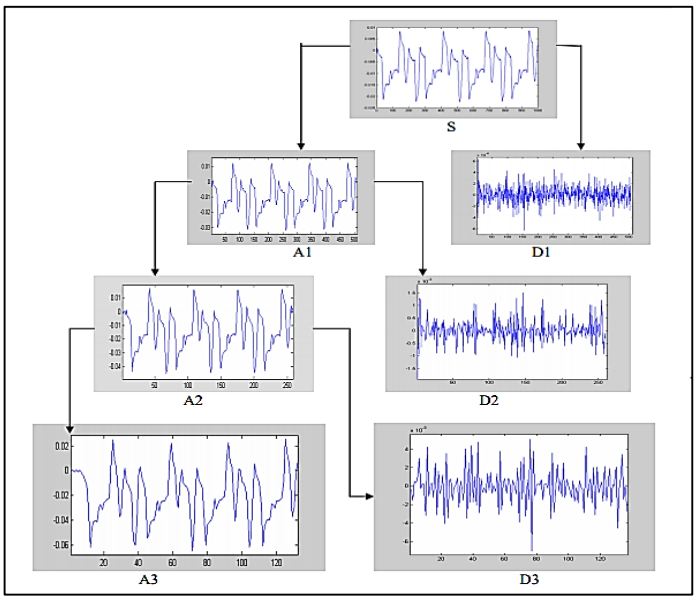


Figura 10. Descomposición de la señal original "s" en tres niveles.

Fuente: (Puebla, 2005).

4.4 Procesamiento de Señales

4.4.1 Análisis de Multiresolución (MRA)

La wavelet, además de poseer la característica para descomponer la señal en distintas frecuencias, permite analizar con resoluciones distintas las componentes de resolución de imágenes o de las mismas señales temporales; por el contrario, la Transformada de Fourier, aborda un solo método de resolución con todos los componentes de la frecuencia de una señal, dicho de otra manera, se ocupan varias ventanas de dimensiones semejantes para todos los casos, puesto que la función no se comprime ni se expande como se muestra en la figura 11 (Gonzáles, 2014).

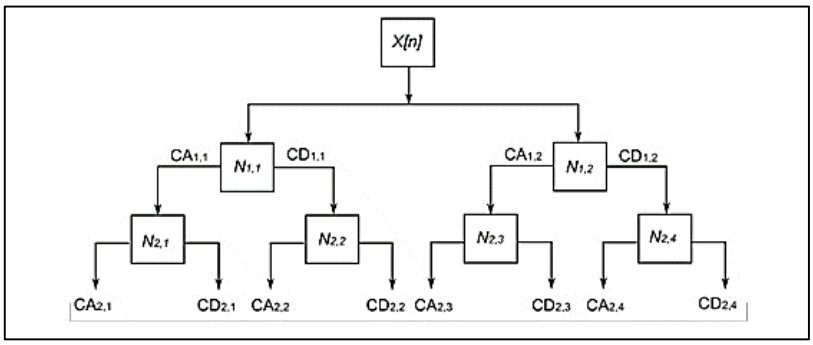


Figura 11. Análisis Multiresolución de wavelet packet.
Fuente: (Vargas, Álvarez, & Orozco, 2015).

4.4.2 Análisis e interpretación de datos multivariantes

El estudio y análisis de datos multivariantes, tiene por misión el estudio estadístico de las variables medidas que interactúan en un conjunto de datos, por esta razón se toma en cuenta los siguientes objetivos:

- Sintetizar las variables, para obtener únicamente las de mayor correlación, y lograr una transformación de las señales originales.
- Asociar grupos en el conjunto de datos si existe.
- Catalogar nuevas observaciones en los grupos especificados.
- Relacionar dos conjuntos de variables (Peña, Enero 2002).

4.4.3 Máquinas de soporte vectorial.

Una máquina de soporte vectorial aprende la decisión de dos clases diferentes de variables de entrada, es decir, primero mapea los puntos de entrada y los traslada a un plano de dimensión mayor; por lo tanto, los datos que se encuentran en el plano R2 pasan luego de un mapeo al plano R3 por la máquina de soporte vectorial. En la figura 12, se representar un hyperplano (denominado "m") encargado de separar y maximizar el margen entre el conjunto de puntos o clases que se encuentran en el espacio analizado (Betancourt G. A., 2005).

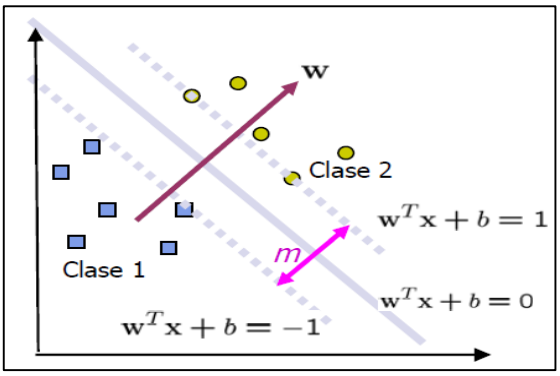


Figura 12. Frontera de decisión de dos clases distintas.

Fuente: (Betancourt G. A., 2005).

Ampliar el margen del hyperplano presenta cierta dificultad de programación cuadrática, en relación a este problema, para dar solución se puede utilizar los multiplicadores de LaGrange. La máquina de soporte vectorial al no tener suficiente conocimiento sobre mapeo puede encontrar un hyperplano óptimo, mediante el uso del producto punto entre funciones que se localizan en el espacio de características denominadas "Kernels", el procedimiento para seleccionar el hyperplano ideal puede ser descrito como una combinación de puntos de entrada que se les suele llamar vectores de soporte. El Kernel de modelo Gaussiano es el método estándar que mapea comúnmente los datos de entrada, aunque se utilizan con más relevancia otros modelos como lineales o cuadráticos que buscan de igual manera la máxima separación entre clases, en la figura 13 se parecía los tipos de análisis de clases para separar datos (Betancourt G. A., 2005).

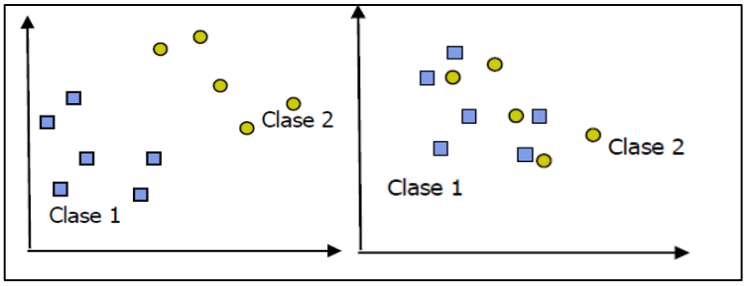


Figura 13. Caso linealmente separable y Caso no linealmente separable.

Fuente: (Betancourt G. A., 2005).

"Las SVM son clasificadores para 2 clases que pueden cambiar la formulación del algoritmo cuadrático para permitir una clasificación multiclase; los datos son divididos "inteligentemente" en dos diferentes formas y una SVM es entrenada para cada forma de división" (Betancourt G. A., 2005). Cabe mencionar que los clasificadores multiclase está conformada por la combinación de salidas que muestran todos los análisis de los diferentes clasificadores.

4.5 Programas de ordenador.

Es imprescindible llevar a cabo un análisis de datos multivariante sin un programa de ordenador, por esta razón, se describe algunos programas que tienen mayor relevancia en el análisis estadístico:

- "STATGRAPHICS": Es un programa versátil que permite utilizar herramientas básicas de la estadística, con opciones de gráficas y representaciones sencillas, lo que hace que sea fácil de usar.

- "MINITAB": Su empleo es más fácil que el programa anterior, tiene un procesamiento más completo y tiene la alternativa de manipular los datos y la lectura de ficheros en diferentes formatos.

- "SPSS": Es un programa complejo que adjudica mejores capacidades para el manejo de datos y variables. Está enfocado para investigadores que desean analizar grandes agrupamientos de datos de distintos tipos; es eficaz al momento de permitir la entrada de datos y la respectiva presentación de

resultados. De igual manera, tiene incorporado un algoritmo de cálculo relativamente fiable, de modo que posee un contraste con varias aplicaciones.

- "S-PLUS": Seguidamente se encuentra este programa que está dirigido a usuarios con una amplia experiencia en el campo estadístico, incluye rutinas de entrenamiento para realizar el análisis de datos a la medida o a las exigencias predeterminadas; Consta de una plataforma para realizar reprogramaciones e implantar nuevos desarrollos que no cuenta aún el SPSS, además, su descarga e instalación es de manera gratuita por la web.

- "MATLAB y LABVIEW": Finalmente son programas con una excelente capacidad de resolución para las operaciones matriciales, es recomendable para usuarios que deseen crear sus propios programas, simultáneamente, tiene plataformas que permite analizar de manera multivariante datos y variables que se exporten de otras aplicaciones. Una de las varias ventajas que presenta, es la flexibilidad, así mismo, no están automático para análisis tradicionales. Entre tanto, se mencionan otros programas que contienen paquetes estadísticos, como STATA, SAS y BMDP (Peña, Enero 2002) (Bernal, 2001) (García, 2013).

4.6 Representación gráfica de bases de datos

Alcanzar un modelamiento gráfico de datos multivariantes presenta cierta dificultad, ya que las correlaciones se manifiestan con relaciones lineales entre las variables y puede haber confusión al no existir linealidad. Por este motivo, se infiere directamente en las variables para que se intente transformar en relaciones lineales y obtener una generalización de las transformaciones univariantes (García, 2013).

4.6.1 Histogramas y diagramas de dispersión

Al establecer como como primer plano la representación gráfica de un análisis multivariante, las variables individuales, así como grupos absolutos de un conjunto disperso se pueden representar mediante un diagrama de cajas o un histograma, de tal manera, que se permita identificar datos atípicos, asimetrías, heterogeneidad, etc.

En la figura 14 se observa un gráfico de dispersión de datos que corresponde a un estudio de medidas enfocado al desarrollo sostenible del mundo denominado "Mundodes", por lo tanto, de manera notoria se aprecia la dependencia de variables al no presentar linealidad, por ejemplo, la interacción entre las variables de la tasa de natalidad y de mortalidad que se denotan en las primeras casillas, en consecuencia, se visualiza un valor atípico que sobresale en la relación (Peña, Enero 2002).

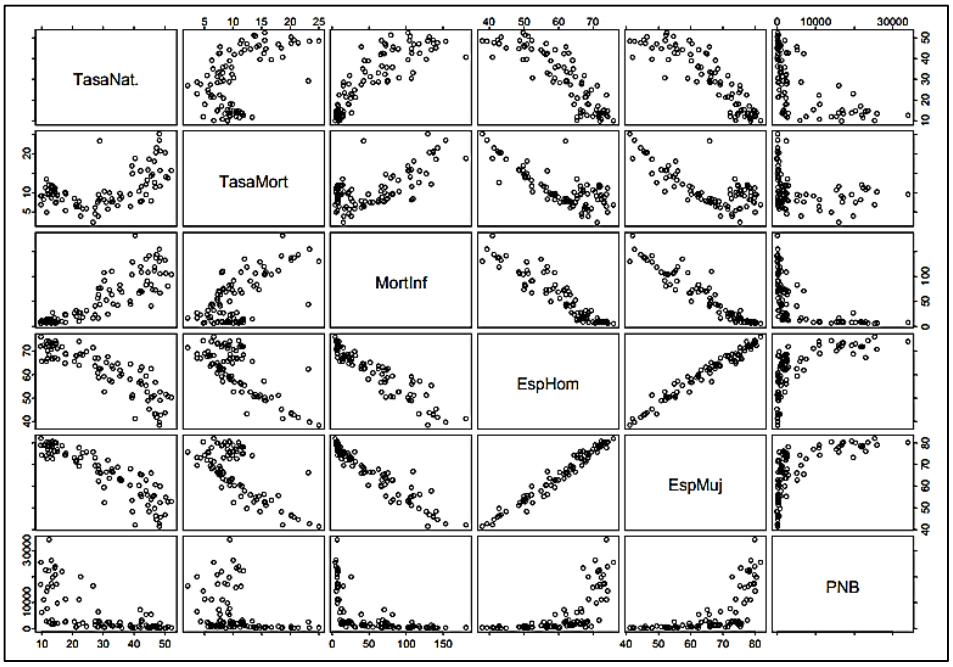


Figura 14. Matriz de dispersión para los datos MUNDONES.

Fuente: (Peña, Enero 2002).

De igual manera, en la figura 15 se hace mención a una observación que presenta un valor atípico en todos los diagramas de dispersión. En las representaciones que manejan una tercera variable, el punto se considera como un valor extremo en la dependencia de datos, sin embargo, en las gráficas de las dos variables se adapta como valor atípico, es decir, no es tan influyente en la relación lineal entre ambas variables (Peña, Enero 2002).

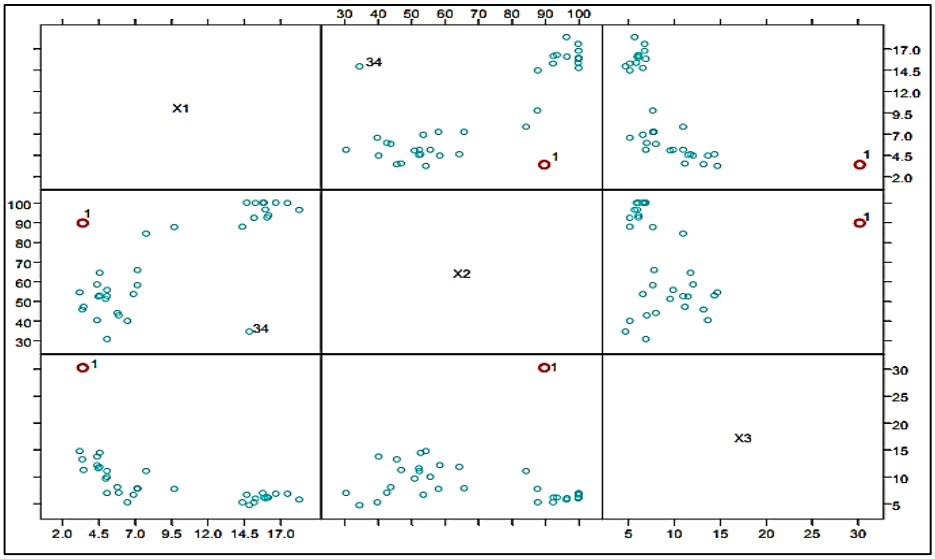


Figura 15. Matriz de dispersión para un conjunto de datos de ACCIONES.

Fuente: (Peña, Enero 2002).

Seguidamente en la figura 16, se analiza la relación que existe entre las variables denotadas como x1 y x2 que dependen exclusivamente del nivel de la tercera variable x3, en consecuencia, las observaciones 1 y 34 representan valores atípicos que se encuentran dispersos en el conjunto de datos (Peña, Enero 2002).

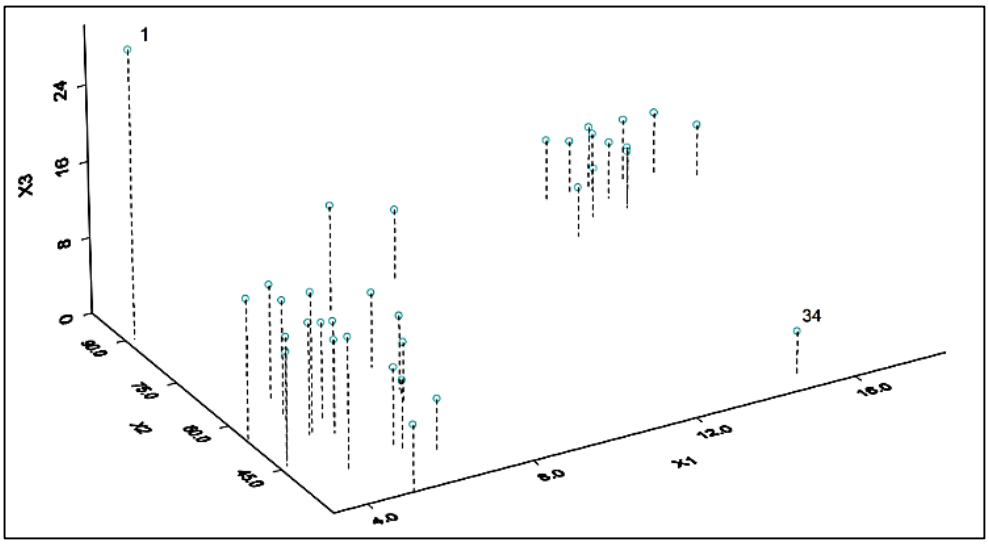


Figura 16. Representación Tridimensional.

Fuente: (Peña, Enero 2002).

4.7 Sistema de Visualización

La visualización de software es un área complementaria para el aprendizaje de la programación, al ser una ciencia, su aporte a la interacción de sistemas inteligentes ha hecho que la lectura compresiva de algoritmos sea eficaz y de ágil entendimiento.

4.7.1 Visualización de software

"La visualización de software es el uso de gráfica de computadoras y animación interactiva para ayudar a ilustrar y presentar programas, procesos y algoritmos. Se basa en el uso de diseño gráfico, de animación, de sonido y de video" (Señas & Perla, 2002). La tecnología que se utiliza es parte fundamental, por este motivo la información que se utiliza para la ejecución del programa se realiza de manera inmediata o de manera paulatina (análisis post mortem). Al ser métodos no invasivos, el gasto computacional y el tiempo de análisis en corridas, administran un refuerzo de manera inmediata y facilitan al usuario que interactúe a detalle la información monitoreada (Señas & Perla, 2002).

La visualización de software se centra dos partes fundamentales de análisis: la visualización de algoritmos y la visualización de programas.

4.7.2 Visualización de programas

La visualización de programas muestra la codificación y el código fuente de toda la estructura de datos, el método de visualización permite el análisis de los textos y presenta en forma de ventanas la información necesaria para las ejecuciones que se realizan de forma independiente en su entrada como en su salida (Maldonado, 2012).

Los sistemas de visualización de programas mantienen una interfaz que permite manipular los editores optimizadores y sintácticos de códigos para proveer un mejoramiento en la impresión como indentado, representación gráfica de la estructura del programa y principalmente la diferenciación de colores en textos. Con otros identificadores de datos no se permite mantener un seguimiento sobre el funcionamiento del programa, ya que la los datos de entrada conjuntamente con el texto mantienen una estricta dependencia (Maldonado, 2012).

4.7.3 Visualización de algoritmos

Es el área de la visualización que representa a detalle y de manera relativa la conducta y posibilidades de interpretación más eficaces de un programa. De este modo, se relaciona en dos campos de estudio: la representación estática y la representación dinámica. La parte estática del algoritmo analiza la estructura de su especificación como por ejemplo: la relación de componentes del software que sirven de complemento para la fase de diseño, es decir, la representación se realiza gráficamente mediante grafos y organigramas que mantienen sin ser alterados o modificados sus variables durante todo su ciclo de funcionamiento (Maldonado, 2012).

Cabe recalcar que existe una desventaja, si se cambia el punto de vista, al considerar que el uso de la visualización se fomenta para el entendimiento o comprensión del código del programa, "la visualización pretende describir la semántica del algoritmo, (qué es lo que el algoritmo hace), pero que al mismo tiempo puede resultar excesivamente distante de su código fuente (cómo lo lleva a cabo)" (Señas & Perla, 2002).

4.8 Características del proceso de visualización

Los procesos acordes al sistema de visualización poseen un amplio dominio en el campo de aplicación, por esta razón, surgen distintas áreas de disciplinas. Con el objetivo de representar de manera interactiva y visual una adquisición de datos, según las características e información a visualizar se presentan tres modelos para analizar datos abstractos: la visualización científica, de software y de la información (Señas & Perla, 2002).

4.8.1 Visualización Científica

Se centra específicamente en la visualización de datos científicos, que pertenezcan a un conjunto de datos físicos, si bien, se presenta un ligero procesamiento en los datos que se desea visualizar, el mismo distingue 3 métodos para graficar datos abstractos como se muestra en la figura 17. Cabe recalcar, que el procesamiento final se muestra de dos maneras: la visualización de volúmenes y flujos (Castro, Martig, Fillottrani, & Estévez, 2003).

- **Visualización de volúmenes:** Muestra Rendering de datos volumétricos, manipulación e interpretación.

- **Visualización de Flujos:** Iguales características que el modelo anterior excepto que el Rendering de datos enfoca a sistemas vectoriales y tensoriales (Castro, Martig, Fillottrani, & Estévez, 2003).

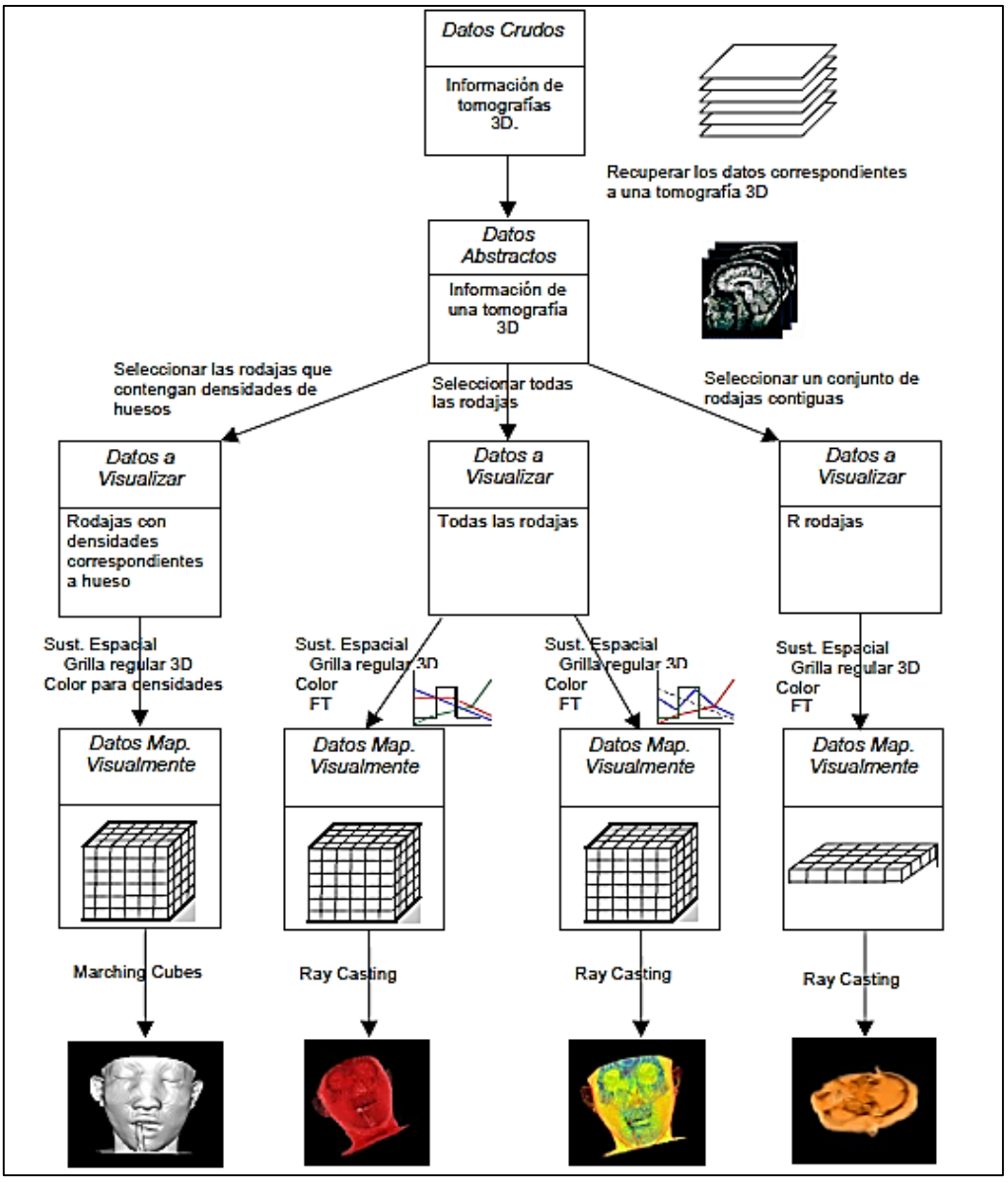


Figura 17. Proceso de viualización mediante modelo científico.

Fuente: (Castro, Martig, Fillottrani, & Estévez, 2003).

4.8.2 Visualización de Software

Se basa en la visualización de programas que llevan códigos y datos por defecto; se clasifica en:

- **Visualización de algoritmos:** Con cierto enfoque pedagógico, la visualización se realiza a estructuras de alto nivel y se convierte en una particularidad que presentan los softwares.

- **Visualización de programas:** Este tipo de visualización destina su interpretación grafica a códigos y datos reales de un programa, está orientada propiamente a las herramientas de ingeniería en cualquier software (Castro, Martig, Fillottrani, & Estévez, 2003).

4.8.3 Visualización de Información

Analiza lo que no se basa físicamente, es decir, los datos y variables que no constan de un mapeo espacial inherente, en la figura 18 se observa la metodología pertinente. Se requiere un amplio conocimiento en el dominio de las interacciones; vale recalcar, que es algo común, puesto que las particularidades del campo determinan los análisis a los que serán sometidos los datos, de esta manera se toman en cuenta aspectos comunes como:

- "En los extremos de todos los procesos de visualización se encuentran los datos propios de cada dominio de aplicación, en uno, y una representación abstracta de esos datos en pantalla, en el otro" (Castro, Martig, Fillottrani, & Estévez, 2003).

- La separación entre datos y vista se observa notoriamente dentro de la visualización, ya que la información proporcionada y los datos están carentes de mapeo espacial inherente.

- Del mismo modo, se debe esclarecer que la visualización es un método netamente interactivo para que las personas puedan manipular los datos en todo el espacio ejecutable de un programa (Castro, Martig, Fillottrani, & Estévez, 2003).

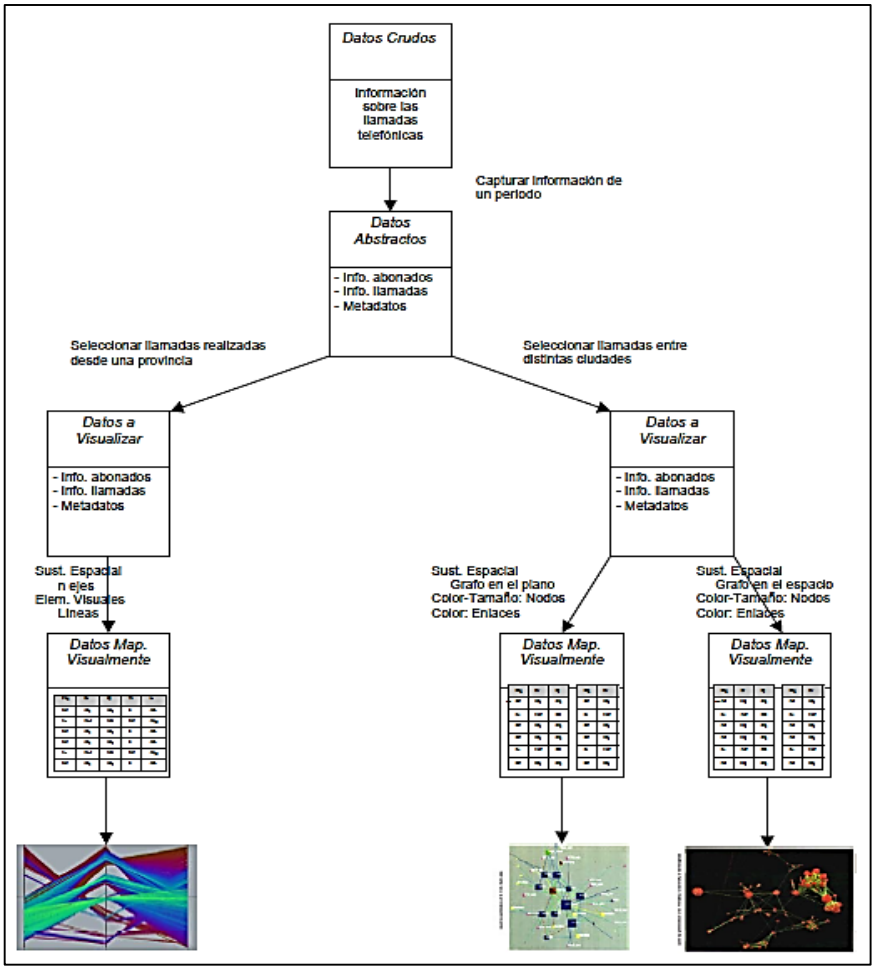


Figura 18. Ejemplo de Visualización de Información.

Fuente: (Castro, Martig, Fillottrani, & Estévez, 2003).

"De esta manera se facilita la interacción con el sistema y se disminuye así el "gulf of execution" (la diferencia entre las intenciones del usuario y las acciones permitidas)" (Castro, Martig, Fillottrani, & Estévez, 2003). Cualquier proceso de visualización, se debe pensar como la transformación de un conjunto de datos en una representación visual como se detalla en la figura 19.

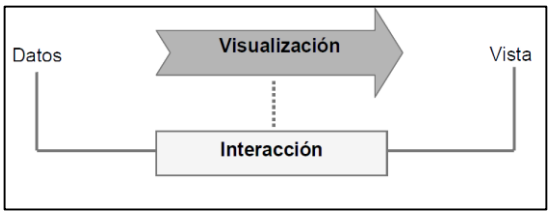


Figura 19. Proceso de Visualización.

Fuente: (Castro, Martig, Fillottrani, & Estévez, 2003).

4.9 Diseño Estadístico

Para determinar si un conjunto de datos aleatorios de muestras temporales es equivalente y procedente de un mismo tipo, es necesario utilizar el análisis de varianza, el mismo, se encarga de denominar "factor" a la variable que influye sobre el estudio de preferencia (variable dependiente). Por esta razón, el análisis estadístico permite la construcción de hipótesis entre el margen de aceptación y rechazo al tomar como referencia un modelo respectivo (Fernández, 2015).

4.9.1 Análisis de Varianza (ANOVA)

Representa a un conjunto de datos y procedimientos estadísticos adquiridos experimentalmente para el estudio de resultados cuantitativos. El experimento más utilizado de ANOVA es el análisis de varianza de un solo factor que se utiliza para realizar comparaciones entre dos o más clases de variables, el modelo y el error aleatorio (UNAM, 2017).

La media de un análisis realizado no se considera exclusivamente una fuente de variabilidad ya que representa valores constantes, en consecuencia, es un punto de referencia mediante en el cual, se realiza una comparación de las respuestas medias de cada variable. En la figura 20 se muestra el error atribuido a la medición; μ, es el parámetro de escala común a todos los experimentos, denominado media global y τ_i, representa el parámetro que mide el efecto del modelo (UNAM, 2017).

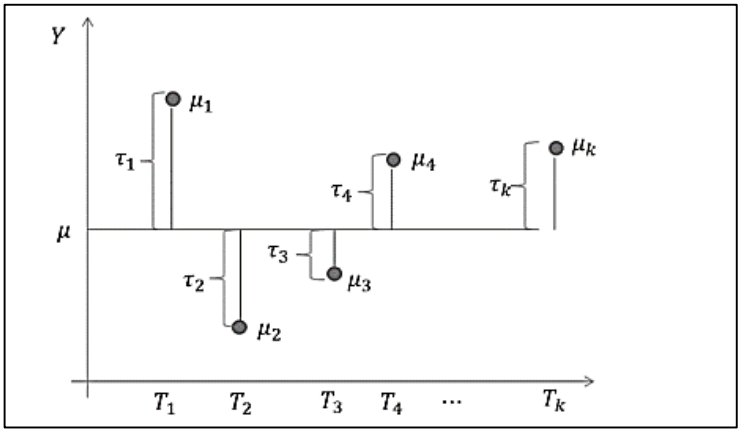


Figura 20. Representación de la variabilidad de datos.

Fuente: (UNAM, 2017).

4.9.2 Minitab Inc.

En una plataforma que permite realizar un análisis estadístico, examinar datos y evaluar las relaciones que existen entre las variables, lo que adjudica, una síntesis de resultados que facilitan la interpretación de los resultados estadísticos como se observa en la figura 21. Minitab Inc., proporciona métodos de análisis que se organizan por categorías, como las regresiones y el análisis ANOVA, por esta razón, se describe a continuación las funciones principales que posee:

- Presenta gráficas de valores individuales y los diagramas de cajas que tienen como finalidad representar la presencia de un valor atípico.

- Gráfica de probabilidad normal: Con esta opción se permite visualizar irregularidades en un conjunto de datos, se basa en una aproximación de los residuos a una línea recta.

- Histograma de residuos: Detecta valores máximos y se representa en forma de campana, datos irregulares se ven reflejados en una gráfica de barras.

- Residuos frente a los valores ajustados: Por medio de la varianza de cada conjunto de muestras, se determina la dispersión aleatoria que tienen los mismos en torno a cero.

- Residuos frente al pedido: Con esta opción el programa detecta la dependencia temporal de los residuos, para este caso, el ANOVA de 1 factor se adecua a los datos eficazmente (Minitab, 2016).

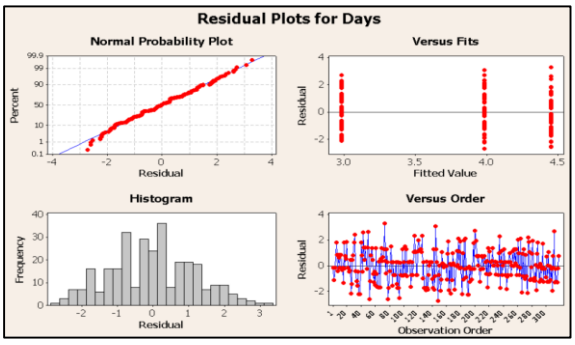


Figura 21. Resultadas del análisis de varianza ANOVA.

Fuente: (Minitab, 2016).

5. REVISIÓN Y ANÁLISIS DEL ESTADO DEL ARTE

5.1 Antecedentes de la Transformada Wavelet

La transformada Wavelet es un método matemático para el estudio de señales e imágenes en diferentes campos, fundamentalmente en la ingeniería, como base del estudio, ha sido la teoría de Joseph Fourier en 1807, quién propuso la estimación de imágenes por superposición de señales, es decir, la ampliación de señales periódicas que forman parte de una adición de funciones seno y coseno como se observa en la ecuación 7 (Espinoza, 2012).

$$x(t) = a_0 + \sum_{k=1}^{\infty} a_k \cos k\,\omega_0 t + b_k \cos k\,\omega_0 t \qquad (7)$$

Las primeras citaciones de la transformada Wavelet, se describe por parte de científicos matemáticos que trasladaron el análisis de frecuencia por análisis en escala, en el cual, una función x(t) se expresa mediante estructuras matemáticas, que son transitorias en escala. Los primeros estudios se realizaron por el matemático Alfred Haar en el año 1909, su proyecto de doctorado se intitulo como "Zur Theorie der orthogonalen Funktionensysteme" referido a bases no condicionadas en espacios funcionales clásicos, estas funciones consisten simplemente en un breve impulso positivo seguido de un breve impulso negativo actualmente llamadas "Wavelets Haar" (Cerezo Rupérez, 2012) (Espinoza, 2012).

En 1946, surge la idea de visualizar parte de una señal en varias ventanas, de esta manera se observaría a escalas distintas; el físico Dennis Gabor altera una señal para descomponerla en paquetes de frecuencia – tiempo, como síntesis de su trabajo logra que las componentes en el dominio de la frecuencia en un instante determinado, dependan únicamente de las proximidades del punto y no se vea denotado en ella partes externas a la señal (Cerezo Rupérez, 2012).

En la década de los 70 surgieron adaptaciones propias del análisis wavelet, para el procesamiento de señales e imágenes bajo una "codificación de subbandas", "filtros de duplicación de cuadratura" y "algoritmo piramidal". En el año de 1982, el neurólogo

David Marr Courtnay con el tratamiento de imágenes en el sistema visual humano, lo condujo a tener una hipótesis sobre la interpretación del sistema retiniano, tal es el caso, que está compuesta por una sucesión de diagramas, dispuestos a escalas diferentes, que forman una progresión geométrica denominado actualmente como "Mexican Hat" el sombrero mexicano (Espinoza, 2012).

Prontamente, en la misma época, el ingeniero geofísico de nacionalidad francesa Jean Morlet, con la idea de aportar a las investigaciones de los geólogos en buscar petróleo, contribuye en un estudio; el mismo, consistía en enviar ondas sísmicas a la tierra y medir la rapidez con la que rebotaba, su cálculo se realizaba con la transformada de Fourier. Durante el estudio se presentaron ligeras complicaciones al observar cambios bruscos en la onda, a medida que atravesaban las capas de la tierra, era muy complejo el análisis, por lo que desarrolla su propia forma de analizar las señales sísmicas para establecer componentes que estén localizados en el espacio, a los que denominó "wavelets de forma constante", conocidas actualmente como "wavelets de Morlet" (Espinoza, 2012).

El físico Alex Grossmann de Marsella, le llamo la atención el método ocupado por Morlet; seguidamente empezó a trabajar con él durante un año, para aseverar que las ondas se podían reconstruir desde el principio, es decir, por su descomposición en wavelets, tal análisis mostró mejor rendimiento en comparación a la Transformada de Fourier, por lo que las señales eran menos susceptibles a pequeños errores de cómputo, la investigación condujo a la exposición del primer artículo en ocupar la palabra "Wavelet" (CWT), publicado en el año de 1984 (Espinoza, 2012).

Luego de un año establecida la publicación, el matemático Yves Meyer, fue el pionero en apreciar la relación entre las wavelets de Morlet con más de 16 estudios que fueron realizados con anterioridad, con una perspectiva diferente al concepto de la wavelet, se descubre una Wavelet con una propiedad matemática llamada ortogonalidad, misma que sirvió para la interjección de unión que dio lugar a la naciente colectividad dedicada al estudio de las wavelets. En el transcurso del mismo año Jan Olov-Stromberg realiza estudios referentes a la introducción de las wavelets discretas (DWT) relacionado al estudio de imágenes (Cerezo Rupérez, 2012) (Espinoza, 2012).

Mientras tanto, Meyer en colaboración con uno de sus alumnos Stéphane Mallat en 1986, realiza un estudio de las wavelets sobre la codificación de subbandas y filtros de duplicación de cuadratura en el procesamiento de imágenes, el resultado de la investigación, dio paso al proceso de análisis Multiresolución con la Transformada Wavelet, al ser un método versátil, entidades de ingeniería, adoptaron términos como "filtros" en "altas y bajas frecuencias" (Cerezo Rupérez, 2012).

Posteriormente en 1987, los últimos redireccionamientos que tuvieron las Wavelets fue por parte de Ingrid Daubechies, mientras realizaba una oportuna visita al Courant Institute de la Universidad de Nueva York, descubrió una nueva clase de Wavelet, además de realizar el trabajo ortogonal (como fue las de Meyer) que implementaban una idea de filtrado, mediante cortos filtros digitales; el nuevo tipo de Wavelet era sencillo de programar y utilizar como son las Wavelet del investigador Haar, presentaban suaves niveles de análisis pero sin interrupciones ni saltos como las de Haar. Al usar una combinación de hipótesis de Ingrid Daubechies y Mallat, se propone una técnica de transformación ortogonal que realiza el cálculo de manera rápida en las computadoras digitales. "A partir de las bases ortogonales de wavelet se originaron los paquetes de wavelets cuya construcción se considera la descomposición wavelet como una secuencia de filtrados" (Espinoza, 2012).

5.1.1 Aplicaciones de la Transformada Wavelet

Según David Donoho y Johnstone, (1994), presentan su proyecto titulado "Adapting to unknown smoothness via Wavelet Shrinkage" (Adaptación a la suavidad desconocida a través de la contracción Wavelet". En la misma hace uso de la Wavelet discreta y presentan un procedimiento que elimina el ruido mediante la umbralización de coeficientes wavelets de las señales.

Seguidamente, Bradley & Brislawn, (1993), bajo la jurisdicción del FBI, dan a conocer su investigación "The FBI Wavelet / Scalar Quantization Standard for gray – scale fingerprint image compression" (Estándar de cuantificación escalar Wavelet para la compresión de imágenes de huella digital en escala de grises). El FBI, adoptó la digitalización y la compresión de imágenes en escala de grises de 8 bits, usan una

codificación de la wavelet discreta de 64 subbandas, para descomponer imágenes de huellas dactilares escaneadas a 500 ppp, es decir, alcanzan una relación de compresión de 26:1.

Posteriormente, Chilo & Lindblad, (2008), platean implementar la Transformada Wavelet para señales unidimensionales por medio de una FPGA (Field Programmable Gate Array) que quiere decir "matriz de puertas reprogramables", con su estudio denominado "Hardware Implementation of 1D Wavelet Transform on a FPGA for Infrasound Classification" (Implementación de la Transformada Wavelet en 1D para el hardware de clasificación por ultrasonido) mediante el cual, se permite clasificar señales infrasonido para procesar un flujo de datos continuo y extraer características recomendables.

Consecuentemente, Canbay F., Levent G., Goren S. & Aydin N., (2015), estudian y aplican el algoritmo de Transformada Wavelet Complejo de Doble Árbol (DTTWC) en una FPGA, con la correspondiente investigación "Field Programmable Gate Arrays Implementation of Dual Tree Complex Wavelet Transform" (Implementación de la transformación de onda compleja de doble árbol en puertas reprogramables), con el fin de realizar la extracción de características y eliminación de ruido para señales biomédicas (SB) en tiempo real. Las denominadas señales biomédicas son características que tienen información sobre los sistemas biológicos y fisiológicos como se pueden citar al sistema cardiovascular, nervioso y respiratorio.

En el mismo año, Chen S. W. & Chen Y. H., (2015), con su estudio "Hardware design and implementation of a wavelet de-noising procedure for medical signal preprocessing" (Diseño de hardware e implementación de un procedimiento de eliminación de ruidos de ondículas para señales médicas con la Transformada Wavelet), los mismos, excluyen el ruido en tiempo real de señales clínicas y médicas, una de las ventajas que presenta el modelo es el espacio de almacenamiento, por lo que requiere una menor capacidad de memoria en comparación con el cálculo directo de la TWD; para su respectivo ámbito experimental se usó señales de electrocardiograma, de tal manera, constataron que la

wavelet Daubechies, no solo cumplía con los parámetros de procesamiento en tiempo real, además, suprimía el nivel de ruido de la señal.

Finalmente, Auquilla & Beltrán, (2016), con la investigación "Detección de fallas a través de análisis de vibraciones mediante la transformada de Wavelets de un motor de combustión interna Sonata 2.0 a gasolina" realizan un estudio de la señal temporal, de tal manera, identifican fallas incipientes para optimizar el mantenimiento correctivo.

5.2 Antecedentes de la visualización de algoritmos

La visualización de datos es una alternativa reciente, que lleva a penas en el campo investigativo 20 años, se fundamenta en estudios con una iniciativa tecnológica, como recurso para el análisis y disgregación de elevados volúmenes de información. Ha irrumpido con fuerza en varios dominios por sus amplias posibilidades de aplicación (Beiró, 2008).

La inteligencia artificial, se fundamenta como campo independiente desde el año de 1956, se ha expandido en dos campos fundamentales: el desarrollo tecnológico de sistemas informáticos y la investigación psicológica - fisiológica de la naturaleza sobre el pensamiento humano. En particular, una de las investigaciones que se destaca es el reconocimiento de patrones en sistemas expertos, que conlleva algoritmos genéticos y redes neuronales (Beiró, 2008).

La División de Computación científica Avanzada de la National Science Foundation (NSF) de los EEUU, en el año de 1986 estableció y fomentó precedencias para el desarrollo de herramientas computacionales de forma visual, que incluye hardware y software; los sistemas permitían crear interfaces visuales para gráficos y técnicas de procesamiento de señales e imágenes, posteriormente, se deriva como recomendación instituir la visualización, en la sección de Informática Científica (Ponjuán, 2010).

La visualización de datos se ha optado entre otros aspectos como disciplina, por consiguiente, "se consolida partir a partir de los años 90, posteriormente se investiga sus antecedentes históricos y se reconocen los principales impactos en la Ciencia de la

información desde la segunda mitad del siglo XX hasta el año 2009" (Palero Colom, 2001) (Ponjuán, 2010).

5.2.1 Aplicaciones de algoritmo de visualización

Jeliot (2003): Es una aplicación creada por el Instituto de Ciencias Weizmann en el año 2003, el sistema presenta visualizaciones e interpretaciones de los programas en Java. El almacenamiento se realiza en la propia aplicación o pueden ser programas editados por el usuario, al ocupar la ortogonalidad de la Wavelet, se pueden utilizar filtros de cuadratura para el análisis y procesamiento de imágenes, la desventaja que presenta el sistema, radica en el filtrado, pues solo realiza un filtrado a bajas frecuencias (Mena, 2015).

Posteriormente, Pérez A., (2008), desarrolla el sistema denominado "SREC" (Sistema educativo para la animación de la recursividad), es una aplicación para computadores de escritorio, con la finalidad de aplicar métodos que sirvan en la compresión de los algoritmos recursivos. Se toma un estudio distinto a la TWD, puesto que el programa se adapta para archivos JPEG2000 y DJVU. El sistema comprende 4 vistas (1 estática y 3 dinámicas) que facilitan de mejor manera aspectos de la recursividad como por ejemplo la pila de llamadas o la visualización de la traza.

ChiQat Tutor. Recursión Module. ChitQat – Tutor (2014): Es un sistema que está conformado por varios algoritmos, realizado por un grupo de investigadores de la Universidad de Chicago y de la Universidad de Carnegie Mellon. El objetivo, es ayudar a que la enseñanza en campos como estructuras de bases de datos o estrategias de resolución de datos, sean diferenciables a partir de la discriminación de valores estadísticos; de esta manera, visualizar ventanas que se adecuen al error que presenta la varianza en todos los datos, sin embargo, es un sistema que ocupa el método de análisis de la Wavelet discreta, porque procesa un grupo de datos de forma continua y extrae características que se utilice para el respectivo análisis (Mena, 2015).

Quartus II (2017): El sistema se utiliza para diseñar e implementar la Transformada Wavelet discreta en una FPGA para el posterior análisis y procesamiento en tiempo real de datos infrasonidos. La plataforma permite al desarrollador efectuar la compilación de

datos, simulación, análisis en el tiempo y programación de un mecanismo en un solo trabajo de estudio, debido a las constantes actualizaciones que ha tenido el programa, al ser 17.1 en el año de 2017, la última versión, presenta un excelente divisor de frecuencia al descomponer señales a escalas distintas (Ruiz Salazar & Orejuela Caicedo, 2017).

6. MARCO METODOLÓGICO

6.1 Unidad Experimental de datos adquiridos

Para el desarrollo del experimento se fundamenta en la metodología utilizada por Delgado C., (2018), en consecuencia para realizar la adquisición de datos es necesario conocer las características de la unidad experimental (figura 22) y comprobar su estado de funcionamiento; mismas que se detallan en la tabla 1 y 2 respectivamente.

Tabla 1. Datos técnicos motor Hyundai Sonata 2.0 DOCH.

Fuente: (Auquilla & Beltrán, 2016).

Cilindros	Cilindrada	Accionamiento Válvulas	Relación compresión	Potencia [CV]	Par [Nm]	Combustible	Transmisión
4	2000	DOCH	10.5:1	175 @6000 rpm	168 @ 4000	Gasolina	Automática.

Figura 22. Motor Didáctico Hyundai Sonata 2.0 DOCH.

Fuente: (Delgado C, 2018).

Posteriormente, hay la necesidad de realizar un mantenimiento correctivo y preventivo a los elementos del motor Hyundai Sonata 2.0 DOCH (tabla 2) previo al desarrollo experimental para la correcta obtención de señales temporales. Por lo tanto, se establece una serie de parámetros que se rigen a un óptimo funcionamiento de los elementos que conforman el motor de inyección electrónica (tabla 3).

Tabla 2. Elementos que forman parte del mantenimiento de la unidad experimental.

Fuente: (Auquilla & Beltrán, 2016).

Compresión de cilindros
Estado de bujías
Estado de cables de bujías
Estado de bobinas de encendido
Estado del filtro de aire
Estado del filtro de gasolina
Comprobación de la temperatura de funcionamiento del motor
Análisis con escáner automotriz
Estado de la bomba de gasolina
Estado de los inyectores
Nivel de aceite de motor
Nivel de aceite de la transmisión
Nivel del refrigerante del motor
Voltaje de la batería y nivel de electrolito
Fugas de aceite y refrigerante.

Tabla 3. Estado general del motor Hyundai Sonata 2.0 DOCH posterior al mantenimiento.

Fuente: (Garzón & Urdiales, 2017) (NGK Spark Pluge Europe, 2017).

Tipo de Revisión	Valor Obtenido (Previo al mantenimiento)		Valor Obtenido (Posterior al mantenimiento)		Valor del fabricante	Estado
Compresión de los cilindros	Cilindro 1	119.5 Psi	Cilindro 1	119.7 Psi	Variación de compresión < 2%	Ok
	Cilindro 2	120.1 Psi	Cilindro 2	120.0 Psi		
	Cilindro 3	119.9 Psi	Cilindro 3	119.8 Psi		
	Cilindro 4	120.3 Psi	Cilindro 4	120.1 Psi		
Calibración de bujías	Bujía 1	1.15 mm	Bujía 1	1.00 mm	Calibración: 1mm	Ok
	Bujía 2	1.15 mm	Bujía 2	1.00 mm		
	Bujía 3	1.10 mm	Bujía 3	1.00 mm		
	Bujía 4	1.15 mm	Bujía 4	1.00 mm		
Resistencia de cables de bujías	Cable 1-4	6.77 KΩ	Cable 1-4	6.77 KΩ	Resistencia inductiva: 2.2 a 8 KΩ	Ok
	Cable 2-3	6.66 KΩ	Cable 2-3	6.66 KΩ		
Resistencia Secundaria de Bobinas de encendido	Bobina 1-4	12,05 KΩ	Bobina 1-4	12,05 KΩ	Resistencia secundaria: 8 a 15 KΩ	Ok
	Bobina 2-3	1,62 KΩ	Bobina 2-3	11,73 KΩ		
Estado de filtro de Aire	S/O		S/O		S/O	Ok
Estado de filtro de combustible	S/O		S/O		S/O	Ok
Temperatura de funcionamiento	Máxima	98ºC	Máxima	98ºC	-	Ok
	Electro-ventilador	90ºC	Electro-ventilador	90ºC		
Fallos DTC	No trouble codes		No trouble codes		NTC	Ok
Presión de combustible	0.30 Mpa		0.30 Mpa		0.34 Mpa	Ok
Estado de inyectores (Inyección de combustible) **C.C = Chorro constante.** **R1 = 1000 rpm** **R2 = 3000 rpm** **R3 = 5000 rpm**	Inyector 1	C.C:20ml R1: 34ml R2: 38 ml R3: 58 ml	Inyector 1	C.C:24ml R1: 37ml R2: 38 ml R3: 60 ml	-	Ok
	Inyector 2	C.C:24 ml R1: 30 ml R2: 33 ml R3: 55 ml	Inyector 2	C.C:24 ml R1: 36 ml R2: 37 ml R3: 59 ml		
	Inyector 3	C.C: 21ml R1: 36 ml R2: 31 ml R3: 53 ml	Inyector 3	C.C:24 ml R1: 36 ml R2: 36 ml R3: 59 ml		
	Inyector 4	C.C:20 ml R1: 32 ml R2: 33 ml R3: 59 ml	Inyector 4	C.C: 24ml R1: 36 ml R2: 37 ml R3: 59 ml		
Fugas de aceite	S/F		S/F		S/F	Ok
Fugas de refrigerante	S/F		S/F		S/F	Ok
Nivel de combustible	E		F		F	Ok
Nivel de aceite de motor	F		F		F	Ok
Nivel de aceite de la transmisión	F		F		F	Ok
Voltaje de la batería	Nominal:	12,38 V	Nominal:	12,38 V	Voltaje nominal: 12,7 V	Ok
	Ralentí:	14,1 V	Ralentí:	14,1 V		
Nivel de electrolito	F		F		F	Ok

Delgado C., (2018), establece 30 fallas mecánicas inducidas al motor Hyundai Sonata 2.0 DOCH para el desarrollo del diseño experimental, sin embargo, en el desarrollo del algoritmo de visualización, se prioriza a 22 fallas mecánicas; las restantes se descartan debido a que representan fallas incipientes en el experimento. Se incluyen combinaciones entre las mismas; el mismo, analiza los resultados del diseño factorial y obtiene un conjunto de 4 a 8 combinaciones en el que consta: el conjunto bujía – inyector y las variaciones de ángulo de los ejes de levas (Eje de levas de admisión y eje de levas de escape) en el sistema de distribución. En la tabla 4 y 5 se detalla las fallas inducidas.

Tabla 4. Fallas inducidas en la unidad experimental Hyundai Sonata 2.0 DOCH.

Fuente: El autor.

N.-	Falla mecánica	Niveles	Fallas en cilindros			
			Cilindro1	Cilindro 2	Cilindro 3	Cilindro 4
1	Bujía 1	0 mm	X			
2	Bujía 2	0 mm		X		
3	Bujía 3	0 mm			X	
4	Bujía 4	0 mm				X
5	Inyector 1	0 %	X			
6	Inyector 2	0 %		X		
7	Inyector 3	0 %			X	
8	Inyector 4	0 %				X
9	Bobina 1-4	0 %	X			X
10	Bobina 2-3	0 %		X	X	

Tabla 5. Continuación - Fallas inducidas en la unidad experimental Hyundai Sonata 2.0 DOCH.

Fuente: El autor.

N.-	Falla mecánica	Niveles	Fallas en cilindros			
			Cilindro1	Cilindro 2	Cilindro 3	Cilindro 4
11	Distribución	Admisión (+1) Escape (-1)	X	X	X	X
12	Distribución	Admisión (-1) Escape (+1)	X	X	X	X
13	Distribución	Admisión (-1) Escape (-1)	X	X	X	X
14	Distribución	Admisión (-1) Escape (0)	X	X	X	X
15	Distribución	Admisión (0) Escape (+1)	X	X	X	X
16	Distribución	Admisión (0) Escape (-1)	X	X	X	X
17	Distribución	Admisión (+1) Escape (+1)	X	X	X	X
18	Distribución	Admisión (+1) Escape (0)	X	X	X	X
19	Bujía 1 Inyector 1	0 %	X			
20	Bujía 2 Inyector 2	0 %		X		
21	Bujía 3 Inyector 3	0 %			X	
22	Bujía 4 Inyector 4	0 %				X

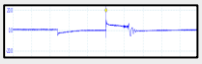
El procedimiento para inducir fallas al motor Hyundai Sonata 2.0 DOCH, se realiza al variar el nivel de funcionamiento de los elementos que infieren en la unidad experimental, mismas que se detallan en las tablas 6, 7, 8 y 9.

Tabla 6. Nivel de funcionamiento de los elementos para la unidad experimental.

Fuente: El autor.

Falla mecánica	Nivel de funcionamiento			Imagen Elemento.		Referencia
	Bajo	*Medio*	*Alto*	*Sin falla*	*Con falla*	
Bujías	0 mm (Calibración)	-	1 mm (Calibración)			*Autor.*
Inyectores	0 % Apertura	-	100 % Apertura			*Autor* (Wallapop, 2016)

Según Garzón & Urdiales (2017), para generar esta falla, se manipula el interrumpor de cada inyector en el panel de control de la unidad experimental.

Bobinas	0 % Sin señal	-	100 % Señal normal	Señal normal	 Sin señal	*Autor* (Hella, 2015) (Pico Technology, 2018)

Según Garzón & Urdiales (2017), para generar esta falla, se manipula el interrumpor de cada bobina en el panel de control de la unidad experimental

Tabla 7. Fallas inducidas al motor Hyundai Sonata 2.0 DOCH – Sistema de Distribución.

Fuente: El autor.

Falla mecánica	**Nivel de funcionamiento**		**Imagen Elemento.**		**Referencia**
	Eje de levas Admisión	*Eje de levas Escape*	*Eje de levas - Admisión*	*Eje de levas - Escape*	
Sistema de Distribución (Sin falla)	Normal	Normal			Autor.
Sistema de Distribución (Falla)	-	Adelanto 1 diente			Autor
Sistema de Distribución (Falla)	-	Retraso 1 diente			Autor
Sistema de Distribución (Falla)	-	Adelanto 1 diente			Autor

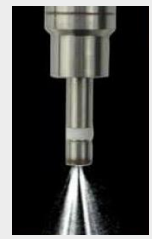
Tabla 8. Continuación - Fallas inducidas al motor Hyundai Sonata 2.0 DOCH – Sistema de Distribución.

Fuente: El autor.

Falla mecánica	**Nivel de funcionamiento**		**Imagen Elemento.**		**Referencia**
	Eje de levas Admisión	*Eje de levas Escape*	*Eje de levas - Admisión*	*Eje de levas - Escape*	
Sistema de Distribución (Falla)	Retraso 1 diente	-			Autor.
Sistema de Distribución (Falla)	Adelanto 1 diente	Adelanto 1 diente			Autor
Sistema de Distribución (Falla)	Adelanto 1 diente	Retraso 1 diente			Autor
Sistema de Distribución (Falla)	Retraso 1 diente	Adelanto 1 diente			Autor
Sistema de Distribución (Falla)	Retraso 1 diente	Retraso 1 diente			Autor.

Tabla 9. Fallas inducidas al motor Hyundai Sonata 2.0 DOCH – Fallas combinadas.

Fuente: El autor.

Falla mecánica	**Nivel de funcionamiento**				**Imagen Elemento**		**Referencia**
	Bujía		Inyector				
	Bajo	*Alto*	*Bajo*	*Alto*	*Sin falla*	*Con falla*	
Bujía **Inyector**	0 mm (Calibración)	1 mm (Calibración)	0 % Apertura	100% Apertura	 Inyector - Bujía	Inyector - Bujía	Autor. (Wallapop, 2016)

Según Garzón & Urdiales., (2017), para generar esta falla combinada, se manipula el interrumpor de cada inyector en el panel de control de la unidad experimental, adicionalmente se coloca la bujía que presenta la anomalía. Este procedimiento se realiza de manera individual para cada cilindro.

6.2 Adquisición de señales de fallas temporales

6.2.1 Cámara semianecóica

Es importante contar con un área que discrime las señales acústicas producidas por el exterior, es decir que absorba únicamente la energía de las vibraciones que genera la unidad experimental Hyundai Sonata 2.0 DOCH en el interior de la misma, en consecuencia, se hace uso de la cámara semianecóica establecida en las instalaciones de la Facultad de Ingeniería Automotriz como se muestra en la figura 23.

Figura 23. Cámara semianecóica.

Fuente: El autor.

6.2.2 Micrófono para adquisición de datos

Para la adquisición de señales temporales se utiliza un dispositivo móvil que capte la señal acústica emitida por la unidad experimental, por ello, previo a la obtención de señales se requiere hacer uso de una aplicación como se ilustra en la figura 24, misma que debe instalarse en un dispositivo telefónico; entre las características fundamentales que se enfatiza para la elección de la aplicación, es la capacidad de modificar el rango de frecuencia a la que se desea captar la energía de la fuente de ruido.

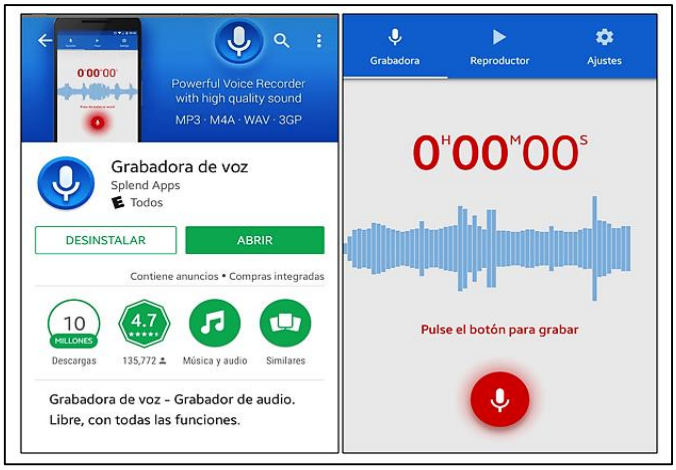


Figura 24. Aplicación para obtención de señales acústicas.

Fuente: El autor.

6.2.3 Ubicación de Micrófono

La posición adecuada del micrófono acústico se fundamenta en la norma ISO 3745: (2012) denominado "Acoustics – Dtermination of sound power levels of noise sources using sound pressure - Precision methods for anechoic and hemi – anechoic rooms", que plantea la posición del micrófono según los niveles de presión sonora en cámaras anecóicas y semi – anecóicas, por lo tanto, Delgado C., (2018), en la figura 25, sugiere que la posición apta para el análisis de vibraciones compete a la N.-19 a un ángulo de 45^0 ubicada en el Anexo B de la norma anteriormente mencionada.

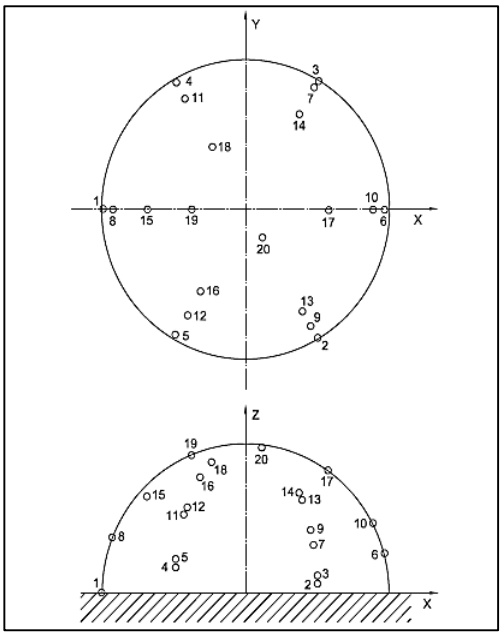


Figura 25. Posición del micrófono en el hemisferio.

Fuente: (International Standard Orgnization, 2012).

Tabla 10. Posiciones del micrófono en el plano reflectante.

Fuente: (Delgado C, 2018).

No.	x/r	y/r	z/r
1	- 1,00	0	0,025
2	0,500	- 0,860	0,075
3	0,500	0,860	0,125
4	- 0,490	0,850	0,175
5	- 0,490	- 0,840	0,225
6	0,960	0	0,275
7	0,470	0,820	0,325
8	- 0,930	0	0,375
9	0,450	- 0,780	0,425
10	0,880	0	0,475
11	- 0,430	0,740	0,525
12	- 0,410	- 0,710	0,575
13	0,390	- 0,680	0,625
14	0,370	0,640	0,675
15	- 0,690	0	0,725
16	- 0,320	- 0,550	0,775
17	0,570	0	0,825
18	- 0,240	0,420	0,875
19	- 0,380	0	0,925
20	0,110	- 0,190	0,975

6.2.4 Protocolo de medición

Para realizar un correcto procedimiento en la adquisición de datos en las condiciones normales de funcionamiento de la unidad experimental Hyundai Sonata 2.0 DOCH Auquilla & Beltrán., (2016), proponen un protocolo de medición que se detalla a continuación:

- Preparar las herramientas y equipos a utilizar.
- Corroborar el correcto funcionamiento de los sensores del motor.
- Comprobar la correcta instalación del equipo de medición.
- Revisar el nivel de líquidos del motor (combustible, refrigerante, aceite).
- Revisar la palanca de cambio de marchas, misma que debe estar en posición Parking (P).
- Encender la unidad experimental.
- Comprobar la temperatura de funcionamiento del motor (98ºC).
- Realizar una toma de muestra aleatoria para verificar la correcta instalación del equipo de medición.
- Eliminar la prueba aleatoria.
- Apagar el motor.
- Revisar la temperatura ambiente al interior de la cámara semi-anecoica (20 a 28ºC).
- Seleccionar el número de prueba a realizar de acuerdo a la matriz de diseño experimental.
- Si la prueba contiene un cambio de capacidad de flujo de filtro aire, calibración de bujías, variación de dientes de la distribución, averías inducidas a los cables de bujías, realizarlo ahora.
- Encender el motor.
- Estabilizar las rpm del motor a régimen ralentí.
- Comprobar que el electro-ventilador no se encienda durante el experimento.
- Realizar la adquisición de señales acústicas con el micrófono acústico durante 10 segundos.
- Guardar la muestra obtenida con su respectiva codificación.
- Apagar el motor.

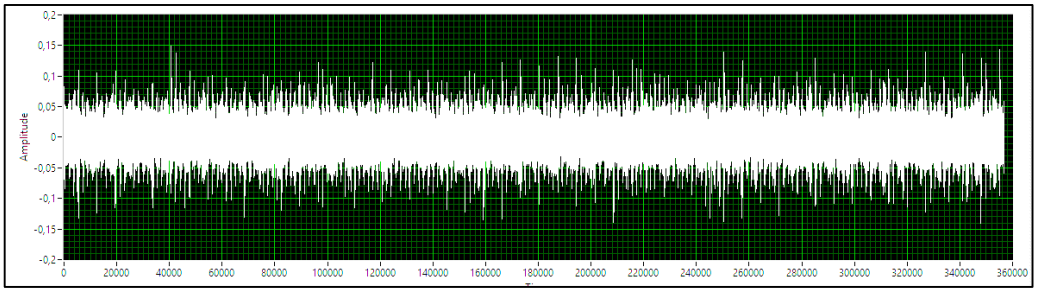


Figura 26. Señal de funcionamiento normal adquirida de la unidad experimental.

Fuente: El autor.

Adicionalmente, para concluir con el procedimiento de la adquisición de datos se debe establecer una nomenclatura que interpreta una codificación y se utiliza para identificar el tipo de falla que se ha inducido en la unidad experimental, mismo que se observa en la figura 27.

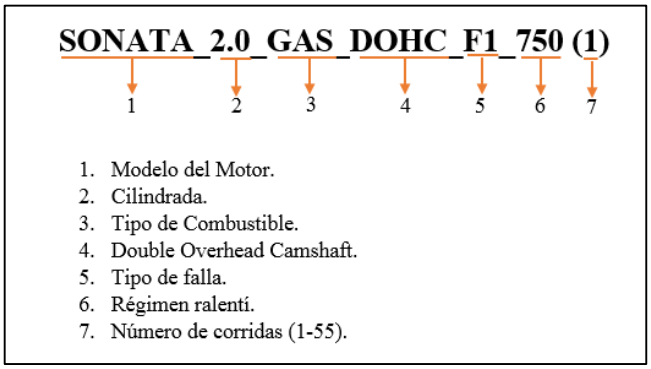


Figura 27. Nomenclatura de la muestra recolectada.

Fuente: (Delgado C, 2018).

6.3 Algoritmo para determinación de atributos

El algoritmo que se utiliza para la determinación de atributos, se basa a partir de la adquisición de señales temporales realizadas con anterioridad. Para garantizar que los atributos tengan resultados satisfactorios es importante evaluar los mismos mediante la selección de la familia wavelet ideal, por lo tanto, es necesario definir cada falla inducida con un código para representar de manera certera la nomenclatura de cada análisis (corrida) como se detalla en las tablas 11, 12 y 13 respectivamente.

Tabla 11. Código de Fallas inducidas al motor Hyundai Sonata 2.0 DOCH.

Fuente: El autor.

N.-	Tipo de falla mecánica	Código de falla
0	Motor en óptimo funcionamiento	0
1	Falla en Bujía 1	100
2	Falla en Bujía 2	200
3	Falla en Bujía 3	300
4	Falla en Bujía 4	400
5	Falla en Inyector 1	500
6	Falla en Inyector 2	600
7	Falla en Inyector 3	700
8	Falla en Inyector 4	800
9	Falla en Bobina 1-4	900
10	Falla en Bobina 2-3	1000

Tabla 12. Código de Fallas inducidas al motor Hyundai Sonata 2.0 DOCH – Fallas combinadas.

Fuente: El autor.

N.-	Tipo de falla mecánica	Código de falla
11	Falla Inyector 1 – Bujía 1	1100
12	Falla Inyector 2 – Bujía 2	1200
13	Falla Inyector 3 – Bujía 3	1300
14	Falla Inyector 4 – Bujía 4	1400

Tabla 13. Código de Fallas inducidas al motor Hyundai Sonata 2.0 DOCH – Sistema de Distribución.

Fuente: El autor.

N.-	Tipo de falla mecánica	Código de falla
15	Distribución: Admisión (+1), Escape (-1)	1500
16	Distribución: Admisión (-1), Escape (+1)	1600
17	Distribución: Admisión (-1), Escape (-1)	1700
18	Distribución: Admisión (-1), Escape (0)	1800
19	Distribución: Admisión (0), Escape (+1)	1900
20	Distribución: Admisión (0), Escape (-1)	2000
21	Distribución: Admisión (+1), Escape (+1)	2100
22	Distribución: Admisión (+1), Escape (0)	2200

La determinación de atributos se basa en el protocolo de adquisición del autor de referencia para el presente estudio, el cual plantea el procedimiento que se visualiza en la figura 28.

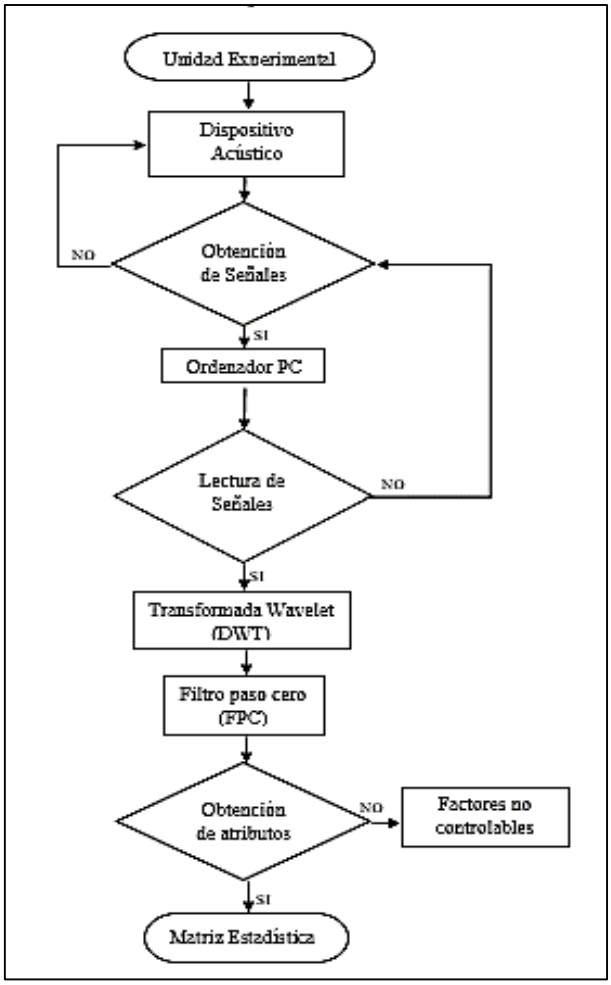


Figura 28. Protocolo de adquisición de atributos de señales.

Fuente: (Delgado C, 2018).

6.3.1 Selección de familia Wavelet ideal

La metodología para la selección de la familia Wavelet ideal se fundamenta en Castaño, Delgado, Godino, & Castellanos., (2007), quienes describen que los algoritmos deben implementarse con wavelets ortogonales, ya que permiten obtener una excelente reconstrucción de la señal original y el proceso de cálculo es relativamente sencillo; esto adjudica un tiempo mínimo de cómputo que permiten hallar la transformada con el mismo número de muestras en tiempos cortos a frecuencias altas, es decir, se visualiza variaciones anómalas a la señal normal en estados transitorios, por lo tanto las Wavelets que poseen estas características son Daubechies, Symmlets, Coiflets y Haar. En la figura 29 se detalla las anomalías que se detecta durante la frecuencia cardiaca.

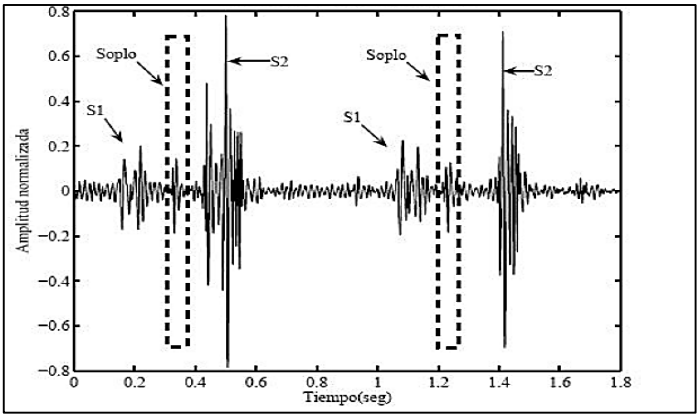


Figura 29. Señal con evidencia de soplo cardíaco.

Fuente: (Castaño, Delgado, Godino, & Castellanos, 2007)

Seguidamente, en la tabla 14 se muestran las frecuencias que las familias Wavelet antes mencionadas detectan anomalías.

Tabla 14. Características de los sonidos cardíacos.

Fuente: (Castaño, Delgado, Godino, & Castellanos, 2007).

Sonido cardíaco	Duración (seg)	Rango de frecuencia (Hz)
S1	0.1 - 0.12	20 – 150
S2	0.08 – 0.1	50 - 60

Las familias Wavelet Ortogonal y Meyer no se seleccionaron para el experimento, debido a que Pinto M., (2012), menciona que la wavelet ortogonal permite más grados de libertad, mismas que se aplican en su gran mayoría a señales simétricas; mientras que la wavelet Meyer no presenta un soporte compacto, es decir, que decrece a cero a medida que el tiempo de análisis de la señal aumenta.

En consecuencia, para la selección de la familia Wavelet previo al análisis de señales adquiridas de la unidad experimental, se utilizaron las familias Daubechies, Symmlets, Coiflets y Haar con sus respectivos niveles de análisis como se muestra en la figura 30.

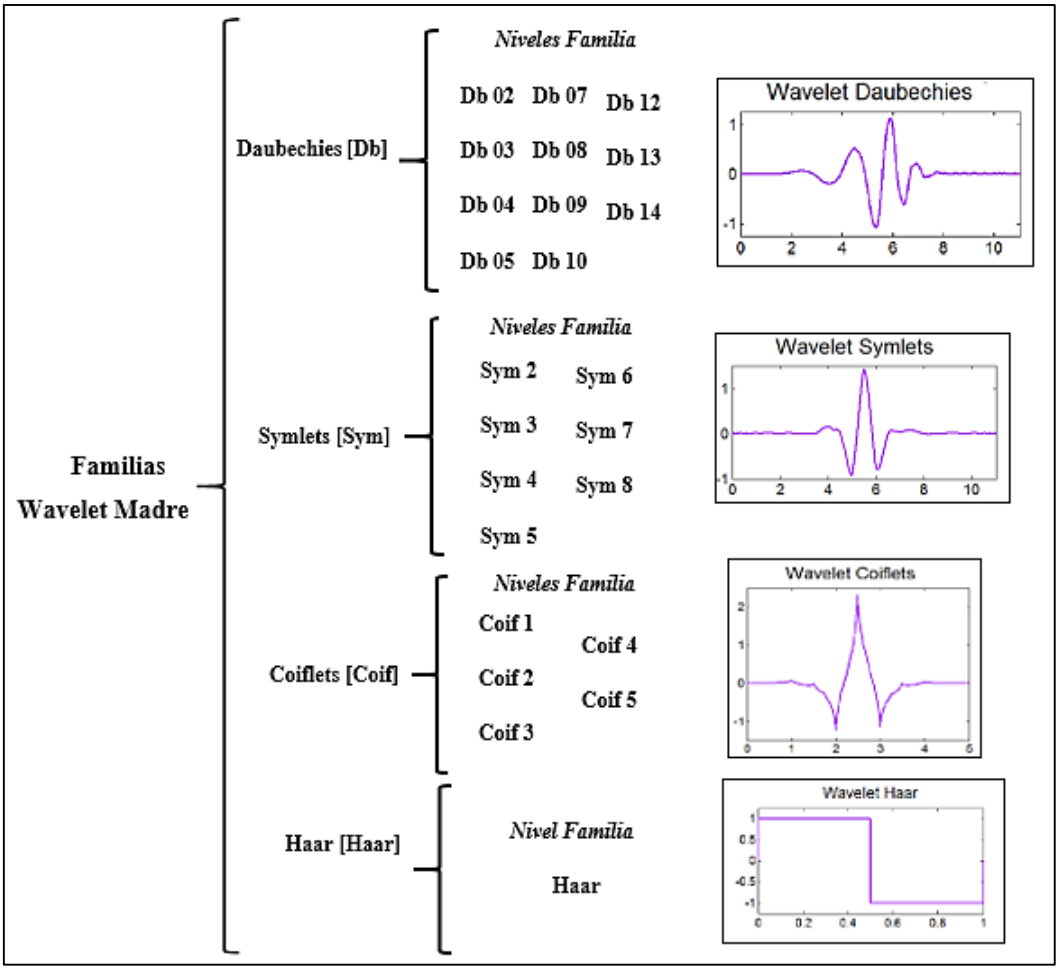


Figura 30. Selección familias Wavelet para el experimento.

Fuente: El autor.

6.3.2 Adquisición de la matriz estadística

Una vez que se obtiene la base de datos correspondiente a todas las fallas generadas en la unidad experimental con su respectiva codificación, se procede en primera instancia a verificar que las corridas experimentales se encuentren grabados y almacenados a una frecuencia de 44,1kHz, la codificación que se utiliza es la siguiente:

```
clc
clear all

x = 'SONATA 2.0 - GAS - FALLA_BuJIA1 '; %Nombre de la muestra
x1= char(x);
a=[x1 '(1).wav'];
m_1=audioinfo(a) %Información de frecuencia de la muestra
```

En consecuencia, el algoritmo que se diseña se basa en lo propuesto por Delgado C., (2018), en primera instancia, se inicia con la lectura de la señal adquirida, en caso de que la muestra no haya sido almacenada a la frecuencia establecida anteriormente, es indispensable repetir el experimento. Por consiguiente, el diagrama de bloques que realiza la lectura de señales temporales, el número de corridas y extensión del archivo de audio (.wav) se muestra en la figura 31.

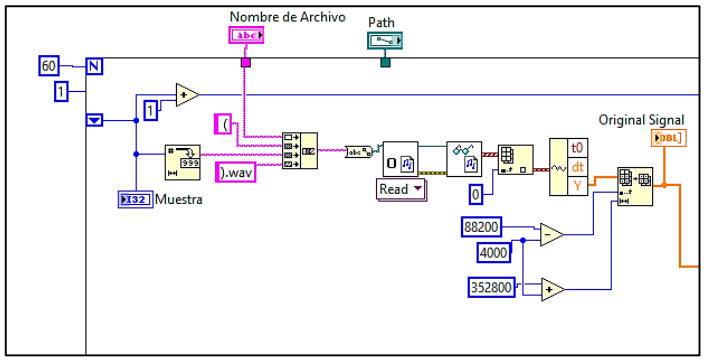


Figura 31. Diagrama de bloques para lectura de señales temporales.

Fuente: El autor.

La señal que analiza el diagrama de bloques para la lectura de la misma se visualiza en la figura 32.

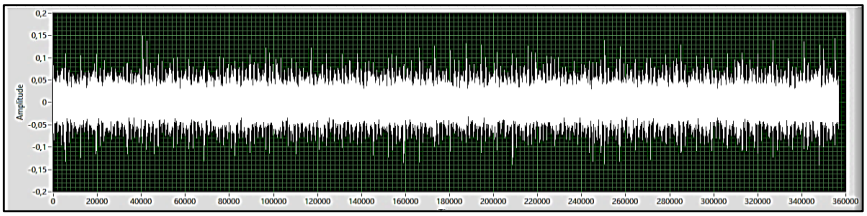


Figura 32. Señal del Motor en condiciones normales de funcionamiento.

Fuente: El autor.

Acto seguido, se efectúa el procesamiento de la señal temporal de la figura 32 y se realiza la Transformada Wavelet discreta mediante la utilización del comando “Wavelet Packet”. Cabe recalcar que el estudio se realiza para las familias Wavelet Madre (Daubechies, Symmlets, Coiflets y Haar) con sus diferentes niveles. En la figura 33 y 34 respectivamente se detalla el diagrama de bloques para determinar los valores absolutos de los coeficientes wavelet y el filtro paso cero que se realiza posteriormente.

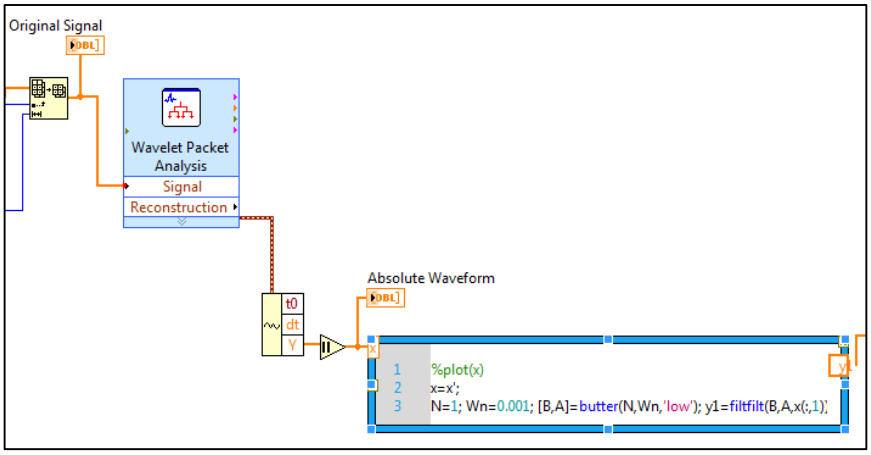


Figura 33. Diagrama de bloques para el procesamiento de señales.

Fuente: El autor.

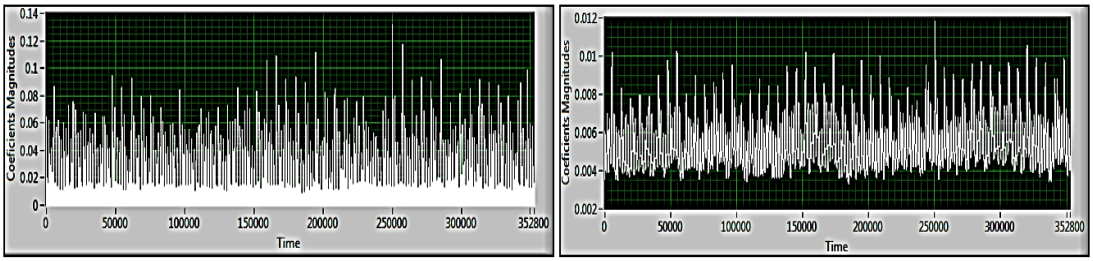


Figura 34. a) Transformada Wavelet Discreta de señal original; b) Filtro paso cero.

Fuente: El autor.

A continuación, se realiza la partición de la señal temporal por cada dos segundos, con la finalidad de obtener una mayor base de datos correspondiente a cada falla inducida en la unidad experimental como se muestra en la figura 35.

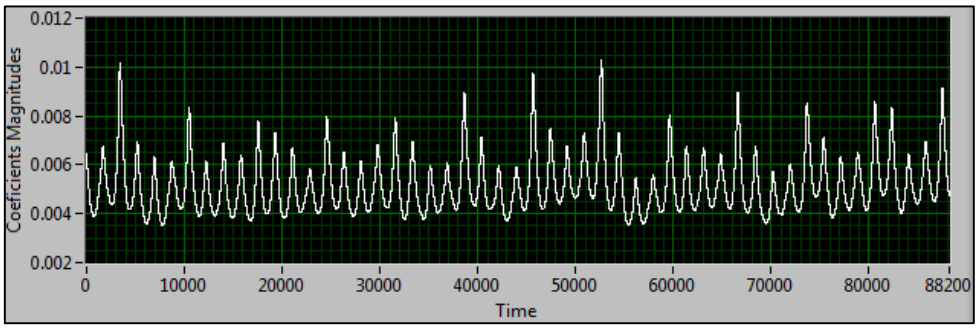


Figura 35. Partición de la señal a 2 segundos.

Fuente: El autor.

En base a lo anteriormente mencionado, se obtienen los siguientes valores estadísticos, mismos que se detallan en el diagrama de bloques de la figura 36. Estos son:

- Número de picos.
- Promedio de distancia entre picos.
- Energía.
- Potencia.
- Asimetría.
- Kurtosis.
- Máximo.
- Mínimo.
- Factor de Cresta.
- Raíz Media Cuadrática (RMS).
- Promedio.
- Desviación Estándar.
- Varianza.
- Coeficientes de Variación.
- Mediana.
- Media Recortada.
- Moda.
- Entropía (Shannon).
- Área bajo la Curva.

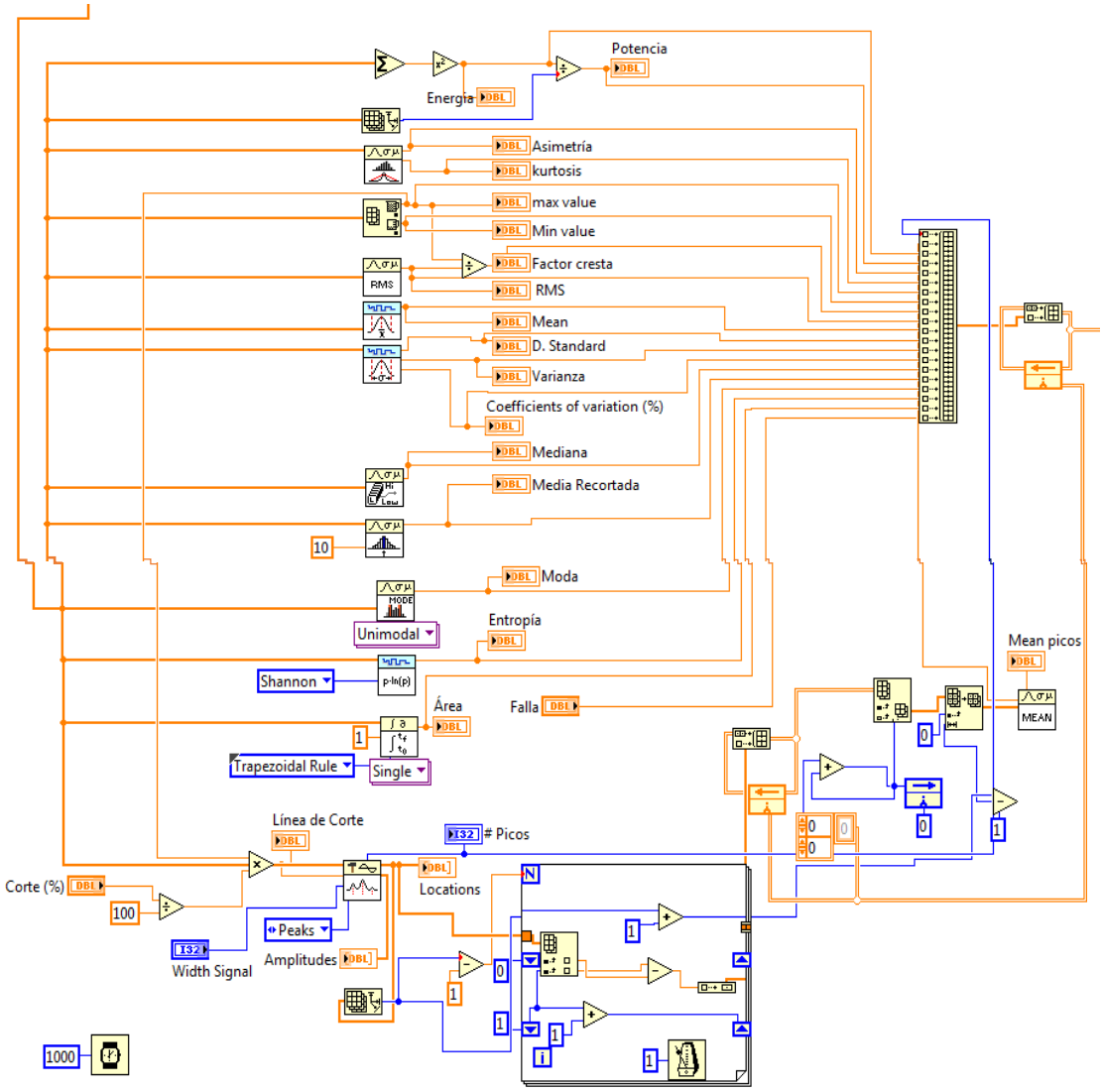


Figura 36. Algoritmo para detección de atributos de la señal.

Fuente: El autor.

Para finalizar la adquisición de atributos que realiza el algoritmo, la matriz estadística se almacena en un archivo con extensión (.xls).

6.3.3 Selección de la familia wavelet ideal para el diagnóstico de fallas mediante Máquinas de Soporte Vectorial (SVM´S)

En la figura 37, se visualiza el esquema para la selección de la familia wavelet ideal para el diagnóstico de fallas.

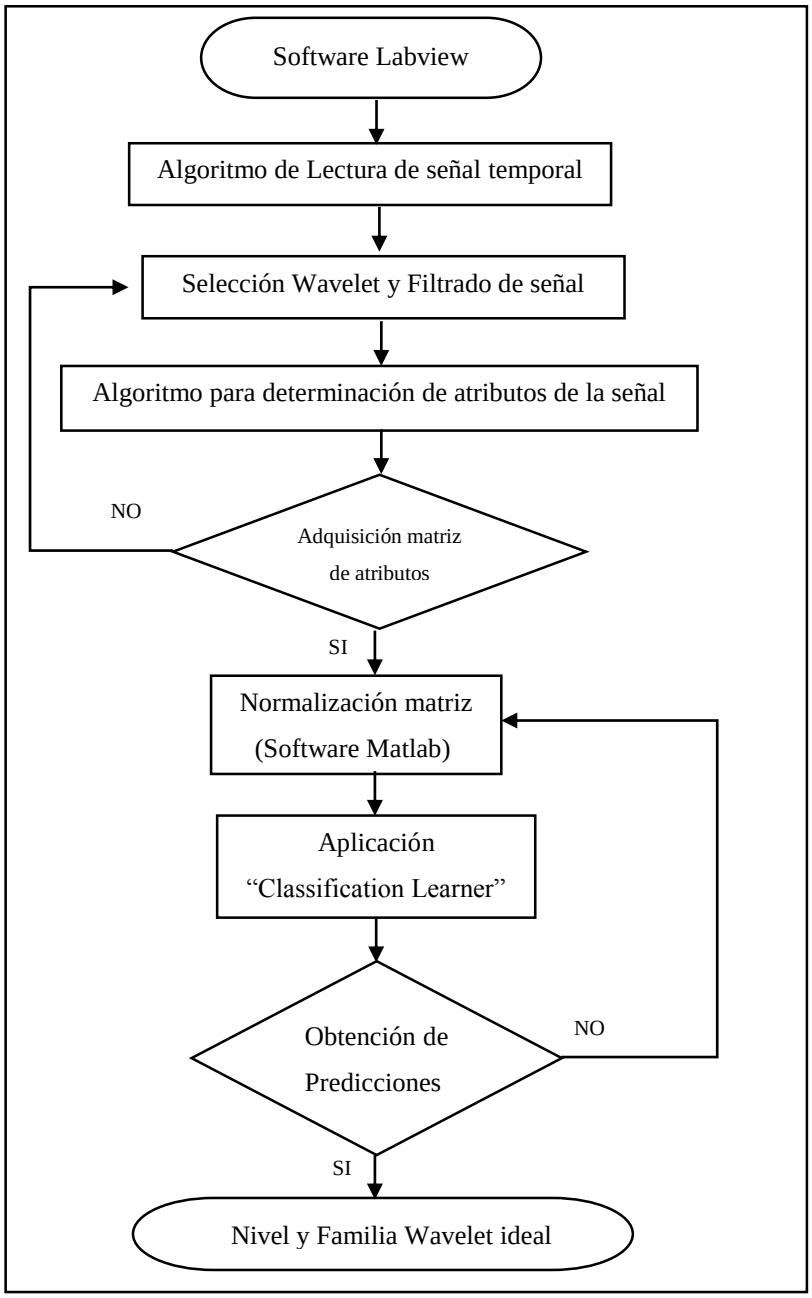


Figura 37. Flujograma para selección de Familia Wavelet ideal.

Fuente: El autor.

La aplicación de las Máquinas de Soporte Vectorial confiere un análisis a conjuntos grandes de datos con señal armoniosa que tienen un nivel complejo de categorizar, por lo tanto, se realiza un procedimiento para considerar mediante la validación de datos y el error de la matriz de confusión la familia Wavelet ideal.

Mediante la plataforma de aplicación para SVM'S que presenta el software Matlab® se procede a elaborar el siguiente procedimiento que se detalla a continuación.

- Una vez que se adquiere la matriz de atributos de cada falla en el software Labview® mediante el algoritmo descrito en el punto 6.3.2, se procede a agrupar las mismas en una matriz general que contenga todas las fallas por parte de una familia Wavelet con su respectivo nivel, como se visualiza en la figura 38.

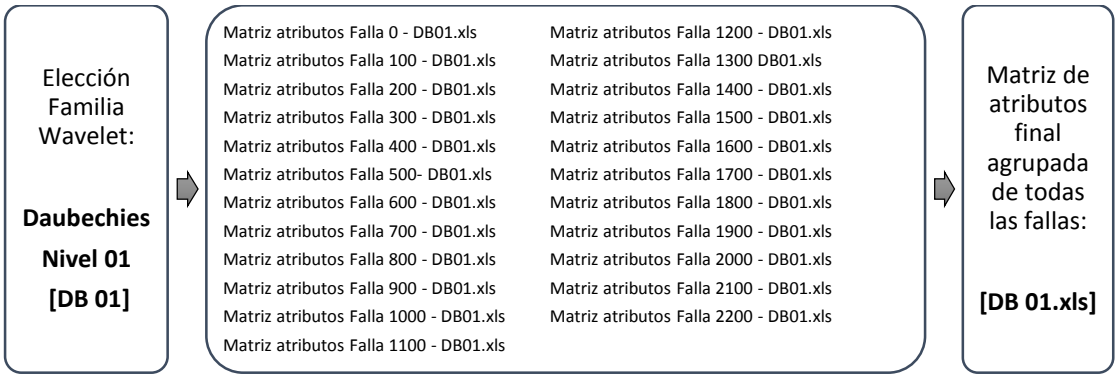
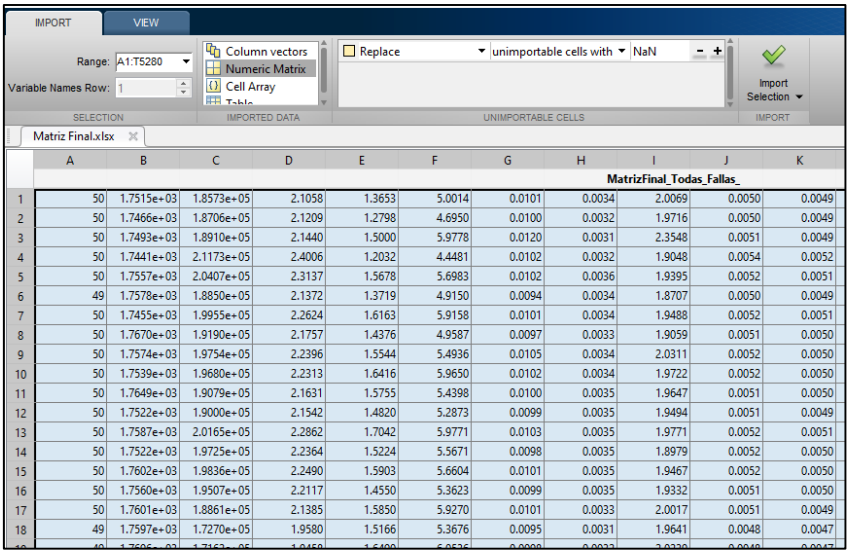


Figura 38. Esquematización de la matriz de atributos final de la Familia Daubechies Nivel 1 [Db 01].

Fuente: El autor.

- Posteriormente, la matriz de atributos final correspondiente a todas las fallas, debe ser importada al software Matlab® como una matriz numérica, como se visualiza en la figura 39.



	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
1	50	1.7515e+03	1.8573e+05	2.1058	1.3653	5.0014	0.0101	0.0034	2.0069	0.0050	0.0049
2	50	1.7466e+03	1.8706e+05	2.1209	1.2798	4.6950	0.0100	0.0032	1.9716	0.0050	0.0049
3	50	1.7493e+03	1.8910e+05	2.1440	1.5000	5.9778	0.0120	0.0031	2.3548	0.0051	0.0049
4	50	1.7441e+03	2.1173e+05	2.4006	1.2032	4.4481	0.0102	0.0032	1.9048	0.0054	0.0052
5	50	1.7557e+03	2.0407e+05	2.3137	1.5678	5.6983	0.0102	0.0036	1.9395	0.0052	0.0051
6	49	1.7578e+03	1.8850e+05	2.1372	1.3719	4.9150	0.0094	0.0034	1.8707	0.0050	0.0049
7	50	1.7455e+03	1.9955e+05	2.2624	1.6163	5.9158	0.0101	0.0034	1.9488	0.0052	0.0051
8	50	1.7670e+03	1.9190e+05	2.1757	1.4376	4.9587	0.0097	0.0033	1.9059	0.0051	0.0050
9	50	1.7574e+03	1.9754e+05	2.2396	1.5544	5.4936	0.0105	0.0034	2.0311	0.0052	0.0050
10	50	1.7539e+03	1.9680e+05	2.2313	1.6416	5.9650	0.0102	0.0034	1.9722	0.0052	0.0050
11	50	1.7649e+03	1.9079e+05	2.1631	1.5755	5.4398	0.0100	0.0035	1.9647	0.0051	0.0050
12	50	1.7522e+03	1.9000e+05	2.1542	1.4820	5.2873	0.0099	0.0035	1.9494	0.0051	0.0049
13	50	1.7587e+03	2.0165e+05	2.2862	1.7042	5.9771	0.0103	0.0035	1.9771	0.0052	0.0051
14	50	1.7522e+03	1.9725e+05	2.2364	1.5224	5.5671	0.0098	0.0035	1.8979	0.0052	0.0050
15	50	1.7602e+03	1.9836e+05	2.2490	1.5903	5.6604	0.0101	0.0035	1.9467	0.0052	0.0050
16	50	1.7560e+03	1.9507e+05	2.2117	1.4550	5.3623	0.0099	0.0035	1.9332	0.0051	0.0050
17	50	1.7601e+03	1.8861e+05	2.1385	1.5850	5.9270	0.0101	0.0033	2.0017	0.0051	0.0049
18	49	1.7597e+03	1.7270e+05	1.9580	1.5166	5.3676	0.0095	0.0031	1.9641	0.0048	0.0047

Figura 39. Importación de Matriz estadística final.

Fuente: El Autor.

- Consecuentemente, la matriz importada se almacena en el "Workspace" de la ventana principal del Matlab®, misma que debe ser estandarizada para garantizar una mayor precisión en los datos. La codificación empleada se detalla a continuación.

```
   norm=max(matriz_final);
   c1=(matriz_final(:,1))/(norm(1,1)); % Número de picos
   c2=(matriz_final(:,2))/(norm(1,2));  % Distancia entre
picos
   c3=(matriz_final(:,3))/(norm(1,3)); % Energía
   c4=(matriz_final(:,4))/(norm(1,4)); % Potencia
   c5=(matriz_final(:,5))/(norm(1,5)); % Asimetría
   c6=(matriz_final(:,6))/(norm(1,6)); % Kurtosis
   c7=(matriz_final(:,7))/(norm(1,7)); % Máximo
   c8=(matriz_final(:,8))/(norm(1,8)); % Mínimo
   c9=(matriz_final(:,9))/(norm(1,9)); % Factor Cresta
   c10=(matriz_final(:,10))/(norm(1,10)); % RMS
   c11=(matriz_final(:,11))/(norm(1,11)); % Promedio
   c12=(matriz_final(:,12))/(norm(1,12));%       Desviación
Estándar
   c13=(matriz_final(:,13))/(norm(1,13)); % Varianza
   c14=(matriz_final(:,14))/(norm(1,14));    %    Coef.    de
Variación
   c15=(matriz_final(:,15))/(norm(1,15)); % Mediana
   c16=(matriz_final(:,16))/(norm(1,16)); % Media Recortada
   c17=(matriz_final(:,17))/(norm(1,17)); % Moda
   c18=(matriz_final(:,18))/(norm(1,18)); % Entropía
   c19=(matriz_final(:,19))/(norm(1,19)); % Área
   c20=(matriz_final(:,20)); % Falla

m_norm= [c1 c2 c3 c4 c5 c6 c7 c8 c9 c10 c11 c12...
c13 c14 c15 c16 c17 c18 c19 c20]; % matriz normalizada
```

- A continuación, se hace uso del panel de aplicaciones de Matlab®, en la misma se selecciona la opción “Classification Learner”; la aplicación se encarga de procesar la matriz para el posterior entrenamiento de los datos adquiridos, como se visualiza en la figura 40.

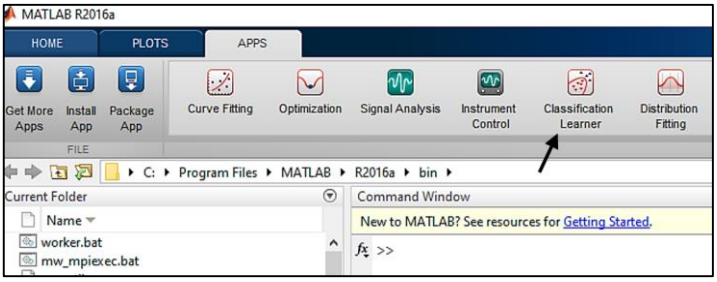


Figura 40. Selección de la aplicación “Classification Learner”.

Fuente: El autor.

- Seguidamente, es necesario completar tres requerimientos para iniciar un entrenamiento fundamentado en SVM’S, estos son:
    - Primer paso: seleccionar la matriz, segundo: seleccionar la variable(s) predictora de respuesta y finalmente adecuar el sobreajuste de los datos para la precisión de validación, como se observa en la figura 41.

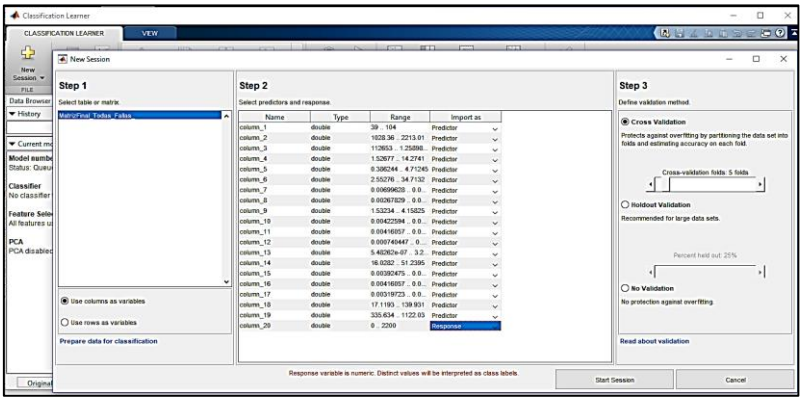


Figura 41. Requerimientos para iniciar un análisis de entrenamiento con SVM’S.

Fuente: El autor.

    - Acto seguido, se selecciona los tipos de SVM’S para realizar el respectivo entrenamiento. Para el caso de estudio, se realiza el análisis con los siguientes modelos matemáticos: SVM lineal, SVM Cuadrático, SVM Cúbico, SVM Gaussiano Fino, SVM Gaussiano

Medio y SVM Gaussiano grueso, mismos que se observan en la figura 42.

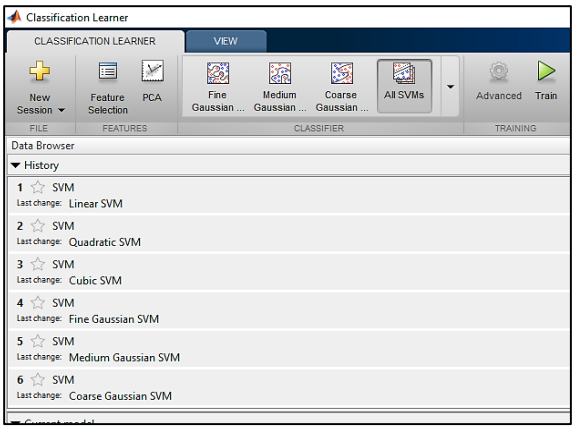


Figura 42. Requerimientos de entrenamiento con SVM'S.

Fuente: El autor.

- Una vez que se obtiene las predicciones y porcentajes de validación del entrenamiento de SVM'S, estas se exportan al "Workspace" del Matlab®. Posteriormente, se determina el error de clasificación, mediante la siguiente codificación:

```
   load nombre_archivo %Se carga el arhivo del Classification
Learner

   X = trainedClassifier1.ClassificationSVM.X;
   Y= trainedClassifier1.ClassificationSVM.Y;
   X=table2array(X);
   yfit = trainedClassifier1.predictFcn(X);
   figure, plot(yfit,'ro')
   hold on, grid on
   plot(Y,'b+')
   legend('RespMaquinaVectorial','RespReal')
   title('Máquina de Soporte Vectorial')
   xlabel('Número de Datos')
   ylabel('Falla')

   error=abs(mean(Y-yfit)) %Muestra el error del Clasificador.
```

- Finalmente, la selección de la familia Wavelet ideal se fundamenta en base al porcentaje de validación y error de clasificación.

6.4 Algoritmo de visualización

Una vez que se identifica la familia Wavelet ideal en base al análisis establecido en el punto 6.3.1, se procede a realizar el algoritmo de visualización para el diagnóstico de fallas. El algoritmo que se detalla en esta sección se complementa con la realizada en el punto 6.3.

6.4.1 Sección 1: Lectura de la señal temporal

En primera instancia, se realiza la lectura y el almacenamiento de la señal temporal que debe ser seleccionada mediante la ruta de acceso del archivo de audio como se detalla en la figura 43.

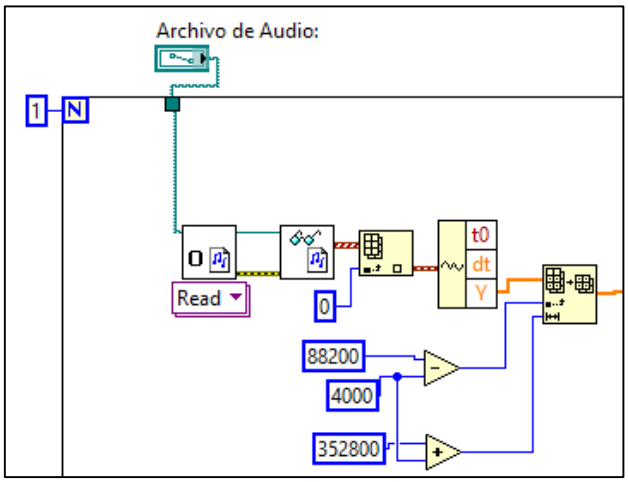


Figura 43. Lectura y procesamiento de la señal temporal.

Fuente: El autor.

6.4.2 Sección 2: Transformada y filtro paso cero

Posterior a la lectura y almacenamiento, se realiza la transformada wavelet discreta de la señal original mediante el comando Wavelet Packet, en el mismo se ha de especificar la wavelet ideal para el caso de estudio, mediante el análisis detallado en 6.3.1.

Seguidamente se realiza un filtro paso cero de los coeficientes wavelet para permitir el paso de frecuencias más bajas y atenuar las frecuencias más altas, como se detalla en la figura 44.

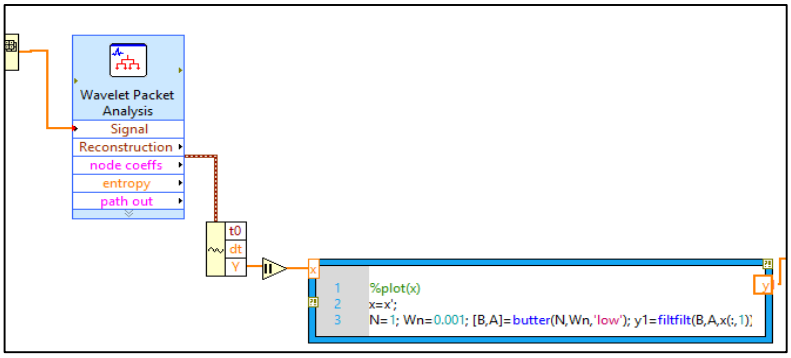


Figura 44. Selección de Wavelet ideal por medio de la opción "Wavelet Packet".

Fuente: El autor.

6.4.3 Sección 3: Partición de la señal

En esta sección se realiza una partición de la señal filtrada a 2 segundos, para aumentar la base de datos previo al análisis de parámetros estadísticos, como se aprecia en la figura 45.

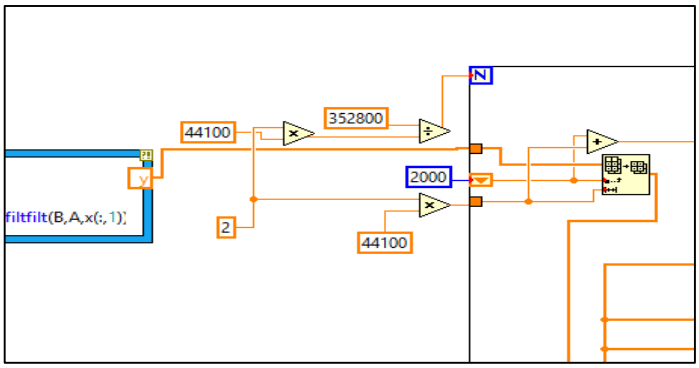


Figura 45. Partición de la señal temporal a 2 segundos.

Fuente: El autor.

6.4.4 Sección 4: Determinación de atributos y lectura de base de datos

Consecuentemente, se realiza la etapa de recopilación de atributos de cada señal; por lo tanto, se genera la matriz estadística y se almacena mediante el diagrama de bloques que se visualiza en la figura 36.

Seguidamente, se carga la matriz de atributos generada por la máquina de soporte vectorial mediante el comando "Matlab Script" misma que se detalla en la figura 46. Además, se adjudica el reconocimiento de fallas de la unidad experimental.

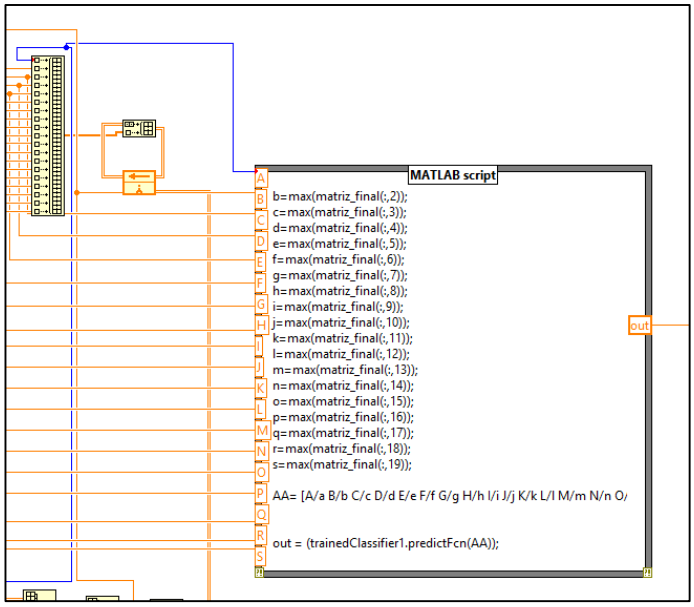


Figura 46.Sección de carga de la Maquina de soporte vectorial.

Fuente: El autor.

A continuación, se describe la codificación empleada para el reconocimiento de la base de datos de la SVM:

```
path(path,'Ruta de acceso de máquina de soporte vectorial');
load('matriz_final');
load('svm_final');

a=max(matriz_final(:,1)); % Número de picos
b=max(matriz_final(:,2)); % Distancia entre picos
c=max(matriz_final(:,3)); % Energía
d=max(matriz_final(:,4)); % Potencia
e=max(matriz_final(:,5)); % Asimetría
f=max(matriz_final(:,6)); % Kurtosis
g=max(matriz_final(:,7)); % Máximo
h=max(matriz_final(:,8)); % Mínimo
i=max(matriz_final(:,9)); % Factor Cresta
j=max(matriz_final(:,10)); % RMS
k=max(matriz_final(:,11)); % Mean
l=max(matriz_final(:,12)); % D. Estándar
m=max(matriz_final(:,13)); % Varianza
n=max(matriz_final(:,14)); % Coeficientes de Variación
o=max(matriz_final(:,15)); % Mediana
p=max(matriz_final(:,16)); % Media Recortada
q=max(matriz_final(:,17)); % Moda
r=max(matriz_final(:,18)); % Entropía
s=max(matriz_final(:,19)); % Área

AA= [A/a B/b C/c D/d E/e F/f G/g H/h I/i J/j K/k...
L/l M/m N/n O/o P/p Q/q R/r S/s];
out = (trainedClassifier1.predictFcn(AA));
```

6.4.5 Sección 5: Análisis de respuestas mediante un bucle comparativo

Se realiza una optimización del algoritmo por medio de un bucle comparativo para determinar la anomalía real de respuesta, debido a que la matriz de confusión genera resultados "no reales". Al generarse cuatro códigos de falla, se analiza cuál de estos valores se repite para finalmente adjudicar la falla que compete a la almacenada dentro de la base de datos. La codificación utilizada es:

```
% Comparación de cuatro valores equivalentes
if F1 == F2 & F2 ==F3 & F3==F4 & F1==F4
f_final=F1;

% Comparación de tres valores equivalentes
else if F1==F2 & F2==F3 & F1==F3
      f_final=F1;

else if F2 == F3 & F3==F4 & F2==F4
      f_final=F2;

else if F1==F4 & F3==F4 & F1==F3
      f_final=F1;

else if F1== F4 & F1==F2 & F2==F4
      f_final=F1;

% Comparación de dos valores equivalentes
else if F1==F2
      f_final=F1;

else if F1== F3
      f_final=F1;

else if F1== F4
  f_final = F1;

else if F2 == F3
  f_final = F2;

else if F2 == F4
  f_final = F2;

else if F3== F4
f_final=F3;

% Todos sus códigos son distintos
else if F1 ~= F2 & F2~=F3 & F3~=F4 & F1~=F4
f_final=1111111;

  end
  end
  end
      end
      end
```

```
        end
        end
        end
        end
        end
        end
end
```

La explicación del funcionamiento del bucle comparativo consiste en:

- Comparación 1: Si los cuatro valores de respuesta son equivalentes, el resultado de la anomalía real es uno de sus códigos repetitivos.

- Comparación 2: Si tres de los cuatro valores de respuesta son equivalentes, el resultado de la anomalía real es uno de sus códigos repetitivos.

- Comparación 3: Si dos de los cuatro valores de respuesta son equivalentes, el resultado de la anomalía real es uno de sus códigos repetitivos.

- Para este punto, los códigos restantes, generalmente representan valores distintos, en consecuencia, se justifica la utilización de esta comparación.

- Valores diferentes: Si los cuatro valores de respuesta son diferentes, es representativo de que la muestra temporal corresponde a otra anomalía o su adquisición fue deficiente (Delgado C, 2018).

6.4.6 Sección 6: Visualización y determinación de la falla final

Finalmente, el algoritmo realiza el reconocimiento de la falla y la relaciona con un identificador que muestra visualmente el elemento o sección del motor que se encuentra en mal funcionamiento, el diagrama de bloques se muestra en la figura 47.

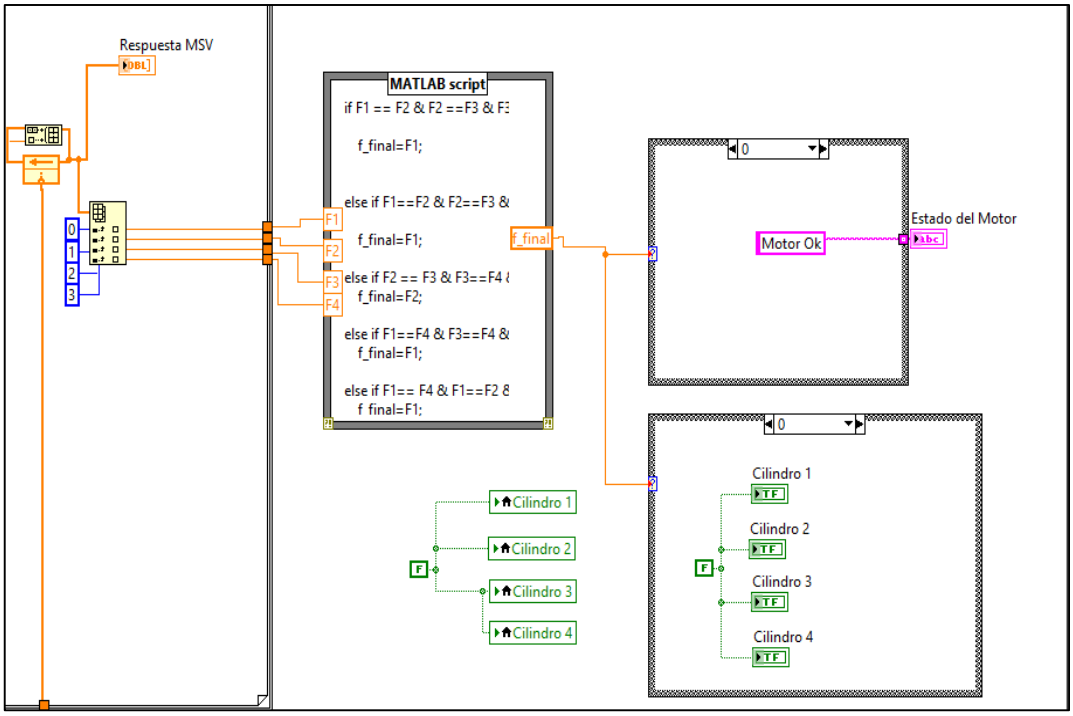


Figura 47. Sección de detección de falla temporal.

Fuente: El autor.

6.5 Algoritmo para determinar la Wavelet más eficiente

Para adquirir resultados más precisos y exactos de las Maquinas de Soporte Vectorial se establece un algoritmo con la finalidad de analizar y comparar entre dos señales, el reconocimiento de la Wavelet ideal para cualquier caso de estudio.

6.5.1 Sección 1: Etapa de procesamiento de las Maquinas de soporte Vectorial

En la figura 48, se ilustra el esquema del procesamiento de las Máquinas de Soporte Vectorial.

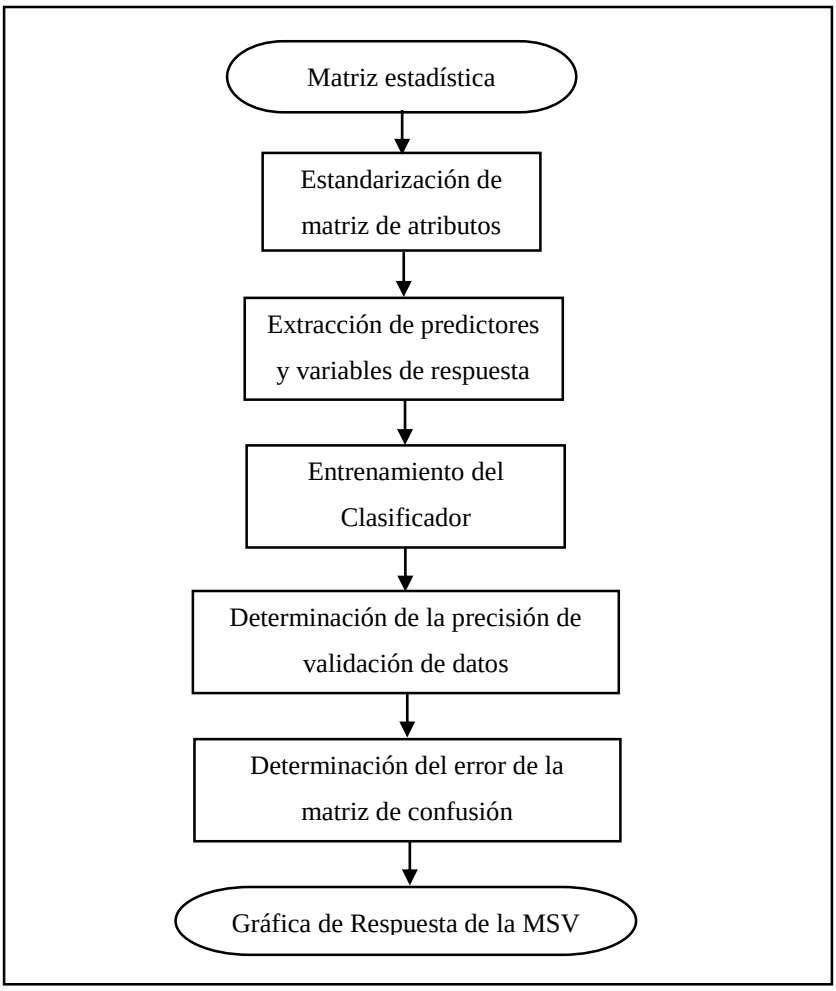


Figura 48. Flujograma para el procesamiento de las Máquinas de Soporte Vectorial.

Fuente: El autor.

En primera instancia, se parte del algoritmo realizado hasta el punto 6.3.2, por lo tanto, se procede a elaborar una codificación que se encarga de procesar la matriz final de forma correcta para el entrenamiento del clasificador; en el cual se utiliza el comando "Matlab Script".

Una vez importada la matriz estadística, se almacena y se procede a estandarizar los datos para obtener resultados con mayor precisión mediante la siguiente codificación:

```
   Clc
   close all
matriz_final=A;
norm=max(matriz_final);
norm=max(matriz_final);
c1=(matriz_final(:,1))/(norm(1,1)); % Número de picos
c2=(matriz_final(:,2))/(norm(1,2)); % Distancia entre picos
c3=(matriz_final(:,3))/(norm(1,3)); % Energía
```

```
c4=(matriz_final(:,4))/(norm(1,4)); % Potencia
c5=(matriz_final(:,5))/(norm(1,5)); % Asimetría
c6=(matriz_final(:,6))/(norm(1,6)); % Kurtosis
c7=(matriz_final(:,7))/(norm(1,7)); % Máximo
c8=(matriz_final(:,8))/(norm(1,8)); % Mínimo
c9=(matriz_final(:,9))/(norm(1,9)); % Factor Cresta
c10=(matriz_final(:,10))/(norm(1,10)); % RMS
c11=(matriz_final(:,11))/(norm(1,11)); % Promedio
c12=(matriz_final(:,12))/(norm(1,12)); % Desviación Estándar
c13=(matriz_final(:,13))/(norm(1,13)); % Varianza
c14=(matriz_final(:,14))/(norm(1,14)); % Coef de Variación
c15=(matriz_final(:,15))/(norm(1,15)); % Mediana
c16=(matriz_final(:,16))/(norm(1,16)); % Media Recortada
c17=(matriz_final(:,17))/(norm(1,17)); % Moda
c18=(matriz_final(:,18))/(norm(1,18)); % Entropía
c19=(matriz_final(:,19))/(norm(1,19)); % Área
c20=(matriz_final(:,20)); % Falla

  m_norm= [c1 c2 c3 c4 c5 c6 c7 c8 c9 c10 c11 c12...
           c13 c14 c15 c16 c17 c18 c19 c20];
```

La siguiente sección de la codificación, reestablece el clasificador entrenado y su respectiva precisión; el código recrea el modelo de clasificación en aplicación a lo que se desee analizar.

- Como variables de entrada se tiene los datos importados de la matriz y se los convierten en tabla. De la misma manera, el código que se detalla a continuación procesa los datos de forma correcta para el entrenamiento del clasificador, en este se extrae los predictores y variables de respuesta, para lo cual se utiliza el comando “inputTable”, la codificación utilizada es:

```
inputTable = array2table(m_norm, 'VariableNames'...   %Ingreso
de matriz

    , {'column_1', 'column_2', 'column_3'...
    , 'column_4', 'column_5', 'column_6'...
    , 'column_7', 'column_8', 'column_9'...
    , 'column_10', 'column_11', 'column_12'...
    , 'column_13', 'column_14', 'column_15'...
    , 'column_16', 'column_17', 'column_18'...
    , 'column_19', 'column_20'});
```

```
predictorNames = {'column_1', 'column_2', 'column_3'... %Se
definen las variables predictoras
          , 'column_4','column_5', 'column_6'...
          ,'column_7', 'column_8', 'column_9'...
          , 'column_10', 'column_11', 'column_12'...
          ,'column_13','column_14', 'column_15'...
          , 'column_16', 'column_17', 'column_18'...
          , 'column_19'};


predictors = inputTable(:, predictorNames);
response = inputTable.column_20; % Se definen las variables de
respuesta.
isCategoricalPredictor = [false, false, false, false...
          , false, false, false, false, false, false...
          , false, false, false, false, false, false...
          , false, false, false];
```

- A continuación, se realiza la estructura del entrenamiento del clasificador; el siguiente código especifica todas las opciones del clasificador y realiza el entrenamiento respectivo. La codificación utilizada es:

```
template = templateSVM(...
    'KernelFunction', 'polynomial', ... %Se selecciona el
modelo de SVM
    'PolynomialOrder', 3, ... %Se selecciona el tipo de SVM
    'KernelScale', 0.85, ... %Se selecciona la escala Kernel
    'BoxConstraint', 1, ...
    'Standardize', true);  %Se elige si se trabaja o no con
datos estandarizados
classificationSVM = fitcecoc(...
    predictors, ...
    response, ...
    'Learners', template, ...
```

```
    'Coding', 'onevsone', ...
    'ClassNames', [0; 100]);
```

- Posteriormente, se crea la estructura del resultado con una función de predicción, es decir, se selecciona la entrada de la matriz o tabla y devuelve predicciones para la respuesta. En esta sección es recomendable incluir solo las columnas de los predictores, además se agrega campos adicionales a la estructura del resultado. Se utiliza en esta codificación el comando "predictorExtractionFcn", mismo que se detalla a continuación:

```
predictorExtractionFcn = @(x) array2table(x, 'VariableNames',
predictorNames);
svmPredictFcn = @(x) predict(classificationSVM, x);
trainedClassifier.predictFcn = @(x)
svmPredictFcn(predictorExtractionFcn(x));
```

- Acto seguido, se extrae las variables de predictores y la variable de respuesta, en esta sección se convierte de igual manera la entrada en tabla, la siguiente codificación es:

```
InputTable = array2table(m_norm, 'VariableNames'...
      , {'column_1', 'column_2', 'column_3'...
      , 'column_4', 'column_5', 'column_6'...
      , 'column_7', 'column_8', 'column_9'...
      , 'column_10', 'column_11', 'column_12'...
      , 'column_13', 'column_14', 'column_15'...
      , 'column_16', 'column_17', 'column_18'...
      , 'column_19', 'column_20'});

predictorNames = {'column_1', 'column_2', 'column_3'...
```

```
    , 'column_4', 'column_5', 'column_6', 'column_7'...
    , 'column_8', 'column_9', 'column_10', 'column_11'...
    , 'column_12', 'column_13', 'column_14', 'column_15'...
    , 'column_16', 'column_17', 'column_18', 'column_19'};
predictors = inputTable(:, predictorNames);
response = inputTable.column_20;
isCategoricalPredictor = [false, false, false, false...
           , false, false,false, false, false, false...
           , false, false, false, false,false, false...
           , false, false, false];
```

- Una vez establecido las variables predictoras, se procede a realizar la validación cruzada, es decir, se devuelve un clasificador SVM particionado con opciones adicionales especificadas por uno o más argumentos, en este caso se especifica "5" la proporción de muestras retenidas o analizadas como se muestra en la siguiente línea de programación:

```
partitionedModel                                          =
crossval(trainedClassifier.ClassificationSVM, 'KFold', 5);
```

- Luego, se establece la precisión en porcentaje de validación; en este caso se muestra la puntuación de precisión global para cada modelo de SVM. Se utiliza el comando: "validationAccuracy", mismo que se detalla a continuación:

```
validationAccuracy = 1 - kfoldLoss(partitionedModel, 'LossFun',
'ClassifError')
```

- Posteriormente, se calculan las predicciones y puntajes de validación con el siguiente comando:

```
[validationPredictions,          validationScores]          =
kfoldPredict(partitionedModel);
```

- Seguido, se realiza la lectura del clasificador con las variables de respuesta mediante la codificación que se muestra a continuación:

```
X = trainedClassifier.ClassificationSVM.X;
Y= trainedClassifier.ClassificationSVM.Y;
X=table2array(X);
```

- Finalmente, se grafica la respuesta de la máquina de soporte vectorial mediante la siguiente codificación y se muestra el diagrama de bloques detallado en la figura 49.

```
% Grafica de la MSV
yfit = trainedClassifier.predictFcn(X);
figure, plot(yfit,'ro')
hold on, grid on
plot(Y,'b+')
legend('RespMaquinaVectorial','RespReal')
title('Máquina de Soporte Vectorial')
xlabel('Número de Datos')
ylabel('Falla')
%Error de Clasificación
error=abs(mean(Y-yfit))
```

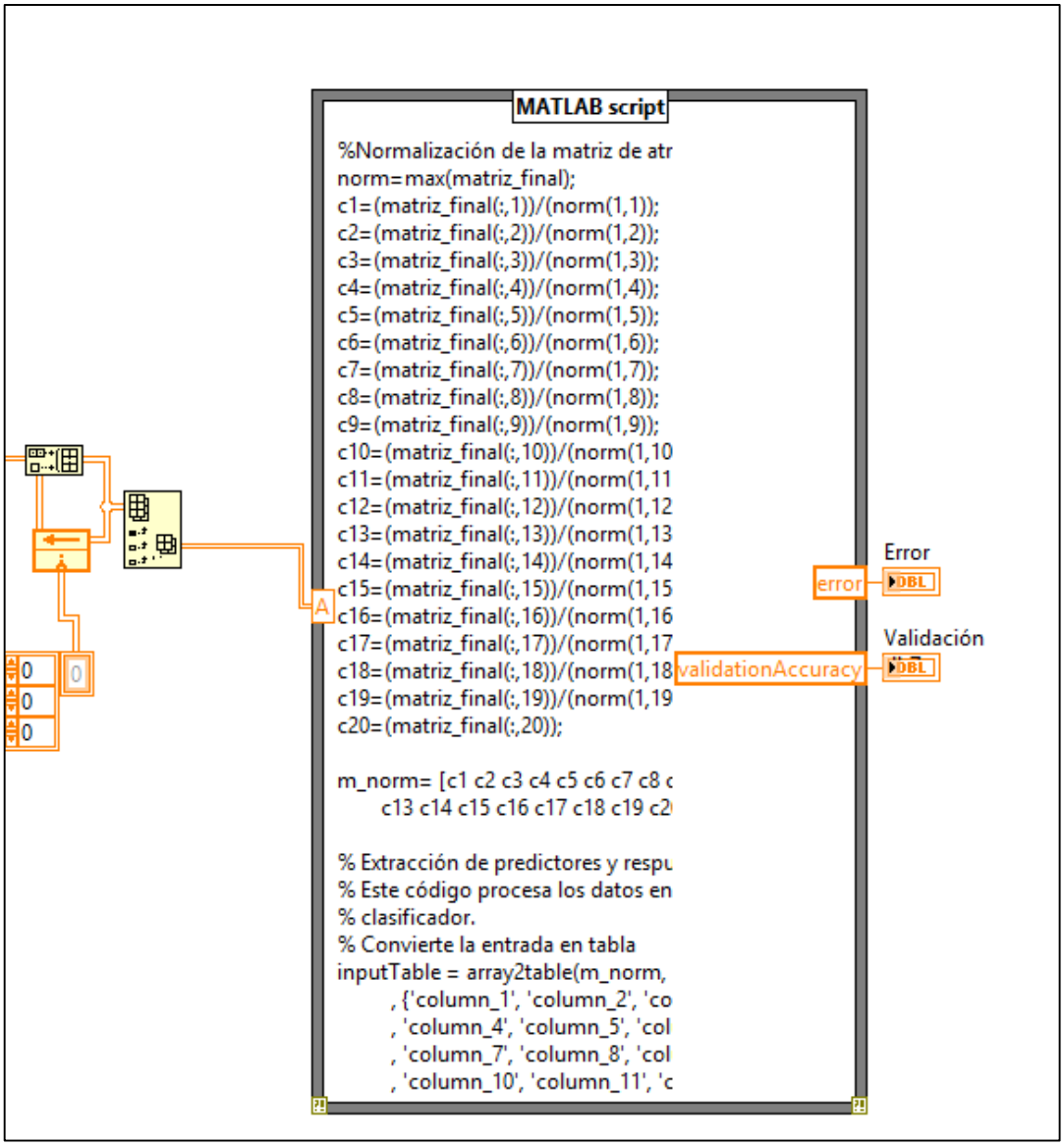


Figura 49. Etapa de procesamiento de MSV.

Fuente: El Autor.

6.5.2 Sección 2: Bucle comparativo de las familias Wavelet

El protocolo para describir el desarrollo del bucle comparativo de las familias Wavelet se detalla en la figura 50.

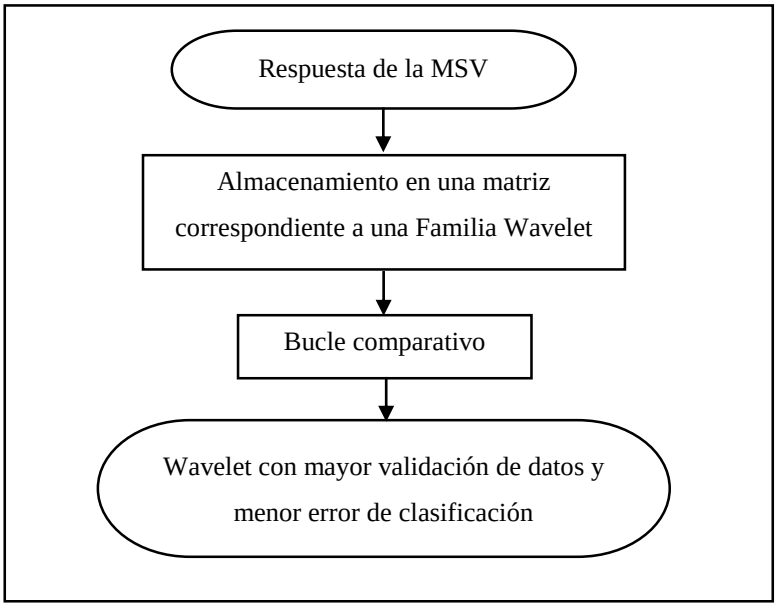


Figura 50. Flujograma para el desarrollo del bucle comparativo.

Fuente: El Autor.

En esta sección se realiza un bucle comparativo mediante el comando "Matlab script", en el cual se realiza una serie de comparaciones para seleccionar entre los distintos niveles el tipo de Wavelet ideal para la familia Daubechies.

- Primeramente, se cargan los valores de respuesta de la Maquina de Soporte vectorial, como es la Validación de datos y el error en la matriz de confusión, y se almacenan en una matriz que contiene los niveles de dicha familia, en este caso, se cargan los 14 niveles que posee la familia Daubechies, como se observa en la figura 51.

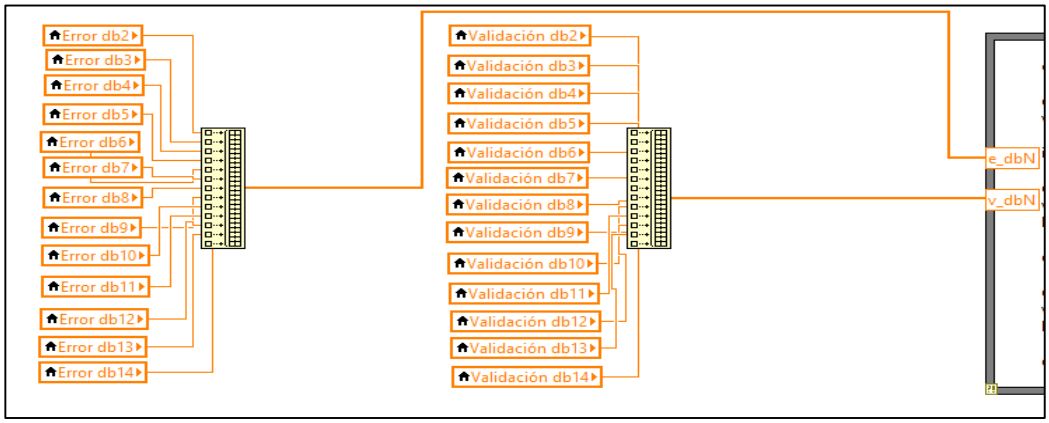


Figura 51. Etapa de almacenamiento de respuestas de la SVM de la familia Daubechies.

Fuente: El autor.

- Los datos almacenados se dirigen al “Matlab Script” para realizar la comparación y determinación de la wavelet ideal. La codificación se muestra a continuación.

```
clc
error = e_dbN;
validacion = v_dbN;


if error(1,1)==0 & validacion(1,1)== max(validacion)
error_dbN = error (1,1);
validacion_dbN = validacion (1,1);
Db_ideal = 'Daubechies_02'

else if error(1,2)==0 & validacion(1,2)== max(validacion)

error_dbN = error (1,2);
validacion_dbN = validacion (1,2);
Db_ideal = 'Daubechies_03'


else if error(1,3)==0 & validacion(1,3)== max(validacion)

error_dbN = error (1,3);
validacion_dbN = validacion (1,3);
Db_ideal = 'Daubechies_04'


else if error(1,4)==0 & validacion(1,4)== max(validacion)

error_dbN = error (1,4);
validacion_dbN = validacion (1,4);
Db_ideal = 'Daubechies_05'


else if error(1,5)==0 & validacion(1,5)== max(validacion)
```

El bucle comparativo se realiza mediante un comando “if”, es decir, se efectúa una comparación en el cual se establece que:

- “Si el error de clasificación es muy cercano a cero y la validación de datos se aproximada al 100%”, la selección de la wavelet ideal es aquella que cumple con estos parámetros. Para finalizar, la comparación se realiza entre los diferentes niveles de la familia Wavelet Daubechies. El procedimiento se repite para todas las familias seleccionadas para el caso de estudio como se muestra en las figuras 52, 53, 54 y 55.

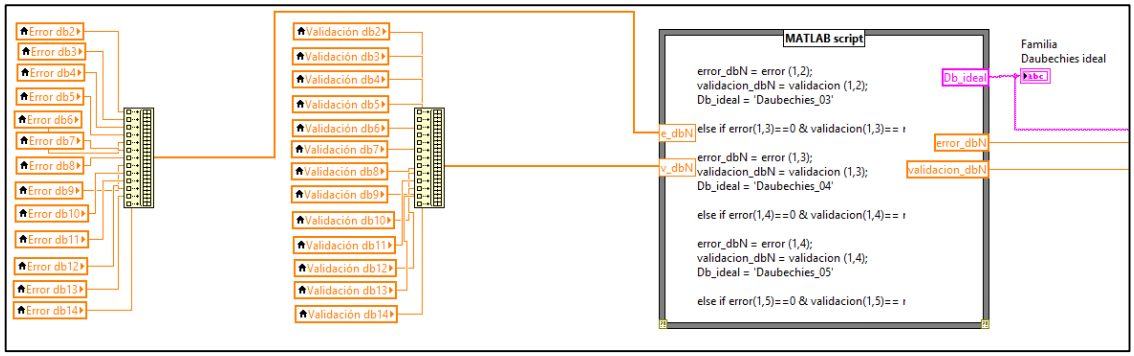


Figura 52. Bucle comparativo de las respuestas de la SVM de la familia Daubechies.

Fuente: El autor.

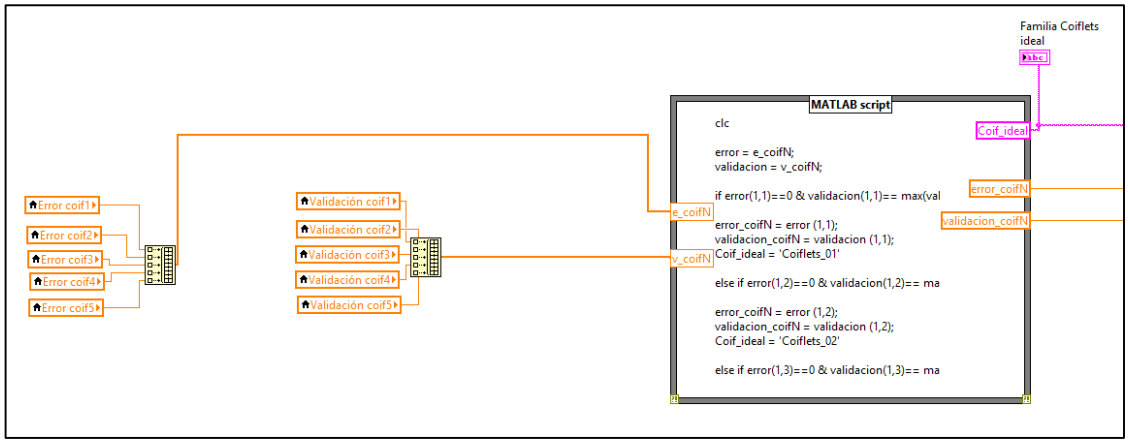


Figura 53. Bucle comparativo de las respuestas de la SVM de la familia Coiflets.

Fuente: El autor.

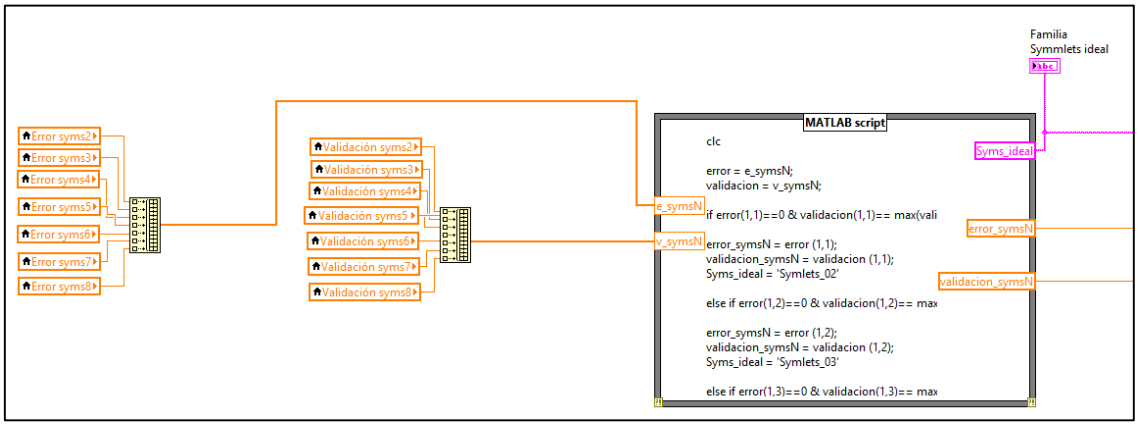


Figura 54. Bucle comparativo de las respuestas de la SVM de la familia Symlets.

Fuente: El autor.

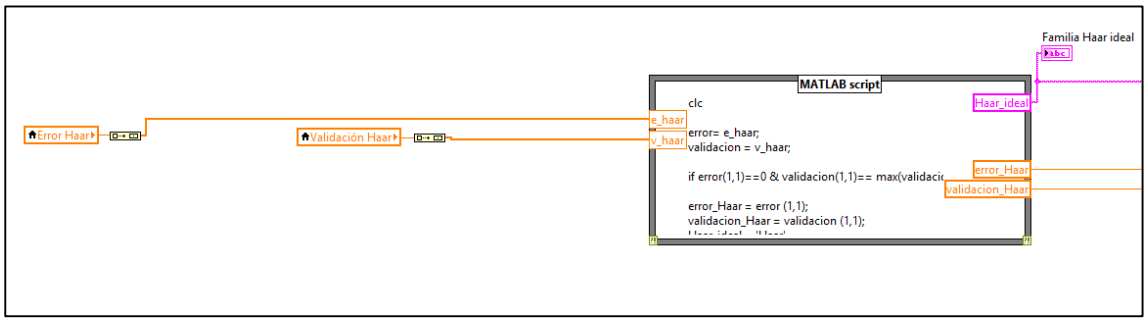


Figura 55. Bucle comparativo de las respuestas de la SVM de la familia Haar.

Fuente: El autor.

6.5.3 Sección 3: Bucle comparativo para determinar la Wavelet ideal

Para finalizar, se toma en consideración el bucle comparativo que se describe en el punto 6.5.2. Por lo tanto, se establece mediante un comando "if" las familias Wavelet que se acerquen aún más a los parámetros detallados con anterioridad, es decir, se elige la wavelet ideal a partir de los cuatro resultados con mayor índice de validación y bajo error de clasificación que se obtuvieron de la comparación en la sección preliminar como se observa en la figura 56. La codificación empleada es:

```
clc

error = e_wavelet;
validacion = v_wavelet;
```

```
if error(1,1)==0 & validacion(1,1)== max(validacion)

wavelet_ideal = Db_ideal

else if error(1,2)==0 & validacion(1,2)== max(validacion)

wavelet_ideal = Coif_ideal

else if error(1,3)==0 & validacion(1,3)== max(validacion)

wavelet_ideal = Syms_ideal

else if error(1,4)==0 & validacion(1,4)== max(validacion)

wavelet_ideal = Haar_ideal


    end

    end

    end

end
```

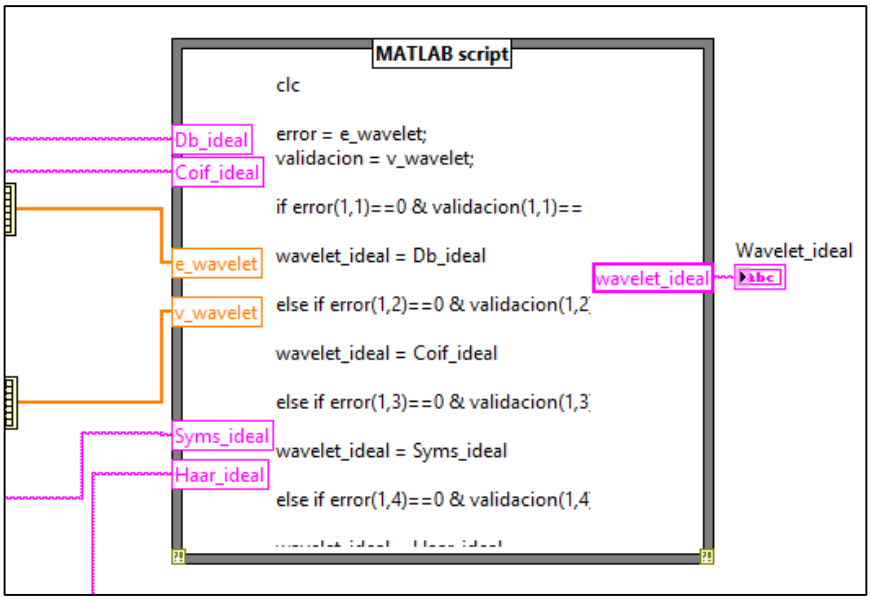


Figura 56. Bucle comparativo para determinar la Wavelet ideal.

Fuente: El autor.

6.6 Funcionamiento del algoritmo de visualización para el diagnóstico de fallas mecánicas

En la figura 57, se visualiza el ejecutable correspondiente al algoritmo de visualización para determinar anomalías mecánicas en motores de encendido provocado, misma que está basada en la codificación detallada en el punto 6.4.6.

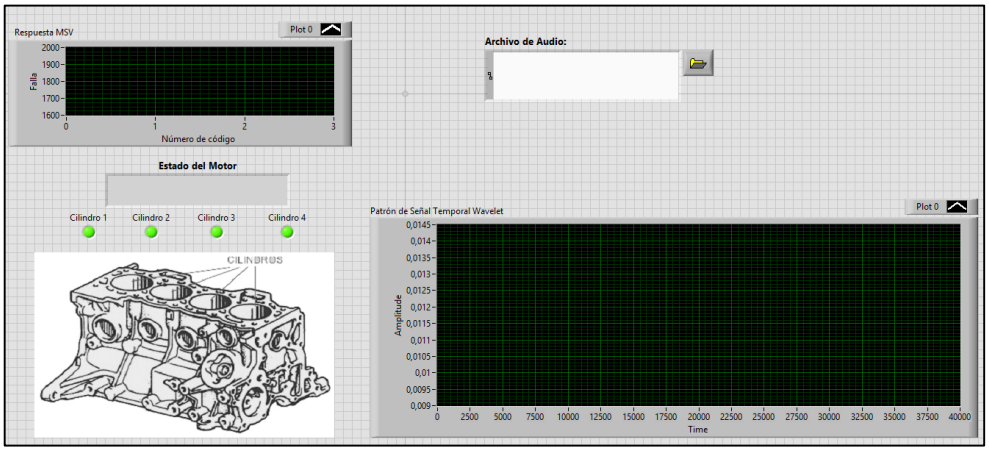


Figura 57. Plataforma para visualizar la falla detectada en el motor Hyundai Sonata 2.0 DOHC. .

Fuente: El autor.

En primera instancia, se debe ingresar la señal temporal a analizar, como se aprecia en la figura 58.

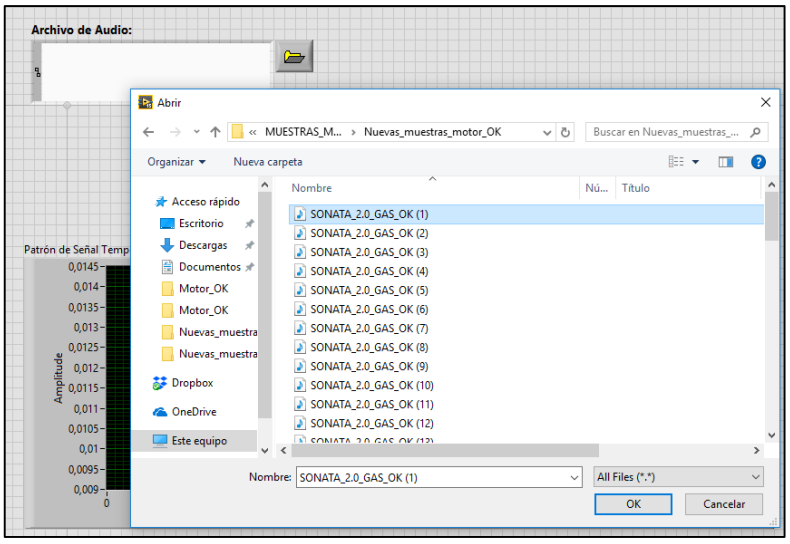


Figura 58. Selección de la señal temporal.

Fuente: El autor.

Acto seguido, se ejecuta el programa; y se procede a realizar el análisis de atributos de la señal temporal por cada 2 segundos, posteriormente se visualiza el código de anomalía para cada intervalo de partición de la señal, como se indica en la figura 59.

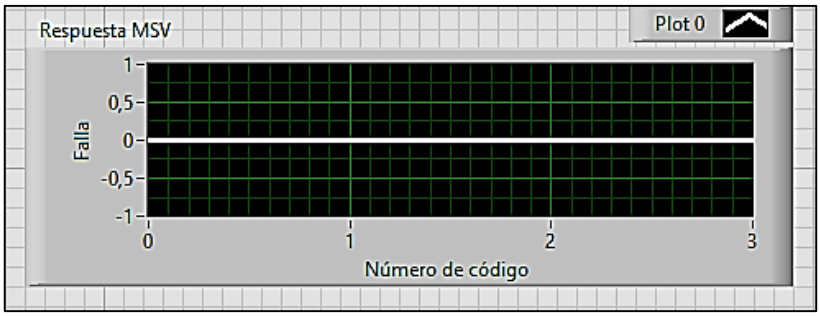


Figura 59. Representación de código de falla en intervalo de 2sg.

Fuente: El autor.

Finalmente, mediante el bucle comparativo que se detalla en el punto 6.5.3 se determina la falla diagnosticada en la unidad experimental y se presenta una visualización esquemática del lugar o sección en el que se encuentra la anomalía con el patrón de la señal temporal Wavelet, como se observa en la figura 60.

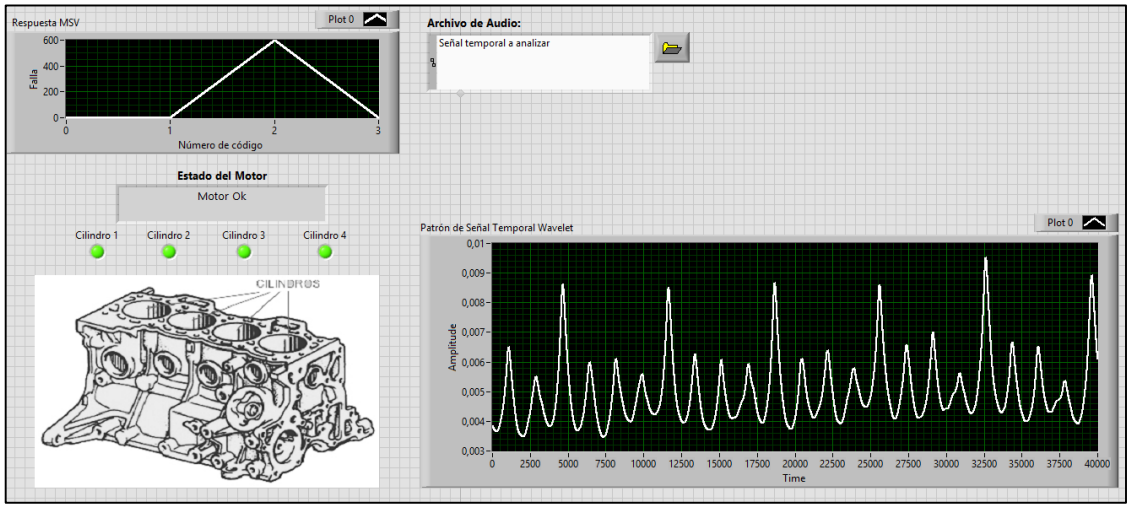


Figura 60. Resultado del algoritmo de visualización.

Fuente: El autor.

6.7 Funcionamiento del algoritmo para determinar la familia wavelet ideal

Al ejecutar la codificación que se describe en la sección 6.5, se visualiza la plataforma de control que indica el proceso para la selección de la wavelet ideal como se indica en la figura 61.

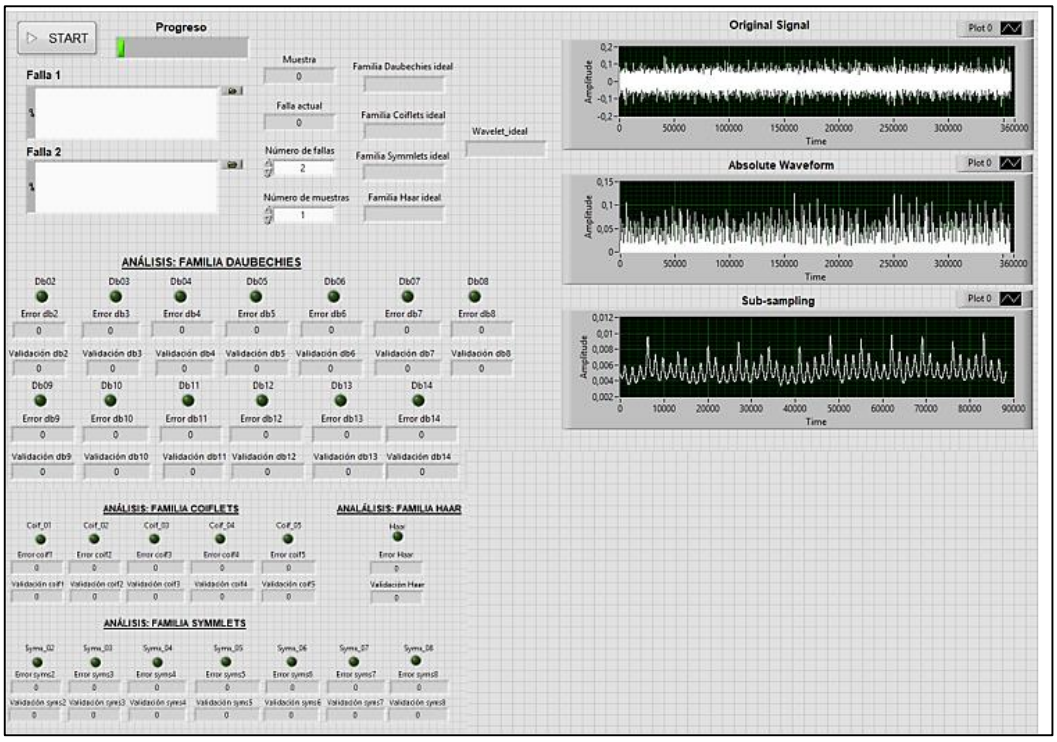


Figura 61. Plataforma para seleccionar la Wavelet ideal.

Fuente: El autor.

Para iniciar con el respectivo funcionamiento del algoritmo, de la misma manera que se describe en el punto 6.5, se selecciona como dato de entrada la señal temporal correspondiente la anomalía mecánica que se desea analizar, en la figura 62 se detalla el procedimiento.

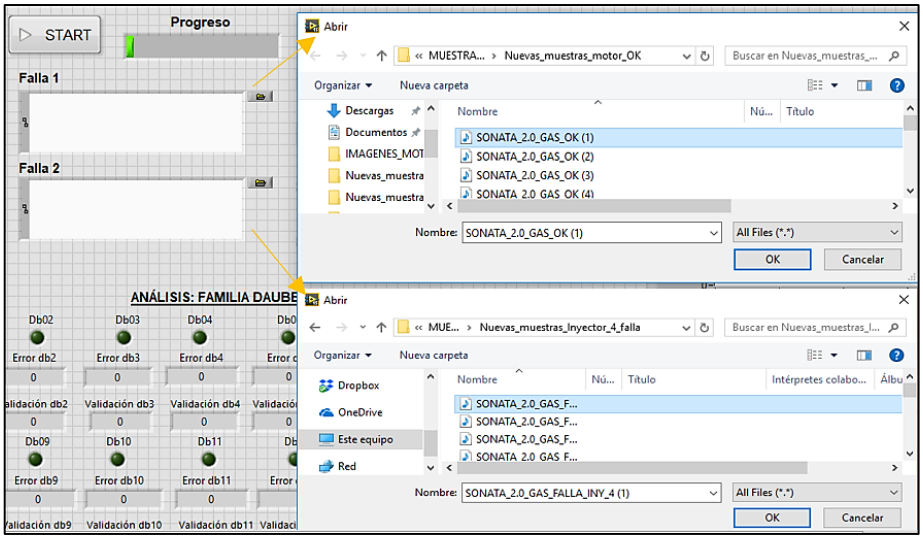


Figura 62. Plataforma para seleccionar la Wavelet ideal.

Fuente: El autor.

Consecuentemente, se selecciona la cantidad de muestras por cada señal temporal que se va a analizar, seguidamente se ejecuta el programa con el botón "start" y se visualiza el avance del proceso de manera general, como se observa en la figura 63.

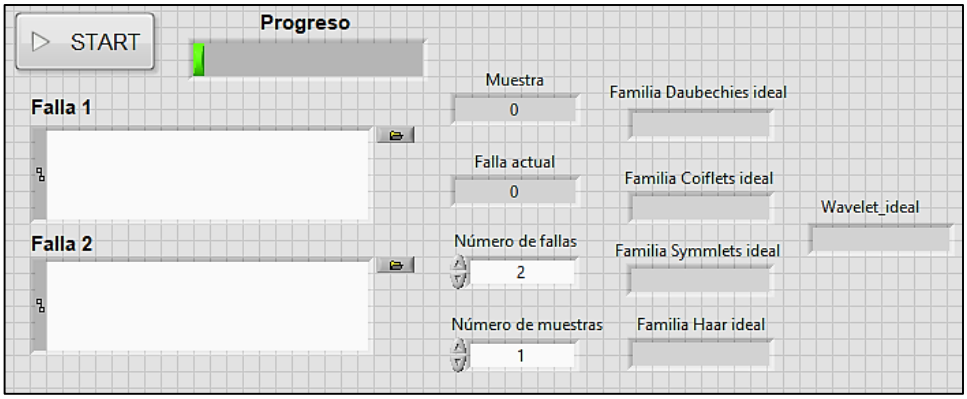


Figura 63. Selección de muestras – ejecución del programa.

Fuente: El autor.

Posteriormente, el algoritmo realiza el análisis de atributos de cada señal temporal por cada 2 segundos, como se indica en la figura 64.

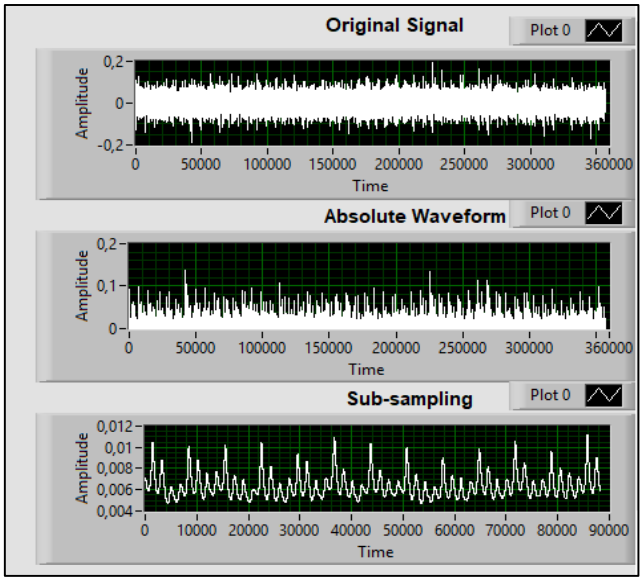


Figura 64. Ventanas de la Señal temporal analizada.

Fuente: El autor.

Finalmente, el algoritmo muestra las respuestas analizadas por cada familia Wavelet y mediante el bucle de comparación detallado en el punto 6.5.3 se determina la wavelet ideal. El porcentaje de validación y error de clasificación de datos se detalla en la figura 65.

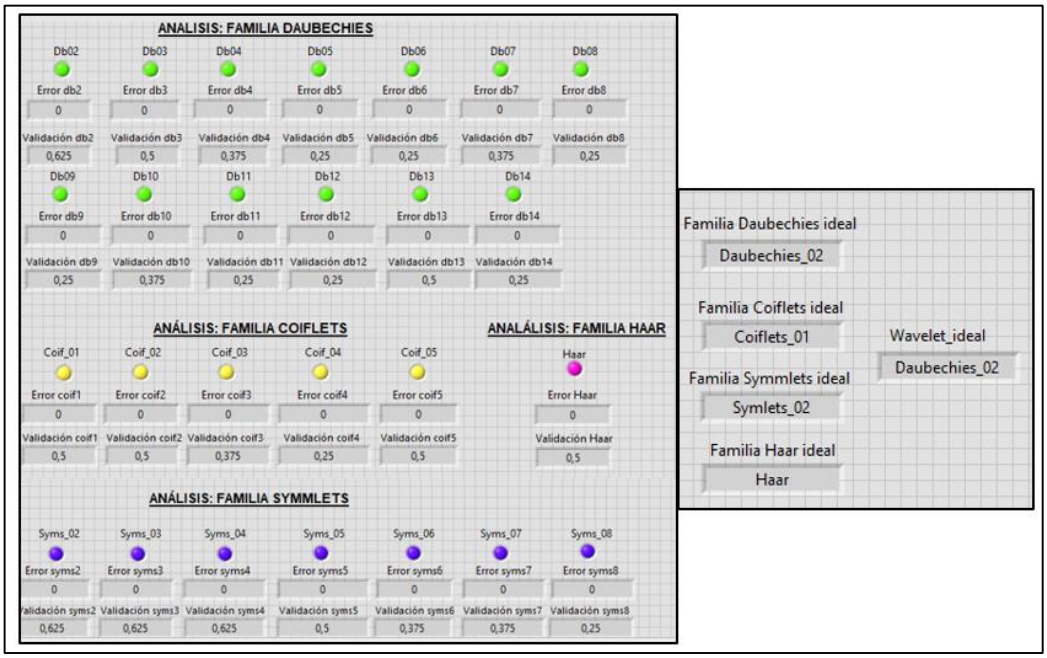


Figura 65. Elección de la Wavelet ideal.

Fuente: El autor.

7. ANALISIS DE RESULTADOS

7.1 Resultados de clasificación mediante Maquinas de Soporte Vectorial

Para el caso de estudio, se realiza el análisis mediante la plataforma de aplicaciones que presenta Matlab®, por medio de la composición de distintas configuraciones de modelos matemáticos, se establece una categorización eficiente para la detección de fallas temporales. En la tabla 15 se observa los modelos de máquinas de soporte vectorial utilizados para el experimento.

Tabla 15. Modelos de Maquinas de Soporte Vectorial.

Fuente: El autor.

N.-	Tipo de SVM	Simbología	Fuente
1	Lineal		(Mathworks, 2018)
2	Cuadrático		(Mathworks, 2018)
3	Cúbico		(Mathworks, 2018)
4	Gaussiano Fino		(Mathworks, 2018)
5	Gaussiano Medio		(Mathworks, 2018)
6	Gaussiano Grueso		(Mathworks, 2018)

7.1.1 Resultados de Clasificación con escala Kernel Automático.

Para determinar el modelo matemático que cumpla con los parámetros correspondientes a un valor de error de clasificación cercano a cero y un alto porcentaje de validación de datos, se procede a analizar cada una de las familias Wavelet Madre descritas en el punto 6.3.1. En las siguientes tablas se observan los resultados para cada modelo de máquina de soporte vectorial.

Tabla 16. Respuesta de MSV Lineal.

Fuente: El autor.

WAVELET	ANÁLISIS	
	SVM LINEAL [VALIDACION (%)]	SVM LINEAL [ERROR (%)]
Db 4	82.6	5.7765
Db 5	82.8	5.1515
Db 6	82.9	2.0455
Db 7	83.0	0.9091
Db 8	81.5	4.7348
Db 9	81.7	5.9470
Db 10	81.1	9.9242
Db 11	80.7	6.5530
Db 12	81.6	3.5853
Db 13	81.0	2.7841
Db 14	79.6	4.6296
Haar	86.8	5.1852
Coif 1	83.8	2.5926
Coif 2	82.3	5.4444
Coif 3	81.7	5.0185
Coif 4	81.5	6.3704
Coif 5	80.3	6.6111
Sym 2	84.5	2.3889
Sym 3	82.6	13.2778
Sym 4	82.2	8.8704
Sym 5	82.0	2.3889
Sym 6	82.0	8.5556
Sym 7	81.4	9.6667
Sym 8	81.4	6.0926

En la tabla 16, se muestra la respuesta del entrenamiento de la Máquina de Soporte Vectorial con modelado lineal, en el cual, el tipo de Wavelet con mayor porcentaje de validación y menor error de clasificación respectivamente para la Familia Daubechies es: [Db 07] con 83.0% y 0.90%, para la Familia Haar es: [Haar] con 86.8% y 5.18%, para la Familia Coiflets es: [Coif 01] con 83.1% y 2.59%, por último, para la familia Symlets es: [Sym 02] con 84.5% y 2.38%.

Tabla 17. Respuesta de MSV Cuadrático.

Fuente: El autor.

WAVELET	ANÁLISIS	
	SVM CUADRÁTICO [VALIDACION (%)]	**SVM CUADRÁTICO [ERROR (%)]**
Db 4	84.8	3.3712
Db 5	84.8	0.3409
Db 6	84.8	0.3030
Db 7	84.5	1.8561
Db 8	83.7	1.9129
Db 9	84.4	1.0038
Db1 0	83.9	1.7235
Db 11	83.5	0.2462
Db 12	83.4	6.8023
Db 13	83.5	4.7917
Db 14	81.2	1.8148
Haar	88.0	4.5185
Coif 1	85.9	5.2407
Coif 2	84.8	0.6296
Coif 3	83.8	5.3519
Coif 4	83.3	1.1617
Coif 5	82.9	2.5000
Sym 2	86.2	0.7593
Sym 3	84.8	5.7407
Sym 4	84.3	1.6667
Sym 5	84.1	1.2222
Sym 6	84.4	2.8333
Sym 7	83.7	2.9074
Sym 8	83.7	0.4630

En la tabla 17, se muestra la respuesta del entrenamiento de la Máquina de Soporte Vectorial con modelado cuadrático, en el cual, el tipo de Wavelet con mayor porcentaje de validación y menor error de clasificación respectivamente para la Familia Daubechies es: [Db 06] con 84.8% y 0.30%, para la Familia Haar es: [Haar] con 88.0% y 4.51%, para la Familia Coiflets es: [Coif 02] con 84.8% y 0.62%, por último, para la familia Symlets es: [Sym 02] con 86.2% y 0.75%.

Tabla 18. Respuesta de MSV Cúbico.

Fuente: El autor.

WAVELET	ANÁLISIS	
	SVM CÚBICO [VALIDACION (%)]	SVM CÚBICO [ERROR (%)]
Db 4	84.3	3.0492
Db 5	83.8	1.3068
Db 6	84.3	3.4470
Db 7	83.8	1.6856
Db 8	83.4	0.7197
Db 9	83.1	1.5909
Db 10	83.5	2.1402
Db 11	83.0	3.2765
Db 12	82.4	4.5349
Db 13	83.3	0.4545
Db 14	79.9	1
Haar	86.9	2.9259
Coif 1	85.3	2.3333
Coif 2	83.8	1.3333
Coif 3	82.3	0.9630
Coif 4	82.6	1.7593
Coif 5	81.2	2
Sym 2	85.2	1.3148
Sym 3	84.2	1.5926
Sym 4	83.4	3.1481
Sym 5	82.4	2.4630
Sym 6	83.8	0.3889
Sym 7	82.1	2.0741
Sym 8	82.4	0.4444

En la tabla 18, se muestra la respuesta del entrenamiento de la Máquina de Soporte Vectorial con modelado cúbico, en el cual, el tipo de Wavelet con mayor porcentaje de validación y menor error de clasificación respectivamente para la Familia Daubechies es: [Db 13] con 83.3% y 0.45%, para la Familia Haar es: [Haar] con 86.9% y 2.92%, para la Familia Coiflets es: [Coif 03] con 82.3% y 0.9630%, por último, para la familia Symlets es: [Sym 06] con 83.8% y 0.38%.

Tabla 19. Respuesta de MSV Gaussiano Fino

Fuente: El autor.

WAVELET	ANÁLISIS	
	SVM GAUSS FINO [VALIDACION (%)]	SVM GAUSS FINO [ERROR (%)]
Db 4	68.5	3.3712
Db 5	67.6	1.6288
Db 6	68.7	2.2538
Db 7	68.5	0.6818
Db 8	68.7	2.4242
Db 9	69.4	8.3144
Db 10	70.4	7.2348
Db 11	70.1	2.6326
Db 12	71.4	1.9767
Db 13	70.4	0.0947
Db 14	69.1	5.7037
Haar	75.0	9.3148
Coif 1	72.0	2.6481
Coif 2	70.6	1.6111
Coif 3	68.4	0.2407
Coif 4	69.7	0.4074
Coif 5	69.8	1.5741
Sym 2	70.3	1.4630
Sym 3	69.4	7.2037
Sym 4	68.5	3
Sym 5	67.4	2.2222
Sym 6	69.4	0.5370
Sym 7	68.9	4.7778
Sym 8	69.4	0.9444

En la tabla 19, se muestra la respuesta del entrenamiento de la Máquina de Soporte Vectorial con modelado gaussiano fino, en el cual, el tipo de Wavelet con mayor porcentaje de validación y menor error de clasificación respectivamente para la Familia Daubechies es: [Db 13] con 70.4% y 0.09%, para la Familia Haar es: [Haar] con 75.0% y 9.31%, para la Familia Coiflets es: [Coif 03] con 68.4% y 0.24%, por último, para la familia Symlets es: [Sym 06] con 69.4% y 0.53%.

Tabla 20. Respuesta de MSV Gaussiano Medio.

Fuente: El autor.

WAVELET	ANÁLISIS	
	SVM GAUSS MEDIO [VALIDACION (%)]	**SVM GAUSS MEDIO [ERROR (%)]**
Db 4	82.3	3.3712
Db 5	81.8	1.6288
Db 6	82.2	2.2538
Db 7	82.2	0.6818
Db 8	81.8	2.4242
Db 9	81.5	8.3144
Db 10	81.3	7.2348
Db 11	80.4	2.6326
Db 12	81.0	1.9767
Db 13	81.2	0.0947
Db 14	78.6	5.7037
Haar	85.4	9.3148
Coif 1	82.9	2.6481
Coif 2	82.7	1.6111
Coif 3	81.7	0.2407
Coif 4	81.3	0.4074
Coif 5	80.3	1.5741
Sym 2	83.5	1.4630
Sym 3	82.5	7.2037
Sym 4	82.2	3
Sym 5	81.6	2.2222
Sym 6	81.7	0.5370
Sym 7	80.9	4.7778
Sym 8	81.1	0.9444

En la tabla 20, se muestra la respuesta del entrenamiento de la Máquina de Soporte Vectorial con modelado gaussiano medio, en el cual, el tipo de Wavelet con mayor porcentaje de validación y menor error de clasificación respectivamente para la Familia Daubechies es: [Db 13] con 81.2% y 0.09%, para la Familia Haar es: [Haar] con 85.4% y 9.31%, para la Familia Coiflets es: [Coif 03] con 81.7% y 0.24%, por último, para la familia Symlets es: [Sym 06] con 81.7% y 0.53%.

Tabla 21. Respuesta de MSV Gaussiano Grueso.

Fuente: El autor.

WAVELET	ANÁLISIS	
	SVM GAUSS GRUESO [VALIDACION (%)]	SVM GAUSS GRUESO [ERROR (%)]
Db 4	76.2	10.6439
Db 5	76.3	2.5758
Db 6	76.0	3.9773
Db 7	76.3	0.4735
Db 8	75.6	2.3295
Db 9	75.0	0.7576
Db 10	74.4	6.6098
Db 11	73.8	1.4583
Db 12	75.4	3.9147
Db 13	74.2	1.7992
Db 14	72.4	2.8704
Haar	80.2	13.1296
Coif 1	77.7	11
Coif 2	76.5	8.6481
Coif 3	75.4	4.1617
Coif 4	74.7	0.7963
Coif 5	73.8	2.2037
Sym 2	77.3	15.1296
Sym 3	76.2	9.2222
Sym 4	76.2	8.5556
Sym 5	75.4	2.7778
Sym 6	75.6	5.7963
Sym 7	74.9	2.6852
Sym 8	74.2	5.6481

En la tabla 21, se muestra la respuesta del entrenamiento de la Máquina de Soporte Vectorial con modelado gaussiano grueso, en el cual, el tipo de Wavelet con mayor porcentaje de validación y menor error de clasificación respectivamente para la Familia Daubechies es: [Db 07] con 76.3% y 0.47%, para la Familia Haar es: [Haar] con 80.2% y 13.12%, para la Familia Coiflets es: [Coif 04] con 74.7% y 0.79%, por último, para la familia Symlets es: [Sym 05] con 75.4% y 2.77%.

Como simplificación de resultados, en la tabla 22, se observan las familias Wavelet que más se adecúan a los parámetros descritos con anterioridad para la selección ideal en el procesamiento de señales temporales.

Tabla 22. Modelos ideales para la categorización de datos.

Fuente: El autor.

WAVELET	**MÁQUINAS DE SOPORTE VECTORIAL**	
SVM LINEAL	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR DE CLASIFICADOR [%]**
DB7	83.0	0.9091
SVM CUADRÁTICO	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR DE CLASIFICADOR [%]**
DB5	84.8	0.3409
DB6	84.8	0.3030
DB11	83.5	0.2462
COIF2	84.8	0.6296
SYM2	86.2	0.7593
SYM8	83.7	0.4630
SVM CÚBICO	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR DE CLASIFICADOR [%]**
DB8	83.4	0.7197
DB13	83.3	0.4545
SYM6	83.8	0.3889

De la misma manera, en las figuras: 66, 67, 68 y 69, se representa la proporcionalidad de las respuestas de cada Máquina de Soporte Vectorial competente a la validación de datos y al error de clasificación.

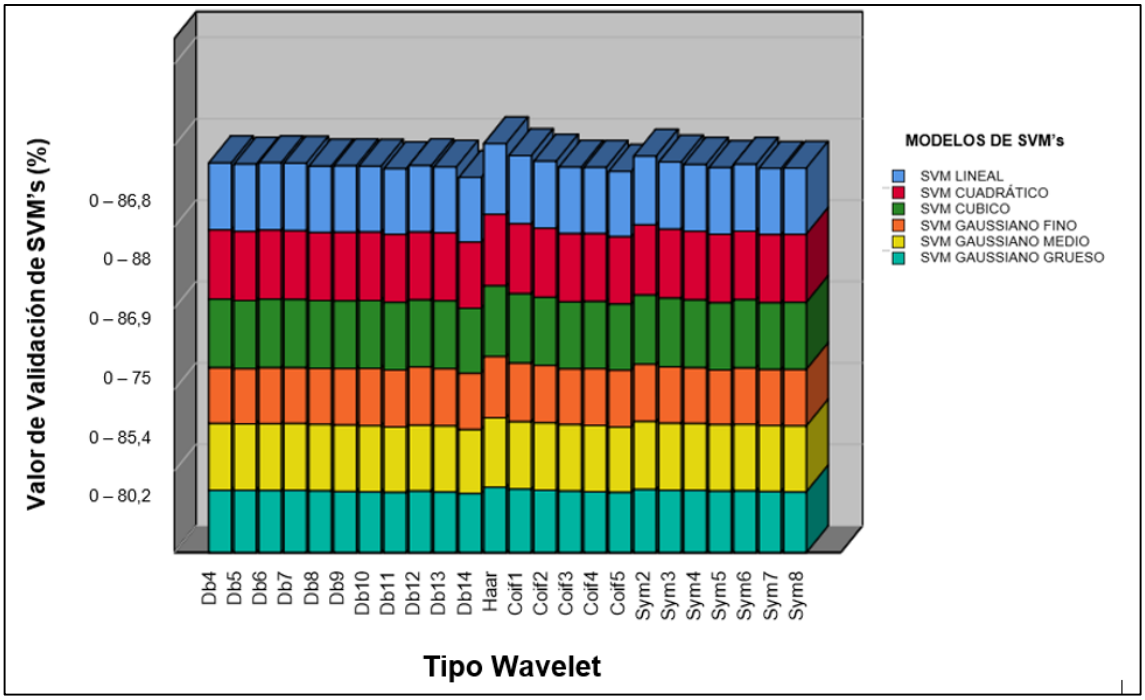


Figura 66. Diagrama de barras correspondiente a la Validación de cada Máquina de Soporte Vectorial.

Fuente: El autor.

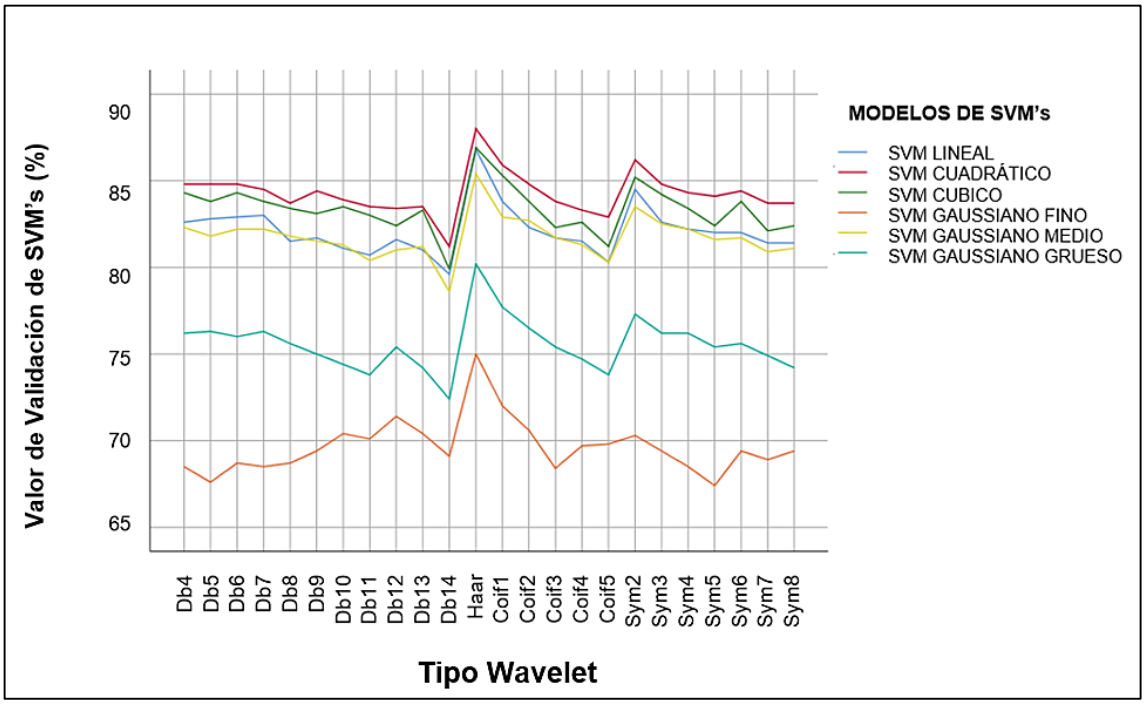


Figura 67. Variabilidad de datos correspondiente a la Validación de cada Máquina de Soporte Vectorial.

Fuente: El autor.

Mediante el análisis que se detalla en la figuras 66 y 67, se determina que, el entrenamiento con modelado cuadrático presenta resultados con mayor porcentaje de precisión para cada Wavelet en comparación a los otros modelados, por tal razón, la wavelet que cumple con este parámetro a una escala kernel "automático" corresponde al tipo [Haar], el mismo, con 88% de precisión exhibe el mayor porcentaje. Caso contrario ocurre con modelado Gaussiano fino, el cual, denota valores de precisión relativamente bajos para cada Wavelet.

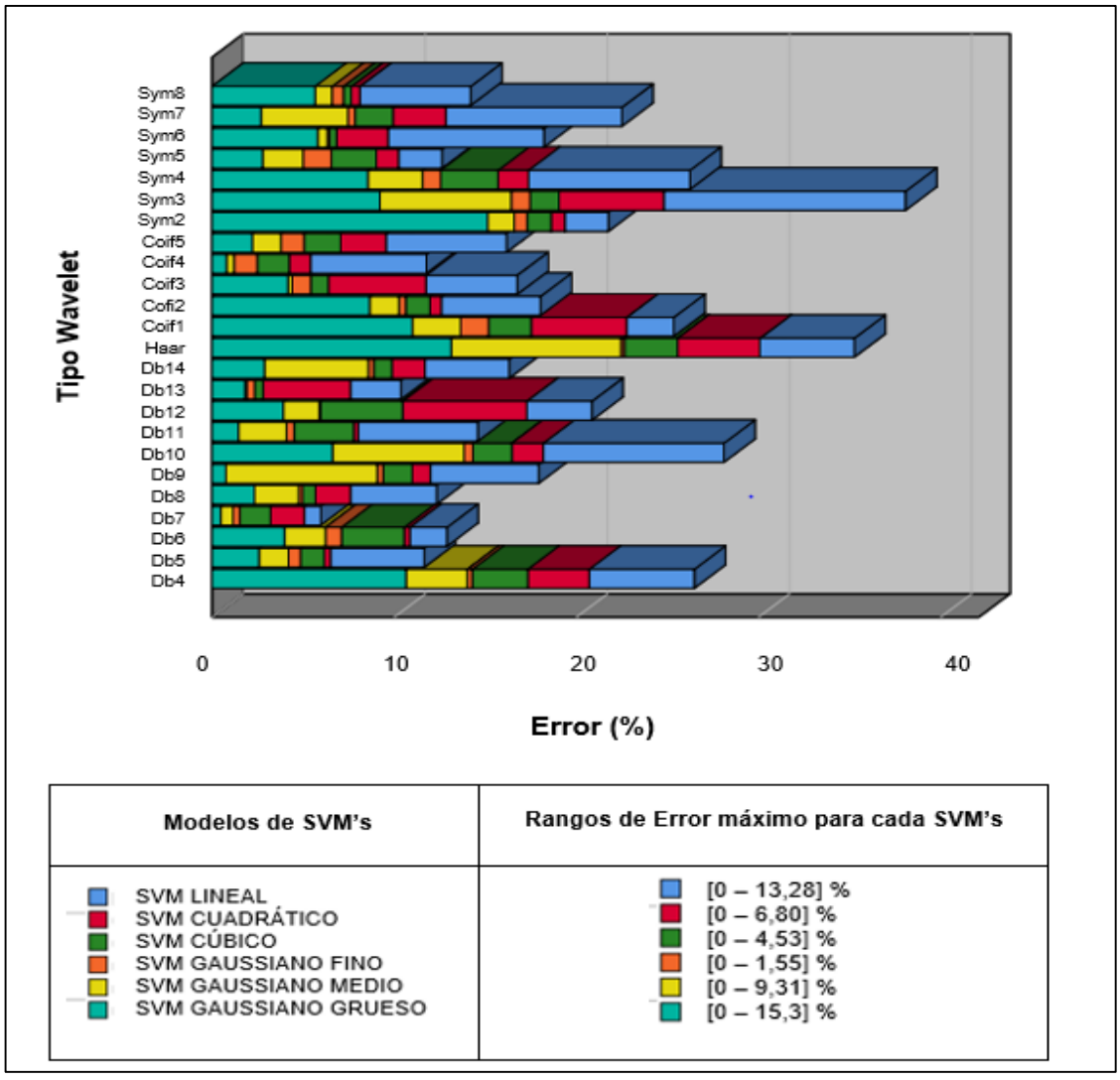


Figura 68. Diagrama de barras correspondiente al error de clasificación de cada Máquina de Soporte Vectorial.

Fuente: El autor.

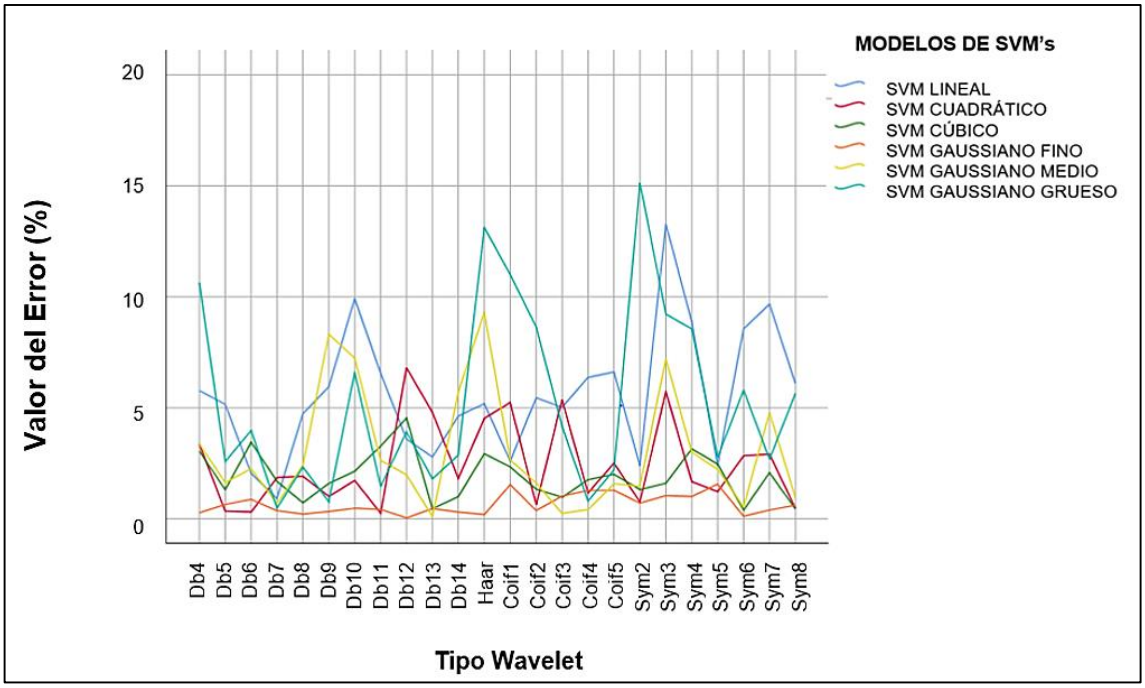


Figura 69. Variabilidad de datos correspondiente al error de clasificación de cada Máquina de Soporte Vectorial. Fuente: El autor.

En las figuras 68 y 69, se observa la variabilidad del error para cada modelo de SVM., en consecuencia, el análisis con modelado Gaussiano fino determina un porcentaje de error menor para todos los tipos de wavelet que se consideran para el presente estudio. Se concluye que, las wavelets [Db 12] y [Sym 6] con valores de 0.00% presentan el porcentaje más bajo de error en comparación a los demás; por el contrario, el modelado que exhibe resultados altos de error es Gaussiano grueso.

7.1.2 Resultados de Clasificación con variación de escala Kernel

Mediante los resultados obtenidos en la tabla 22, correspondientes a los mejores tipos de Wavelet en escala Kernel "automático", se procede a utilizar los mismos para variar la escala Kernel; de modo que, se optimice el análisis para adquirir resultados más precisos en la respectiva categorización de datos. En consecuencia, se realiza una variación de la escala en dos fases; la primera varía con valores absolutos de 1 a 6 y la segunda fase con valores decimales comprendidos entre 0 y 1, como se observa en las tablas 23 y 24.

- **Fase 1: Valores absolutos con escala Kernel de 1 a 6.**

Tabla 23. Respuesta de MSV al variar escala Kernel (1-3).

Fuente: El autor.

	ESCALA KERNEL					
WAVELET	**KERNEL = 1**		**KERNEL = 2**		**KERNEL = 3**	
SVM LINEAL	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**
DB7	84.9	1.7992	83.5	1.8182	82.7	0.3598
SVM CUADRÁTICO	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**
DB5	84.7	1.6098	85.3	3.0303	84.3	0.2273
DB6	85.6	1.0985	84.9	4.6780	84.6	3.2386
DB11	82.9	4.5644	83.9	3.4848	83.1	1.8750
COIF2	85.0	0.0926	84.6	0.0741	84.3	2.2037
SYM2	86.7	1.5370	86.6	0.3704	85.8	2.7407
SYM8	83.6	1.3704	83.7	1.5000	83.3	0.1667
SVM CÚBICO	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**
DB8	81.3	0.0379	82.7	1.2689	83.1	1.3068
DB13	80.6	0.3220	83.4	0.1326	83.2	3.8258
SYM6	80.5	0.1667	83.0	1.2963	83.6	0.5185

Como se detalla en la tabla 23, la respuesta del entrenamiento de la Máquina de Soporte Vectorial al variar la escala "Kernel" de 1 a 3, el tipo de Wavelet con mayor porcentaje de validación y menor error de clasificación respectivamente para la Familia Daubechies es: [Db 05] con 84.3% y 0.22%, a escala "3", para la Familia Coiflets es: [Coif 02] con 84.6% y 0.07% a escala "2", por último, para la familia Symlets es: [Sym 08] con 83.3% y 0.16% a escala "3".

Tabla 24. Respuesta de MSV al variar escala Kernel (4-6).

Fuente: El autor.

	ESCALA KERNEL					
WAVELET	**KERNEL = 4**		**KERNEL = 5**		**KERNEL = 6**	
SVM LINEAL	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**
DB7	82.0	2.6705	80.9	5.2083	79.9	5.9470
SVM CUADRÁTICO	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**
DB5	83.9	1.0606	82.5	2.8409	81.8	5.1326
DB6	83.6	2.2348	83.0	0.7576	82.4	0.0568
DB11	82.1	1.0417	81.3	4.3182	80.2	7.6136
COIF2	83.4	4.2593	82.9	3.1111	82.0	1.7778
SYM2	85.4	1.9444	84.3	3.1667	83.6	3.7407
SYM8	82.7	3.7593	81.9	3.6852	80.9	5.5000
SVM CÚBICO	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**
DB8	82.9	1.6098	82.5	1.3826	82.1	0.2652
DB13	82.9	4.6970	82.3	5.2083	81.7	1.3636
SYM6	83.6	2.7963	83.1	2.2407	82.9	3.1111

En la tabla 24, se ilustra la respuesta del entrenamiento de la Máquina de Soporte Vectorial al variar la escala "Kernel" de 4 a 6, en el cual, el tipo de Wavelet con mayor porcentaje de validación y menor error de clasificación respectivamente para la Familia Daubechies es: [Db 06] con 82.4% y 0.05%, a escala "6", para la Familia Coiflets es: [Coif 02] con 82.0% y 1.77% a escala "6", por último, para la familia Symlets es: [Sym 02] con 85.4% y 1.94% a escala "4".

La proporcionalidad de las respuestas de cada Máquina de Soporte Vectorial al variar la escala Kernel de 1 a 6, se visualiza en las figuras 70, 71, 72 y 73.

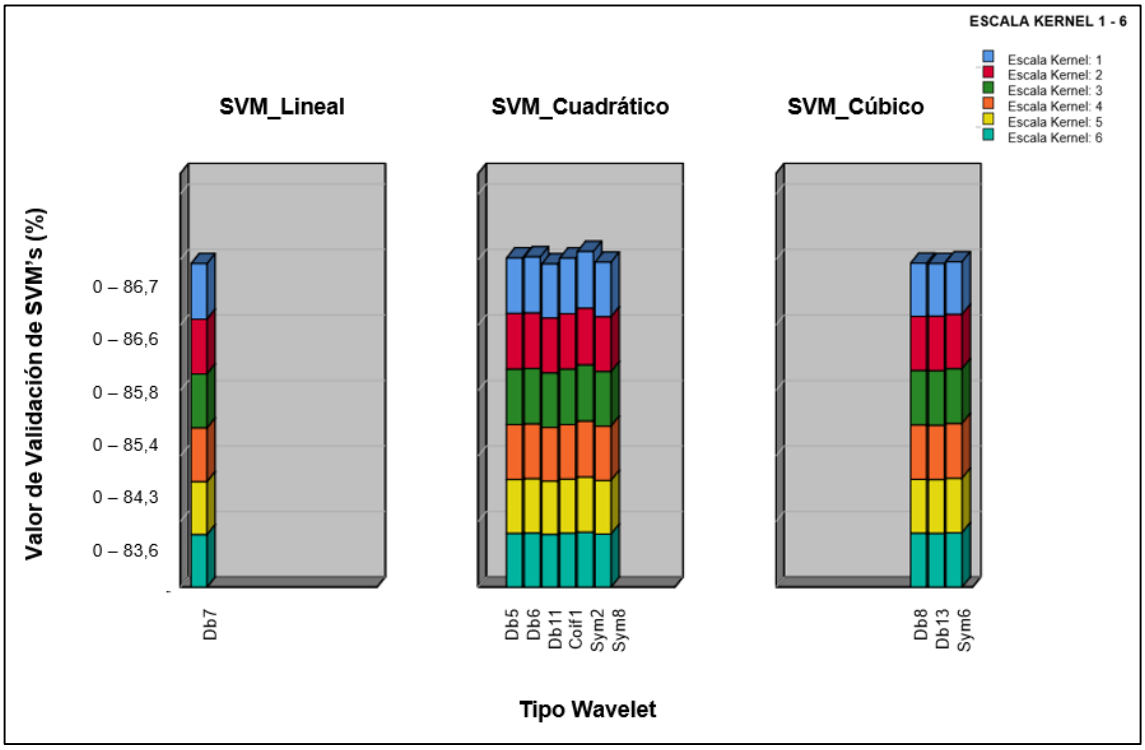


Figura 70. Diagrama de barras correspondiente a la validación de cada Máquina de Soporte Vectorial al variar la escala Kernel de 1 a 6.

Fuente: El autor.

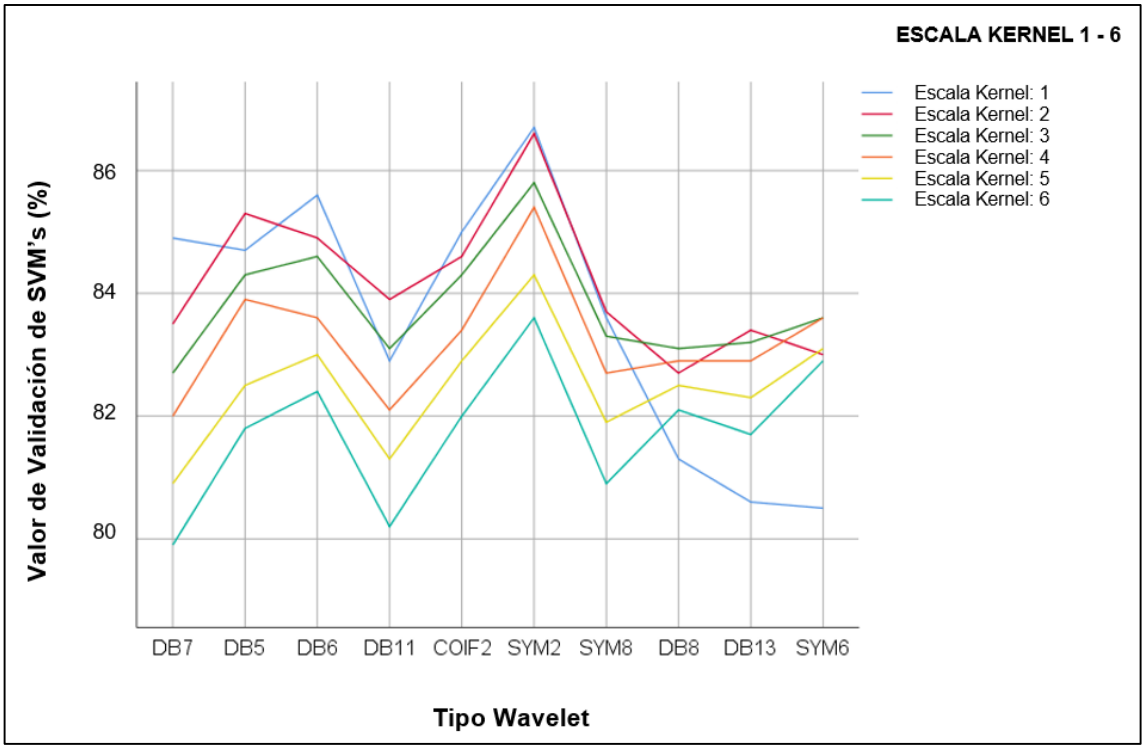


Figura 71. Variabilidad de datos correspondiente a la validación de cada Máquina de Soporte Vectorial al variar la escala Kernel de 1 a 6.

Fuente: El autor.

Como se observa en las figuras 70 y 71, se determina la variabilidad del porcentaje de validación de cada SVM al variar la escala Kernel; por lo tanto, la Wavelet con mayor porcentaje de precisión de datos es [Sym 02], en la cual, con valores superiores al 86% en escala Kernel "1" y "2" respectivamente, se establecen como los porcentajes más altos con modelado Cuadrático. Sin embargo, es evidente que el porcentaje de validación es relativamente bueno en todos los casos ya que supera el 80% para cada tipo de Wavelet.

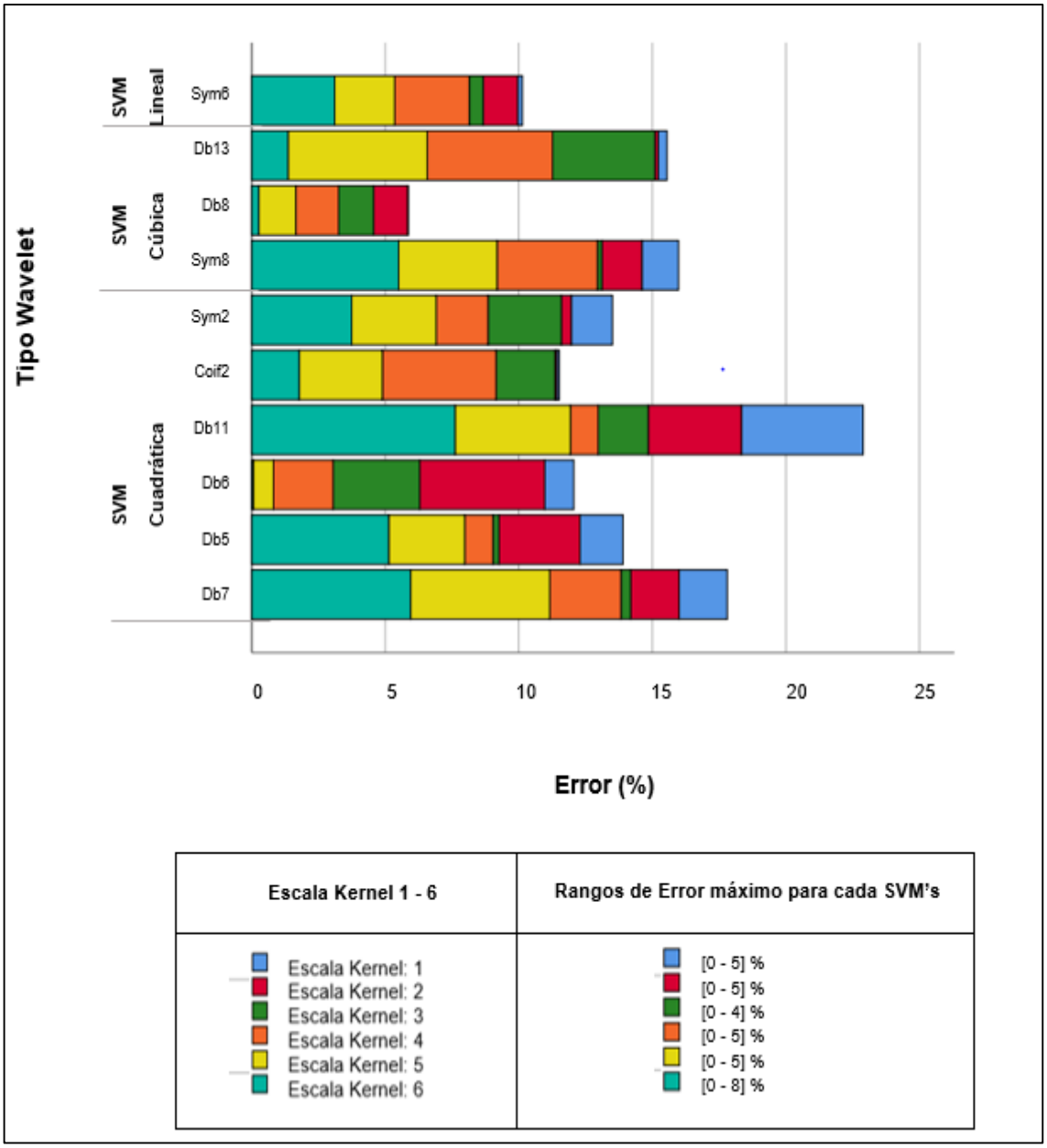


Figura 72. Diagrama de barras correspondiente al error de clasificación de cada Máquina de Soporte Vectorial al variar la escala Kernel de 1 a 6.

Fuente: El autor.

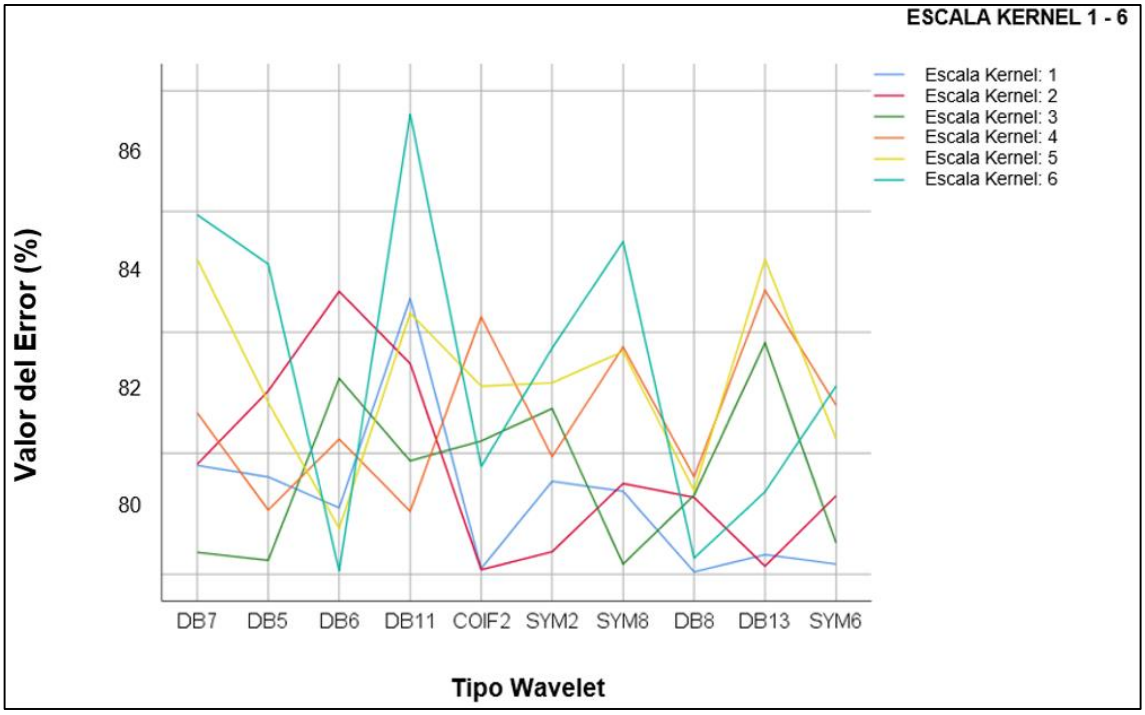


Figura 73. Variabilidad de datos correspondiente al error de clasificación de cada Máquina de Soporte Vectorial al variar escala Kernel de 1 a 6.

Fuente: El autor.

En las figuras 72 y 73, se muestra la variabilidad del error para cada modelo de SVM al variar la escala Kernel de forma manual; en consecuencia, se determina que el resultado con modelado Cuadrático para la wavelet [Coif 02] a escalas Kernel de "1" y "2" respectivamente denotan porcentajes aproximados al 0.01 %, mismos que exhiben un valor menor frente a los demás tipos de wavelets. Caso contrario ocurre con la wavelet [Db 11], al utilizar el mismo modelado de análisis presenta el valor más alto de error.

- **Fase 2: Valores decimales de escala de 0 – 1.**

  Los resultados que se categorizan en esta fase, se analizan a partir de la escala 0.30, debido a que, el uso de escalas menores conlleva a un gasto computacional excesivo y el tiempo de procesamiento es elevado. Desde la tabla 25 hasta la tabla 29 se muestran los siguientes resultados:

Tabla 25. Respuesta de MSV al variar escala Kernel (0.30 – 0.40).

Fuente: El Autor.

	ESCALA KERNEL					
WAVELET	**KERNEL = 0.30**		**KERNEL = 0.35**		**KERNEL = 0.40**	
SVM LINEAL	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**
DB7	85.7	6.1742	85.7	5.9470	85.6	4.8295
SVM CUADRÁTICO	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**
DB5	83.6	0.7765	83.6	1.1553	84.0	0.3409
DB6	84.4	1.2689	84.6	2.0833	82.6	2.3370
DB11	82.1	1.0985	82.1	2.1212	82.1	1.6098
COIF2	83.7	2.5741	84.0	2.0556	82.7	2.7536
SYM2	85.1	1.3519	85.4	1.5000	85.6	1.8148
SYM8	83.0	0.6111	83.0	0.0185	82.9	0.4074
SVM CÚBICO	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**
DB8	-	-	79.2	38.0114	77.9	6.6486
DB13	-	-	76.6	39.6053	77.1	5.8152
SYM6	-	-	75.5	-	77.5	4.6014
DB6	-	-	-	-	77.9	12.4275
COIF2	-	-	-	-	77.7	15.0362

En la tabla 25, se muestra la respuesta del entrenamiento de la Máquina de Soporte Vectorial al variar la escala "Kernel" de 0.30 a 0.40, en el cual, el tipo de Wavelet con mayor porcentaje de validación y menor error de clasificación respectivamente para la Familia Daubechies es: [Db 05] con 84.0% y 0.34%, a escala "0.40", para la Familia Coiflets es: [Coif 02] con 84.0% y 2.05% a escala "0.35", por último, para la familia Symlets es: [Sym 08] con 83.0% y 0.018% a escala "0.35".

Tabla 26. Respuesta de MSV al variar escala Kernel (0.45 – 0.55).

Fuente: El Autor.

	ESCALA KERNEL					
WAVELET	**KERNEL = 0.45**		**KERNEL = 0.50**		**KERNEL = 0.55**	
SVM LINEAL	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**
DB7	85.4	5.5682	85.4	4.6970	85.3	5.6061
SVM CUADRÁTICO	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**
DB5	84.1	0.0568	84.6	0.5492	84.7	0.0568
DB6	83.0	2.8804	83.2	1.8297	83.4	0.5254
DB11	82.5	2.1212	82.8	2.5189	82.4	2.8409
COIF2	83.3	3.1341	83.4	2.2101	83.7	2.2645
SYM2	85.5	2.1481	85.9	1.1852	86.1	0.6296
SYM8	83.3	0.8704	83.5	1.7222	83.5	1.7037
SVM CÚBICO	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**
DB8	78.5	0.6884	78.4	0.3442	78.4	0.0725
DB13	77.8	0	78.0	0	77.9	0
SYM6	78.9	1.9022	79.0	0.4710	78.8	0.0725
DB6	79.9	1.5942	80.2	0.3442	80.1	0.3261
COIF2	79.9	0.1087	79.9	0.0543	79.9	1.9384

En la tabla 26, se muestra la respuesta del entrenamiento de la Máquina de Soporte Vectorial al variar la escala "Kernel" de 0.45 a 0.55, en el cual, el tipo de Wavelet con mayor porcentaje de validación y menor error de clasificación respectivamente para la Familia Daubechies es: [Db 13] con 78.0% y 0%, a escala "0.50", para la Familia Coiflets es: [Coif 02] con 79.9% y 0.05% a escala "0.50", por último, para la familia Symlets es: [Sym 06] con 79.0% y 0.47% a escala "0.50".

Tabla 27. Respuesta de MSV al variar escala Kernel (0.60 – 0.70).

Fuente: El Autor.

	ESCALA KERNEL					
WAVELET	**KERNEL = 0.60**		**KERNEL = 0.65**		**KERNEL = 0.70**	
SVM LINEAL	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**
DB7	85.3	6.1742	85.2	5.7765	85.2	5.0379
SVM CUADRÁTICO	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**
DB5	84.6	0.3220	84.7	0.9470	84.7	1.2689
DB6	83.5	1.1775	83.5	1.9565	83.9	1.7572
DB11	82.7	2.9545	82.9	3.1629	82.8	3.2765
COIF2	83.8	1.6486	83.7	0.8152	84.0	1.1594
SYM2	86.1	1.0185	86.3	0.9630	86.2	1.3889
SYM8	83.6	1.9259	83.6	1.9630	83.8	2.2037
SVM CÚBICO	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**
DB8	78.4	0.1268	78.6	0	78.6	0
DB13	78.0	0	78.0	0	78.0	0
SYM6	79.0	0	78.8	0	78.8	0
DB6	80.0	0.2355	79.9	0.2355	79.9	0
COIF2	80.0	0	80.1	0.0181	80.1	0.0181

En la tabla 27, se muestra la respuesta del entrenamiento de la Máquina de Soporte Vectorial al variar la escala "Kernel" de 0.60 a 0.70, en el cual, el tipo de Wavelet con mayor porcentaje de validación y menor error de clasificación respectivamente para la Familia Daubechies es: [Db 08] con 78.6% y 0%, a escala "0.65", para la Familia Coiflets es: [Coif 02] con 80.0% y 0% a escala "0.60", por último, para la familia Symlets es: [Sym 06] con 79.0% y 0% a escala "0.60".

Tabla 28. Continuación III- Respuesta de MSV al variar escala Kernel (0.75 – 0.85).

Fuente: El Autor.

	ESCALA KERNEL					
WAVELET	**KERNEL = 0.75**		**KERNEL = 0.80**		**KERNEL = 0.85**	
SVM LINEAL	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**
DB7	85.2	5.6629	85.2	4.9053	85.1	3.2576
SVM CUADRÁTICO	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**
DB5	84.6	1.7614	84.5	0.5114	84.7	1.0417
DB6	84.0	1.6123	84.0	1.2862	83.9	1.1413
DB11	82.9	3.6174	82.9	3.9015	82.8	4.2614
COIF2	84.1	0.5254	84.3	0.1268	84.3	0.2356
SYM2	86.3	2.2778	86.3	2.2407	86.4	1.9259
SYM8	84.0	3.3148	84.2	2.7222	83.9	2.2407
SVM CÚBICO	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**
DB8	78.6	0	78.6	0.0362	78.6	0.0362
DB13	78.0	0.0362	78.0	0.0181	78.1	0.0906
SYM6	78.8	0	78.6	0	78.6	0.0543
DB6	79.9	0	79.9	0	79.9	0.0181
COIF2	80.3	0.0362	80.5	0.0543	80.5	0.0181

En la tabla 28, se muestra la respuesta del entrenamiento de la Máquina de Soporte Vectorial al variar la escala "Kernel" de 0.75 a 0.85, en el cual, el tipo de Wavelet con mayor porcentaje de validación y menor error de clasificación respectivamente para la Familia Daubechies es: [Db 06] con 79.9% y 0%, a escala "0.80", para la Familia Coiflets es: [Coif 02] con 80.5% y 0.018% a escala "0.85", por último, para la familia Symlets es: [Sym 06] con 78.8% y 0% a escala "0.75".

Tabla 29. Respuesta de MSV al variar escala Kernel (0.90 - 1).

Fuente: El Autor.

	ESCALA KERNEL					
WAVELET	**KERNEL = 0.90**		**KERNEL = 0.95**		**KERNEL = 1**	
SVM LINEAL	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**
DB7	85.0	3.6364	85.0	3.0682	84.9	1.7992
SVM CUADRÁTICO	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**
DB5	84.7	0.8523	84.8	1.3447	84.7	1.6098
DB6	83.8	0.7790	83.6	0.8333	85.6	1.0985
DB11	82.8	2.8977	82.8	3.2765	82.9	4.5644
COIF2	84.2	0.3804	84.3	0.3804	85.0	0.0926
SYM2	86.4	1.8333	86.3	1.4815	86.7	1.5370
SYM8	83.9	1.8519	83.9	2.2963	83.6	1.3704
SVM CÚBICO	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**	**VALIDACIÓN [%]**	**ERROR [%]**
DB8	78.7	0.1087	78.4	0.0362	81.3	0.0379
DB13	78.0	0.0181	77.8	0.0543	80.6	0.3220
SYM6	78.6	0.0181	78.8	0.0181	80.5	0.1667
DB6	79.9	0.1449	79.9	0.1268	-	-
COIF2	80.5	0.1630	80.9	0.2356	-	-

En la tabla 29, se muestra la respuesta del entrenamiento de la Máquina de Soporte Vectorial al variar la escala "Kernel" de 0.90 a 1, en el cual, el tipo de Wavelet con mayor porcentaje de validación y menor error de clasificación respectivamente para la Familia Daubechies es: [Db 08] con 81.3% y 0.03%, a escala "1", para la Familia Coiflets es: [Coif

02] con 85.0% y 0.09% a escala “1”, por último, para la familia Symlets es: [Sym 06] con 78.8% y 0.018% a escala “0.95”.

La proporcionalidad de las respuestas de cada Máquina de Soporte Vectorial al variar la escala Kernel de 0 a 1, se visualiza en las figuras 74, 75, 76 y 77.

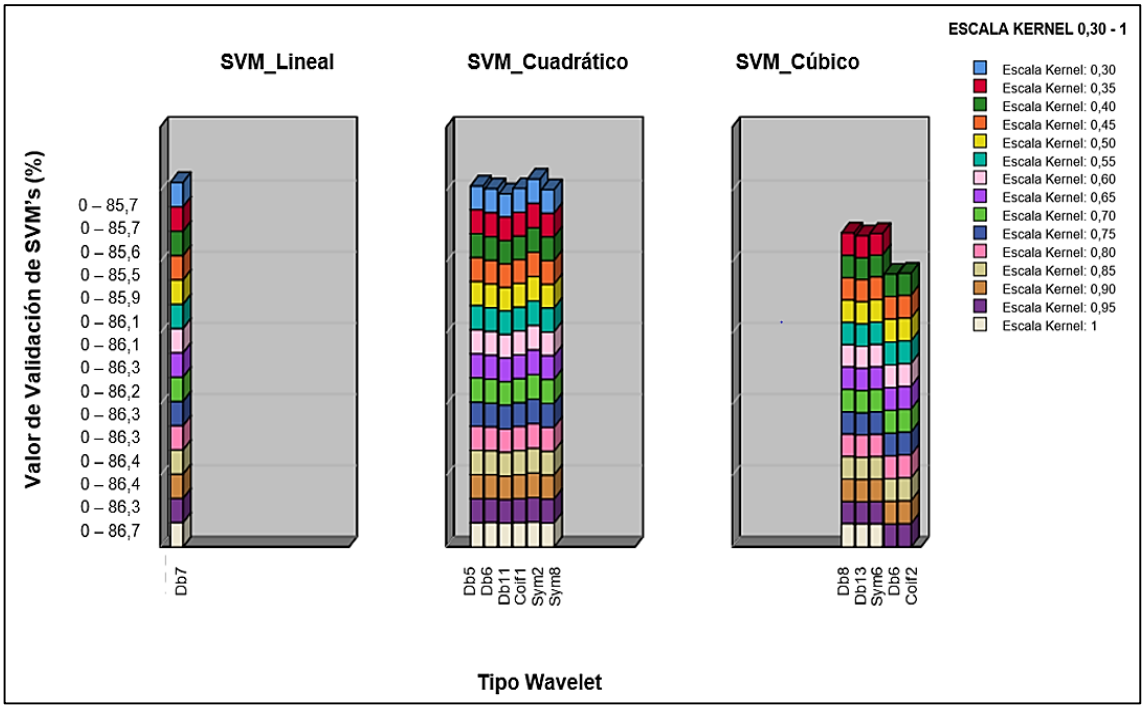


Figura 74. Diagrama de barras correspondiente a la validación de cada Máquina de Soporte Vectorial al variar escala Kernel de 0.30 a 1.

Fuente: El autor.

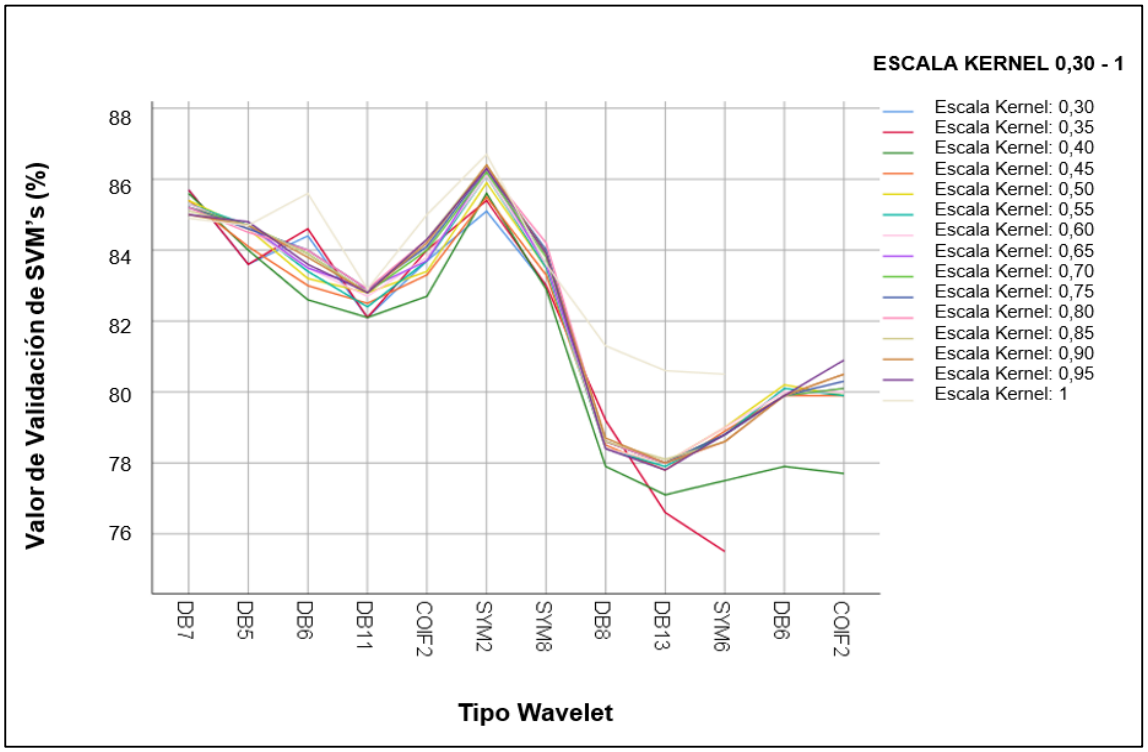


Figura 75. Variabilidad de datos correspondiente a la validación de cada Máquina de Soporte Vectorial al variar escala Kernel de 0.30 a 1.

Fuente: El autor.

En las ilustraciones 74 y 75, se determina la variabilidad del porcentaje de precisión de cada SVM al variar la escala Kernel; por lo tanto, la Wavelet con mayor valor de validación en relación a las demás es [Sym 02], la cual, con valores superiores al 86% en escala Kernel de: “0.55” a “0.90” respectivamente se exhibe como ideal en modelado Cuadrático. Para el modelado cúbico, los valores de las Wavelets decaen en un 10% en comparación al modelado que presenta los mejores resultados de validación.

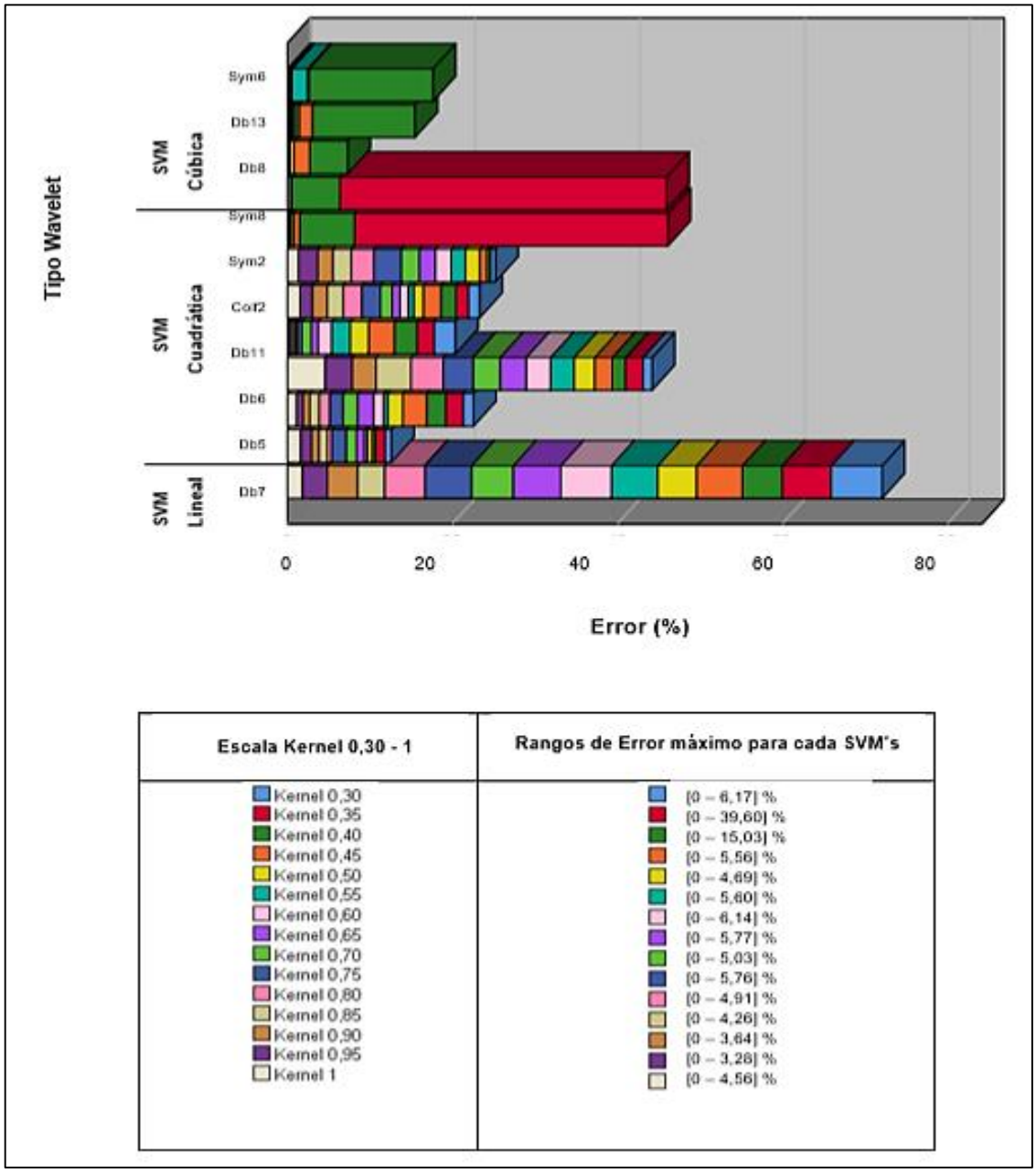


Figura 76. Diagrama de barras correspondiente al error de clasificación de cada Máquina de Soporte Vectorial al variar escala Kernel de 0.30 a 1.

Fuente: El autor.

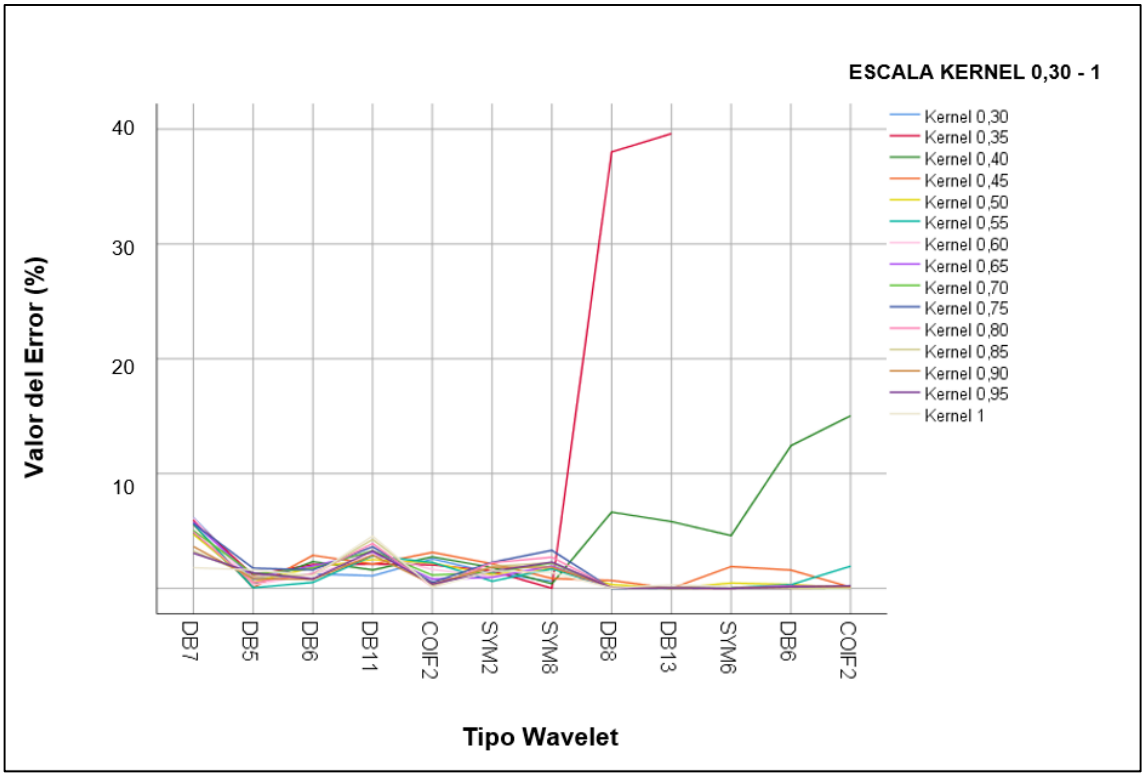


Figura 77. Variabilidad de datos correspondiente al error de clasificación de cada Máquina de Soporte Vectorial al variar escala Kernel de 0.30 a 1.

Fuente: El autor.

En las figuras 76 y 77, se muestra la variabilidad del error para cada modelo de SVM, en consecuencia, se determina que el resultado con modelado Cúbico para las wavelets: [Db 06], [Db 08], [Db 13], [Sym 06] y [Coif 02] a escalas Kernel de "0.65" "0.70" "0.75" "0.80" y "0.95" respectivamente denotan porcentajes de 0 %, mismos que exhiben el valor más bajo frente a los demás tipos de wavelets.

Finalmente, la selección de la Wavelet ideal se basa en el cumplimiento de los parámetros antes mencionados, por lo tanto, en la tabla 30 se muestra los resultados que presentan una eficiente categorización de datos para la detección de fallas mecánicas en la presente unidad experimental.

Tabla 30. Simplificación de Resultados - Wavelet ideal.

Fuente: El Autor.

SVM CÚBICO	VALIDACIÓN [%]	ESCALA KERNEL	ERROR [%]
DB 6	79.9	0.80	0
COIF 2	80. 0	0.60	0
SYM 6	79.0	0.60	0

Posteriormente, en la figura 78 y 79 se observa la matriz de confusión generada por cada máquina de soporte vectorial; al existir una clasificación eficiente que realiza cada modelo, el porcentaje de datos no validados corresponden al 20.1%, 20% y 21% para [Db 06], [Coif 02] y [Sym 06] respectivamente. Adicionalmente, se aprecia que las anomalías 300,400, 600 y 800 presentan un mayor porcentaje de confusión.

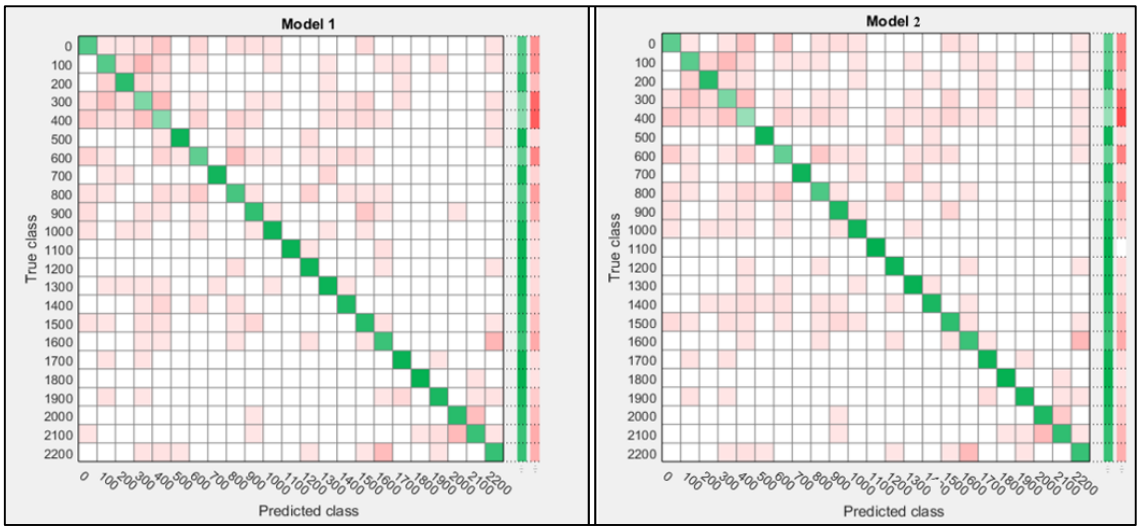


Figura 78. a) Matriz de confusión de Wavelet [Db 06]; b) Matriz de confusión de Wavelet [Coif 02].

Fuente: El autor.

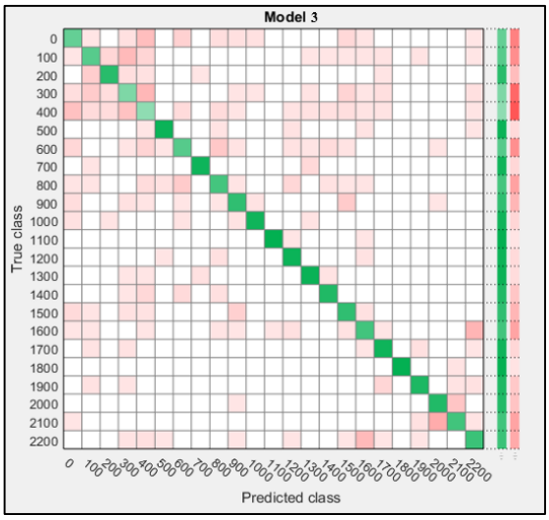


Figura 79. Matriz de confusión de Wavelet [Sym 06].

Fuente: El autor.

7.2 Resultados de algoritmo en diferentes condiciones de funcionamiento de la unidad experimental

Establecido los tipos de wavelet ideal mediante la clasificación de anomalías de las máquinas de soporte vectorial, se adjunta al algoritmo de visualización para determinar su versatilidad y eficiencia de funcionamiento.

En primera instancia, se selecciona una muestra temporal de una falla inducida a la unidad experimental, posteriormente, el algoritmo en base al bucle comparativo detallado en la sección 6.4.5, realiza el procesamiento de la señal en intervalos de 2 segundos (4 intervalos) y discretiza respuestas erróneas que no pertenecen a la muestra seleccionada anteriormente, esto se debe a la matriz de confusión entre fallas.

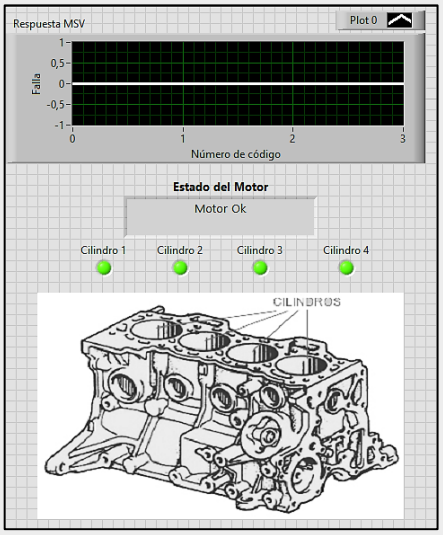
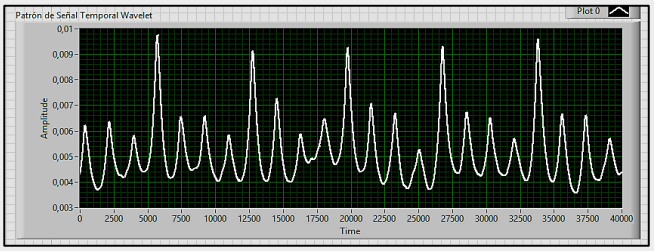
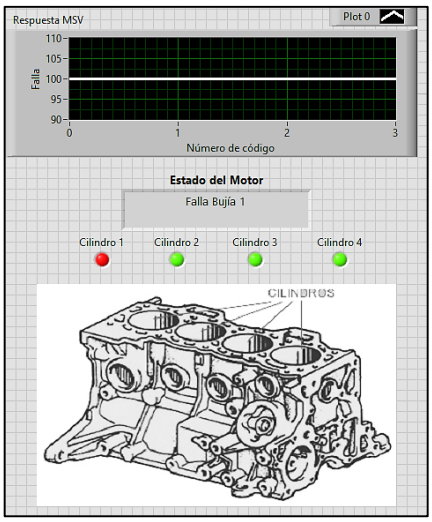
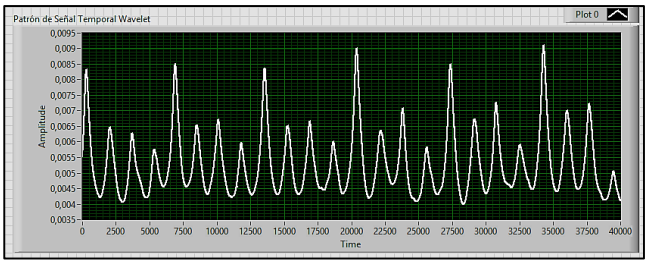
Acto seguido, el algoritmo detecta la falla en el momento que existe al menos 3 respuestas iguales en 3 intervalos de análisis que establecen el estado de funcionamiento del motor Hyundai Sonata 2.0 DOCH.

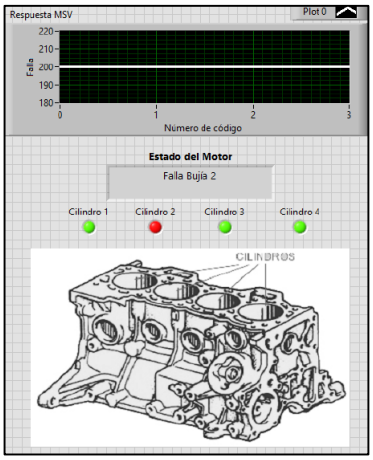
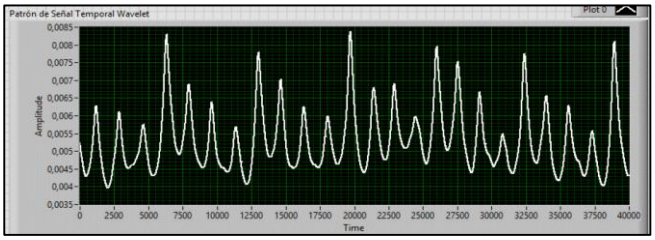
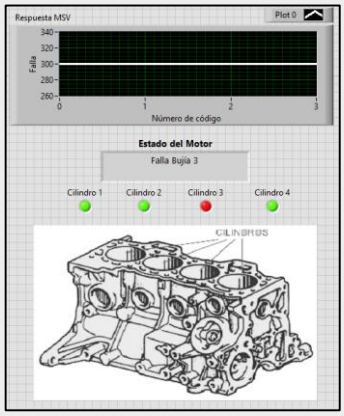
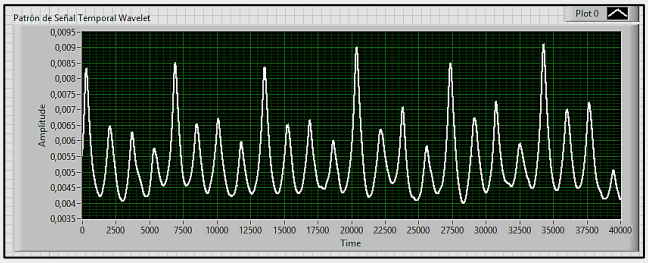
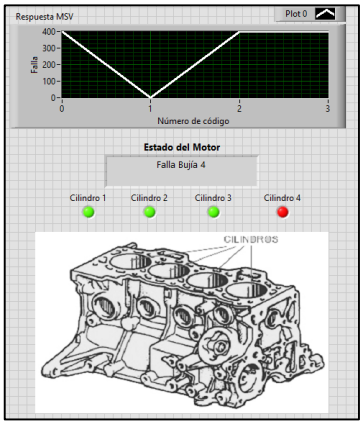
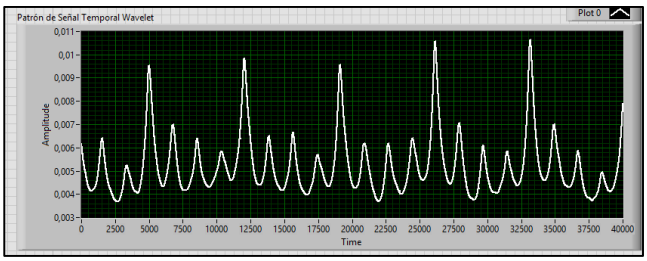
7.2.1 Resultados mediante Wavelet [Db 06]

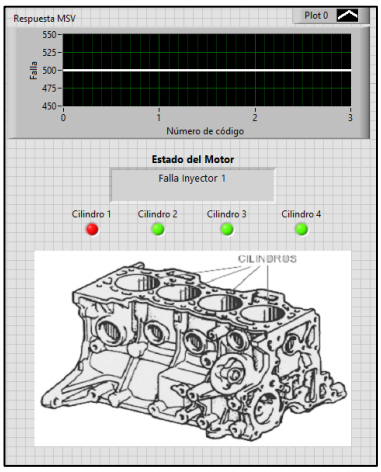
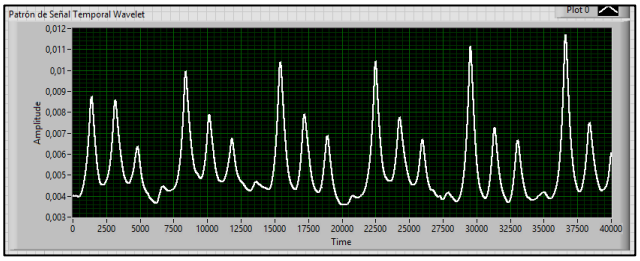
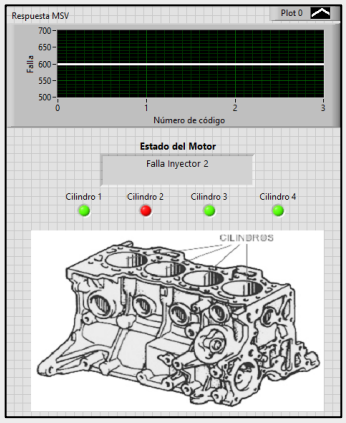
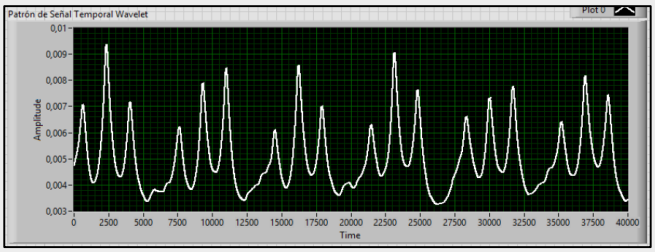
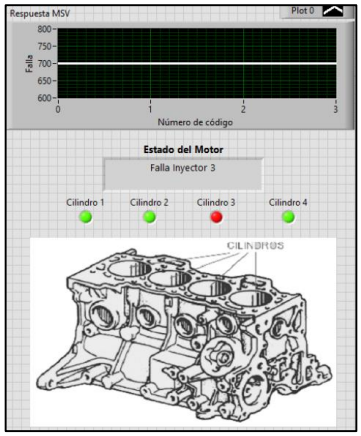
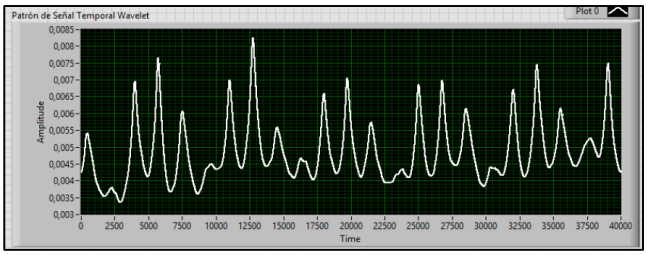
A continuación, en la tabla 31, se aprecian los resultados con la Wavelet [Db 06] para cada falla mecánica inducida al motor de encendido provocado.

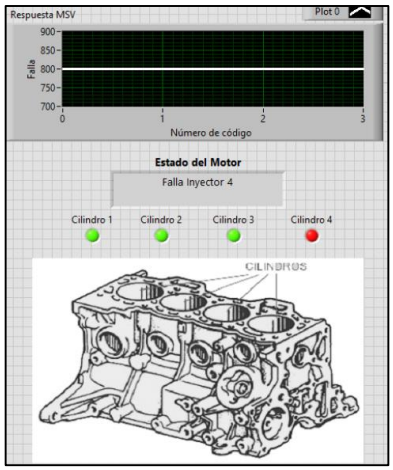
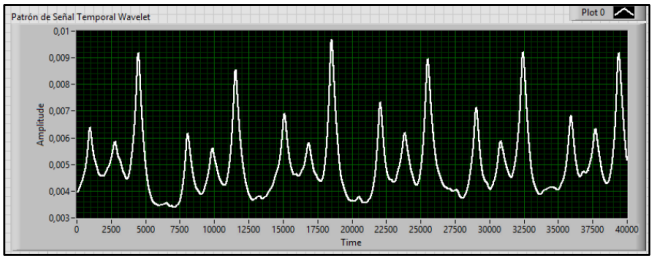
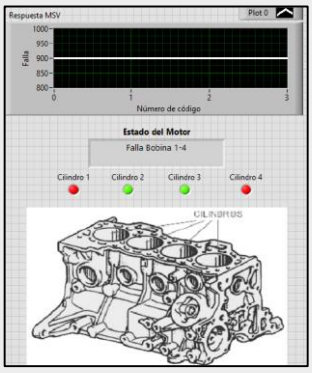
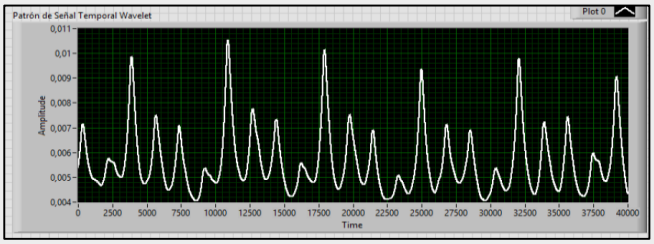
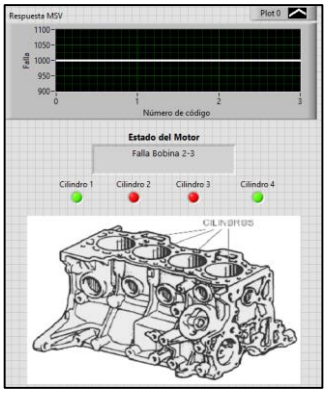
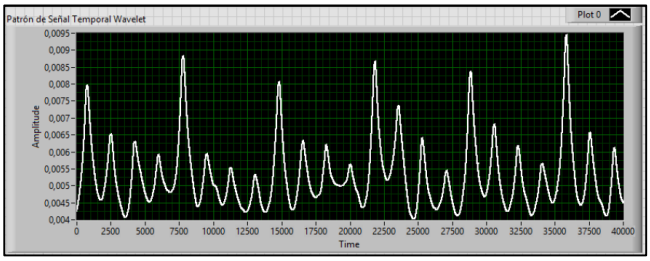
Tabla 31. Resultados del algoritmo de visualización mediante Wavelet [Db 06].

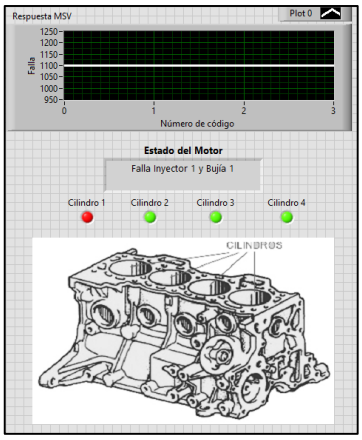
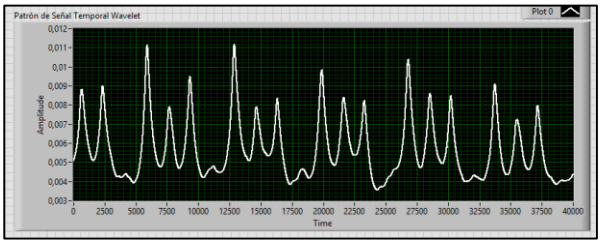
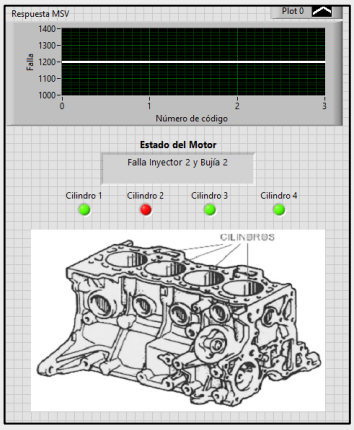
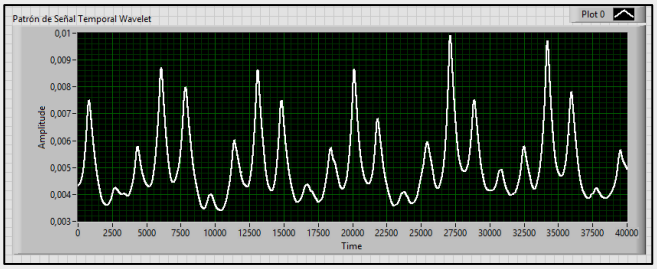
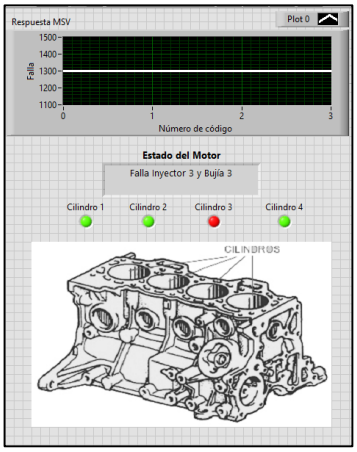
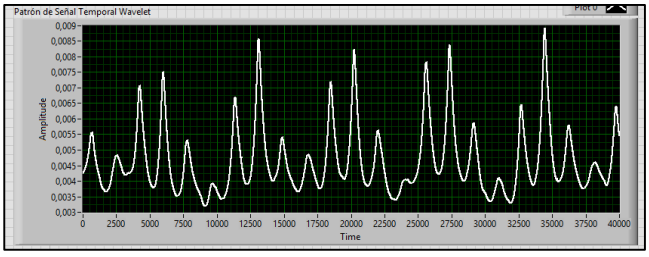
Fuente: El Autor.

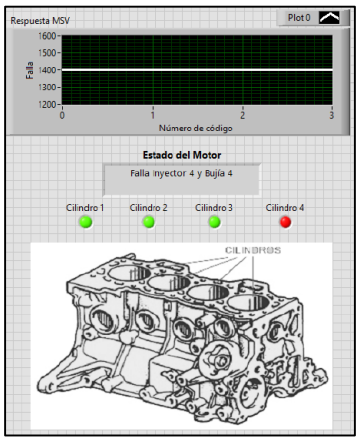
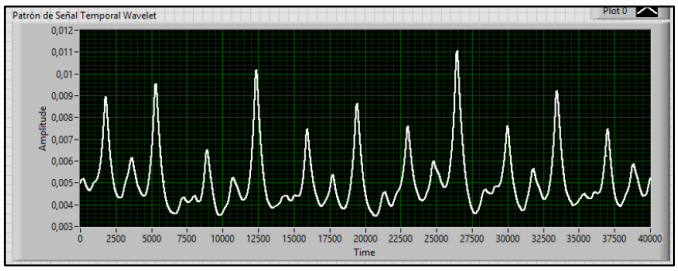
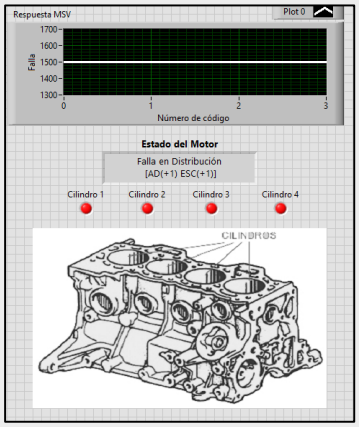
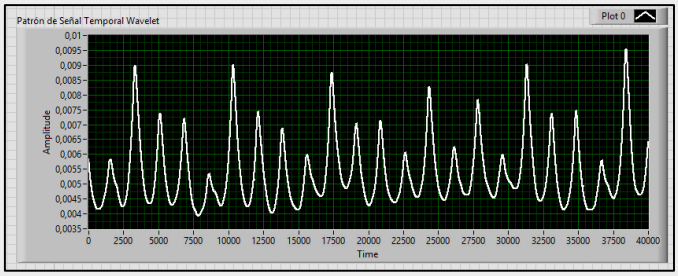
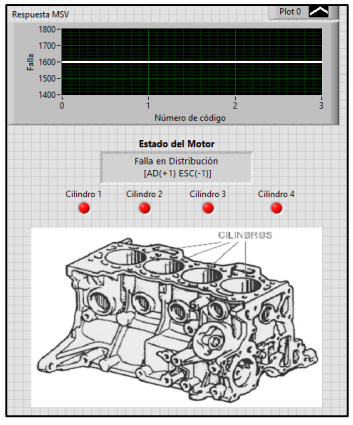
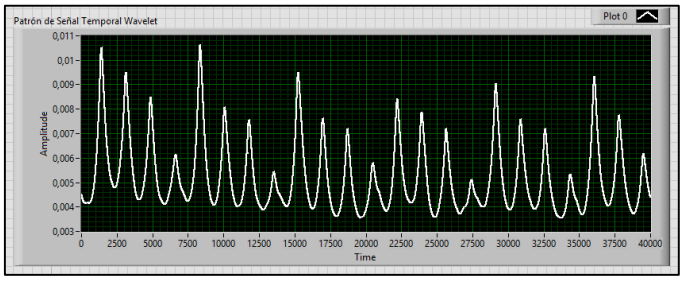
Tipo de falla temporal	Patrón de falla de señal temporal Wavelet
Motor sin falla 	
Falla Bujía 1 	

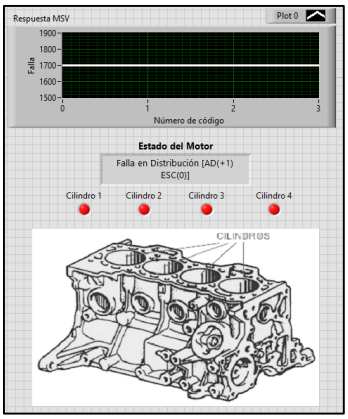
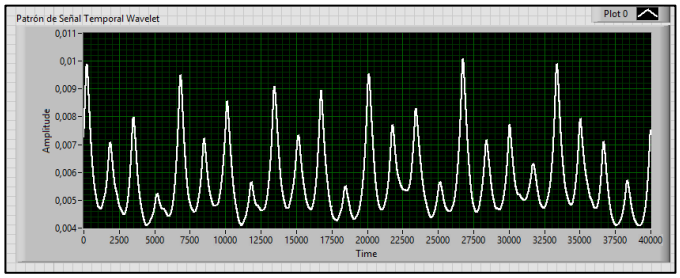
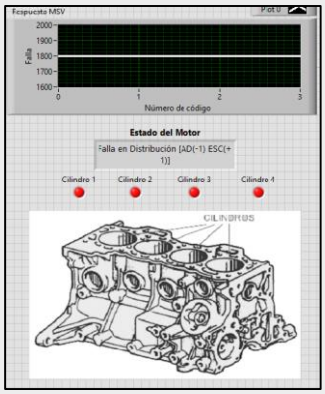
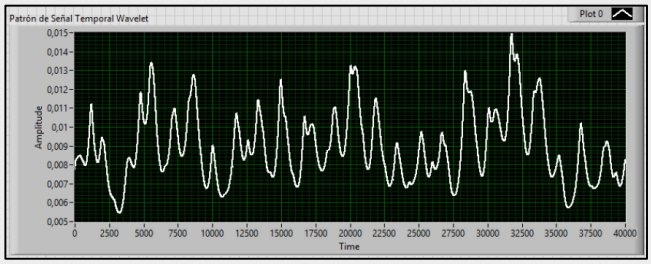
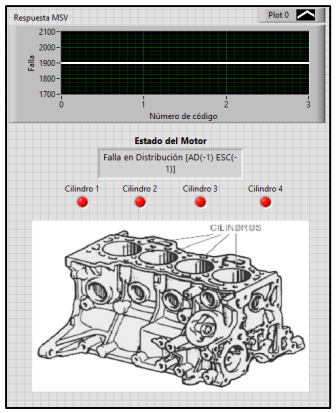
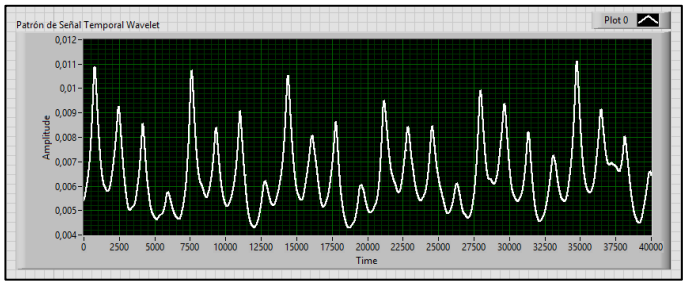
Tipo de falla temporal	Patrón de falla de señal temporal Wavelet
Falla Bujía 2 	
Falla Bujía 3 	
Falla Bujía 4 	

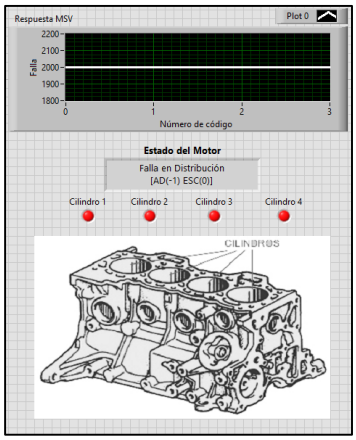
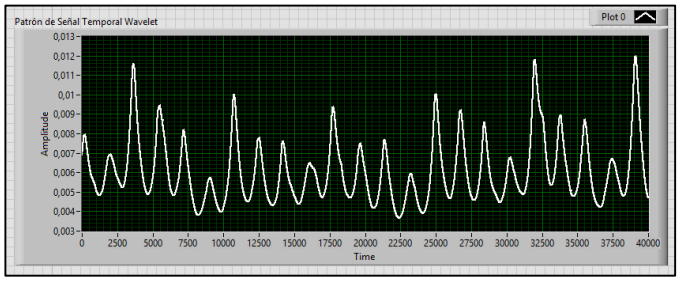
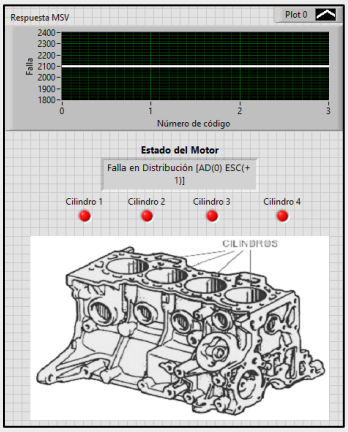
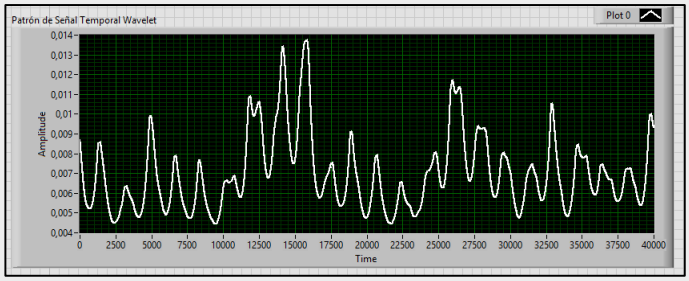
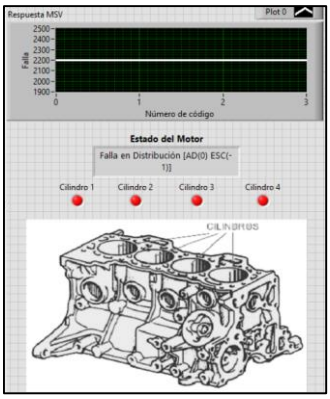
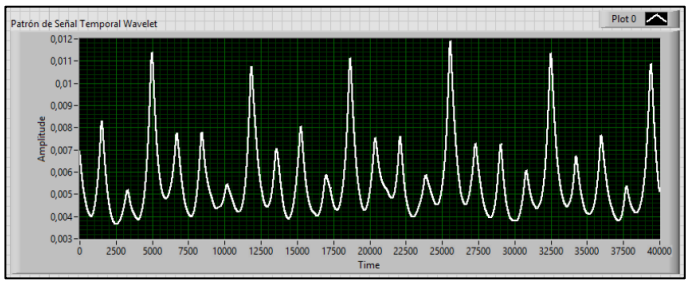
Tipo de falla temporal	Patrón de falla de señal temporal Wavelet
Falla Inyector 1 	
Falla Inyector 2 	
Falla Inyector 3 	

Tipo de falla temporal	Patrón de falla de señal temporal Wavelet
Falla Inyector 4 	
Falla Bobina 1-4 	
Falla Bobina 2-3 	

Tipo de falla temporal	Patrón de falla de señal temporal Wavelet
Falla Inyector 1 – Bujía 1 	
Falla Inyector 2 – Bujía 2 	
Falla Inyector 3 – Bujía 3 	

Tipo de falla temporal	Patrón de falla de señal temporal Wavelet
Falla Inyector 4 – Bujía 4 	
Falla Distribución: Ad (+1)-Esc (+1) 	
Falla Distribución: Ad (+1)-Esc (-1) 	

Tipo de falla temporal	Patrón de falla de señal temporal Wavelet
Falla Distribución: Ad (+1)-Esc (ok) 	
Falla Distribución: Ad (-1)-Esc (+1) 	
Falla Distribución: Ad (-1)-Esc (-1) 	

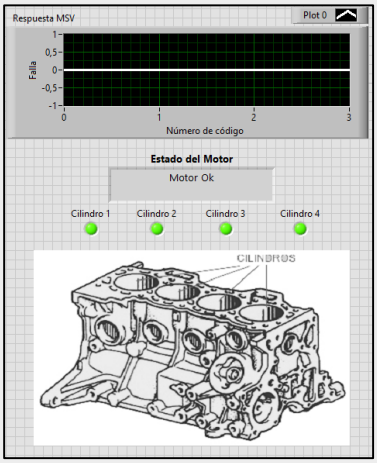
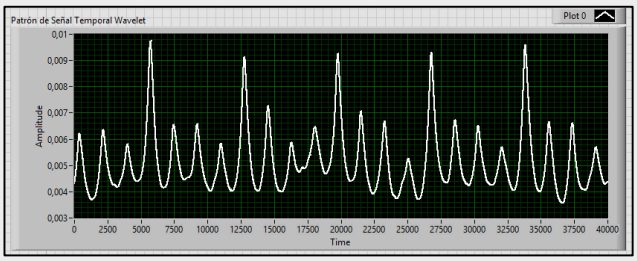
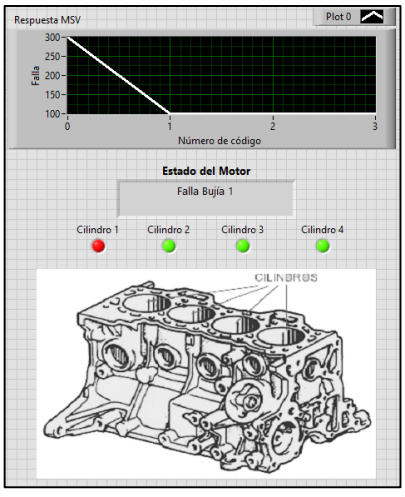
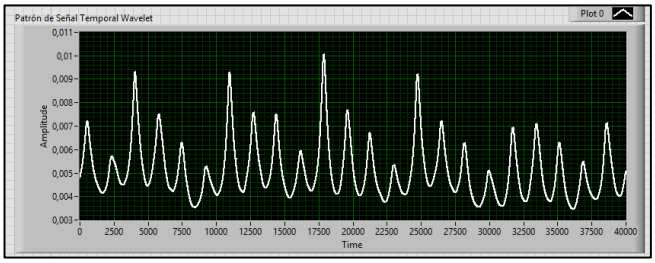
Tipo de falla temporal	Patrón de falla de señal temporal Wavelet
Falla Distribución: Ad (-1)-Esc (ok) 	
Falla Distribución: Ad (ok)-Esc (+1) 	
Falla Distribución: Ad (ok)-Esc (-1) 	

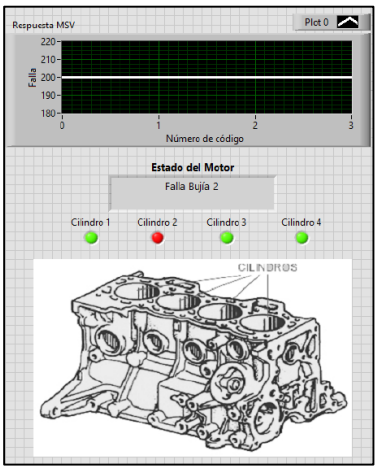
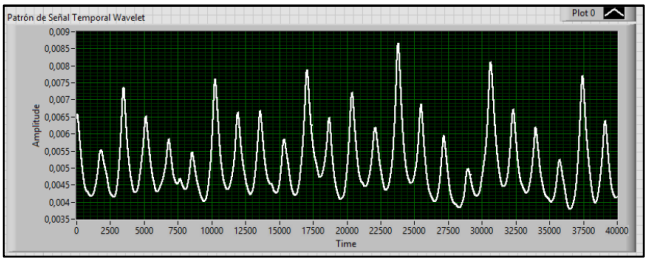
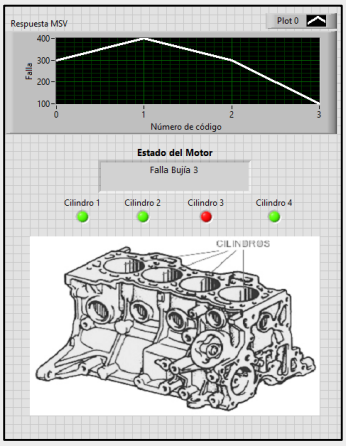
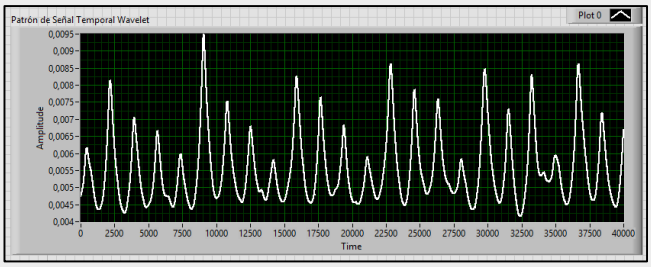
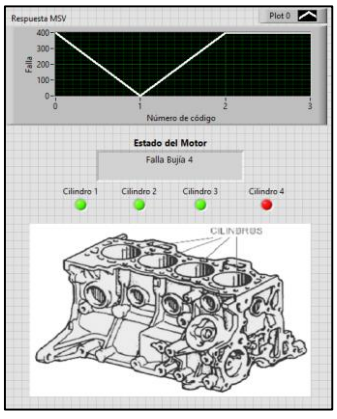
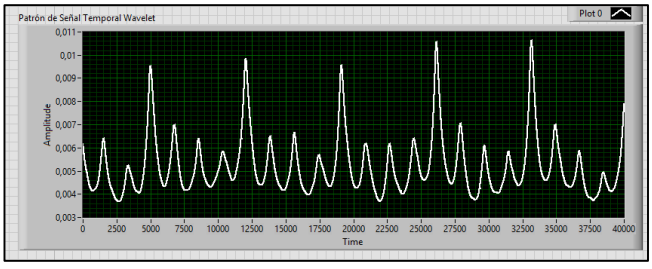
7.2.2 Resultados mediante Wavelet [Coif 02]

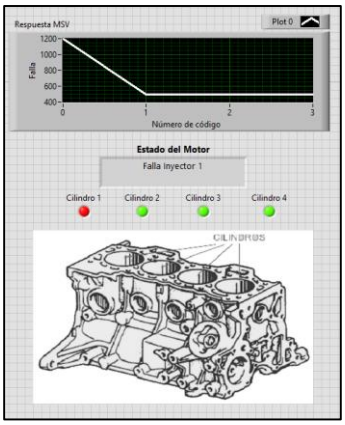
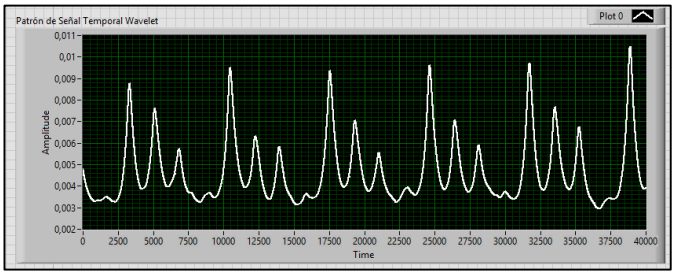
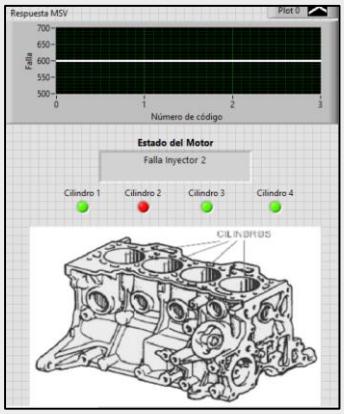
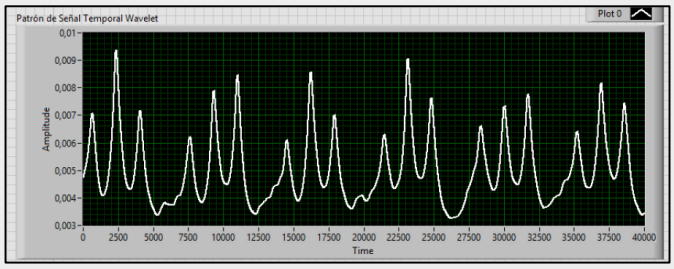
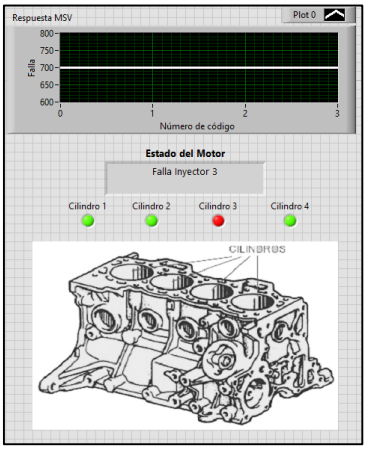
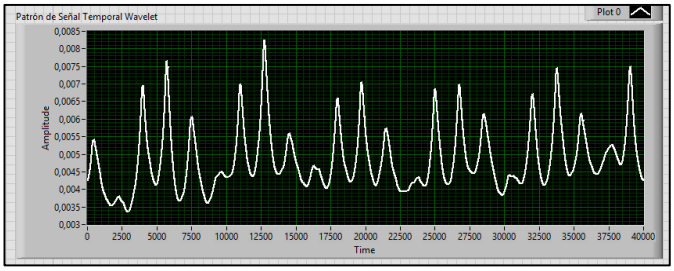
A continuación, en la tabla 32, se aprecian los resultados con la Wavelet [Coif 02] para cada falla mecánica inducida al motor de encendido provocado.

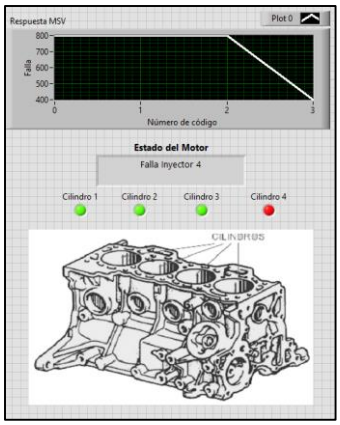
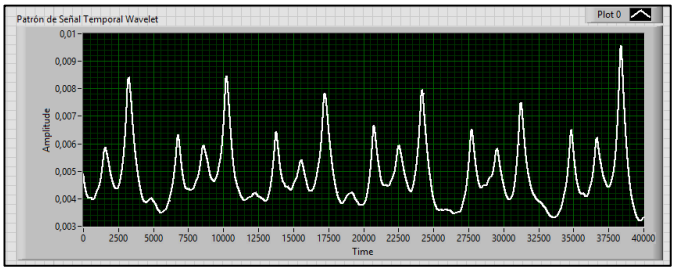
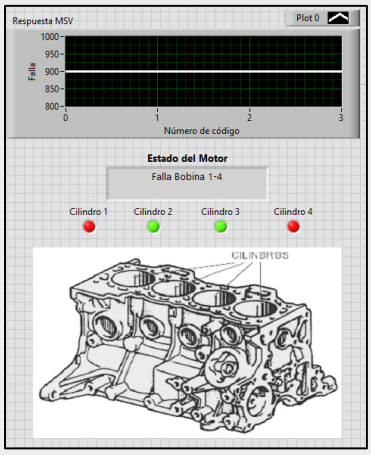
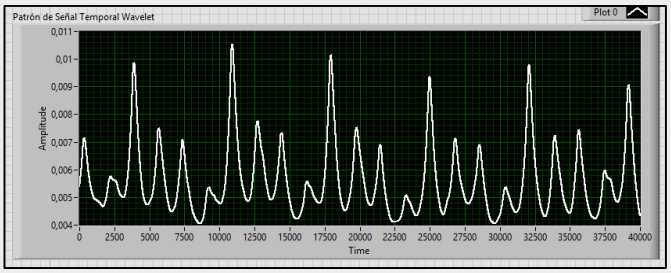
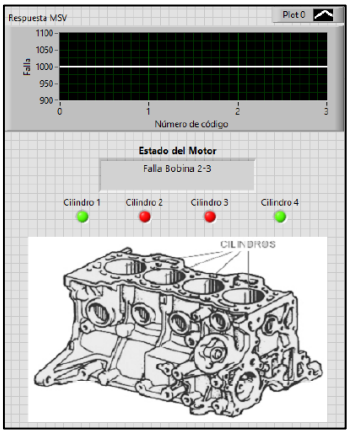
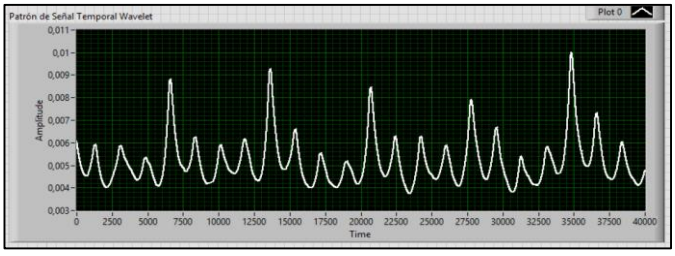
Tabla 32. Resultados del algoritmo de visualización mediante Wavelet [Coif 02].

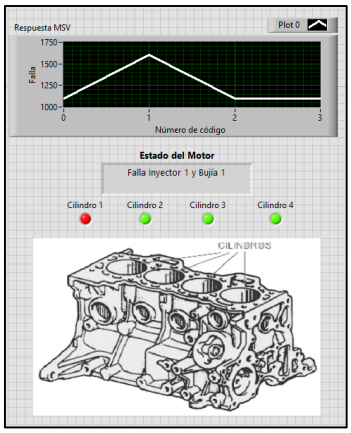
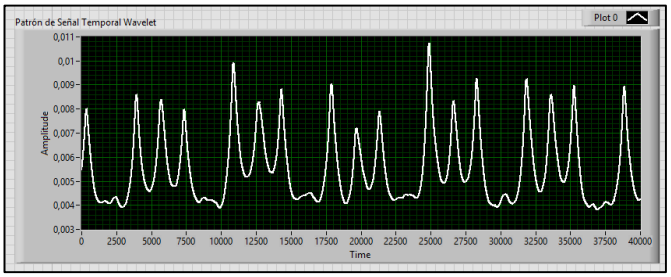
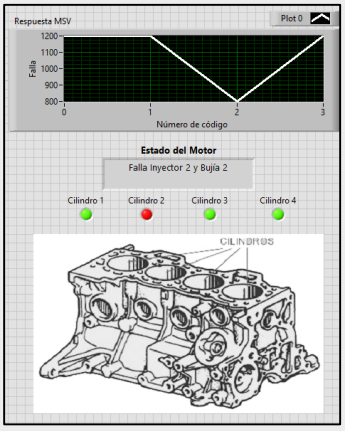
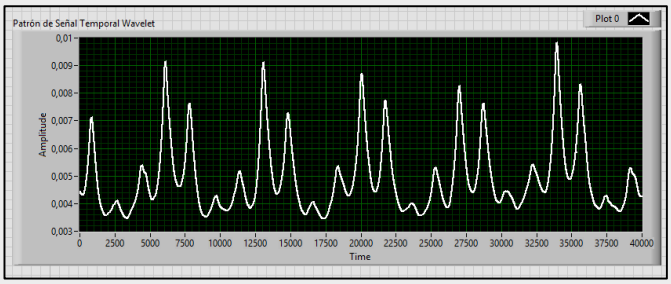
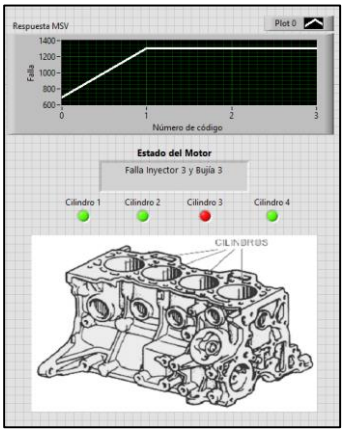
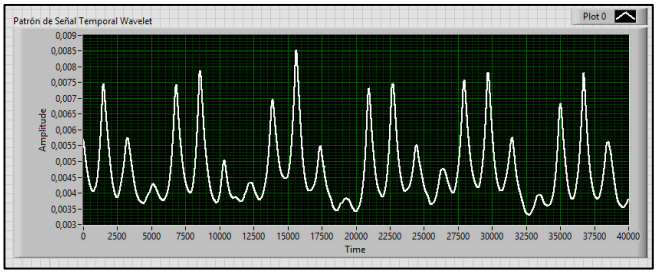
Fuente: El Autor.

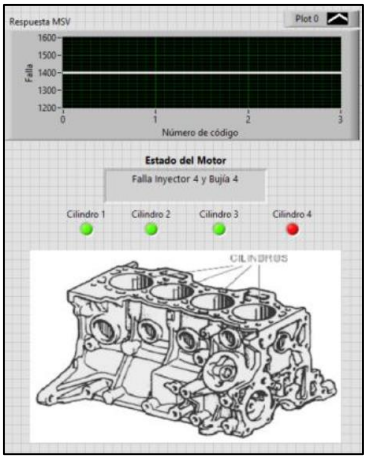
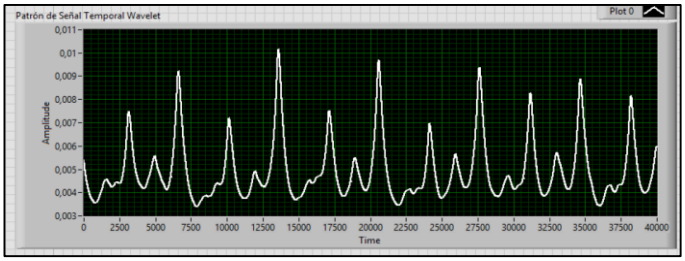
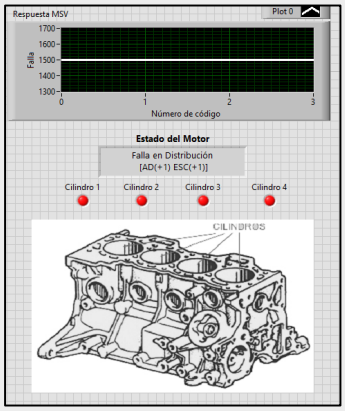
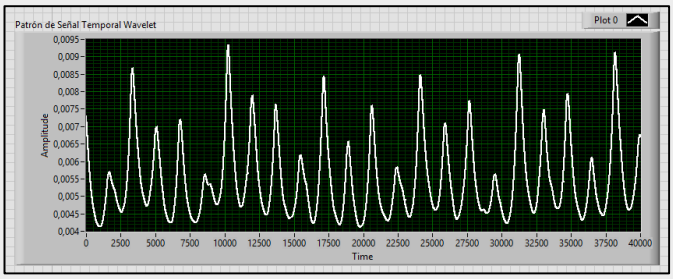
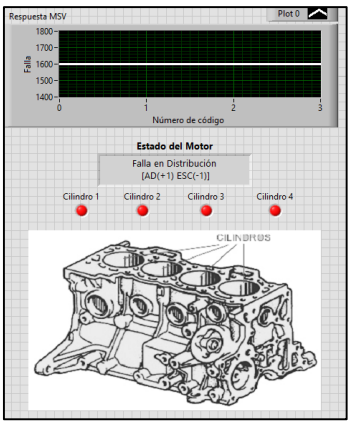
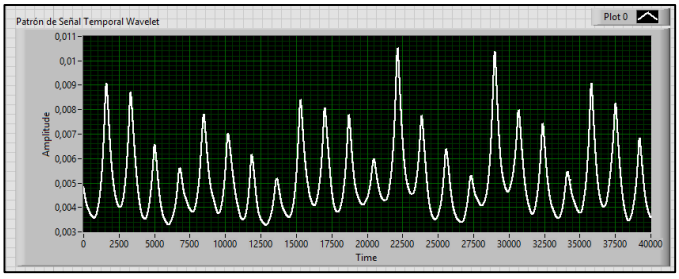
Tipo de falla temporal	Patrón de falla de señal temporal Wavelet
Motor sin falla 	
Falla Bujía 1 	

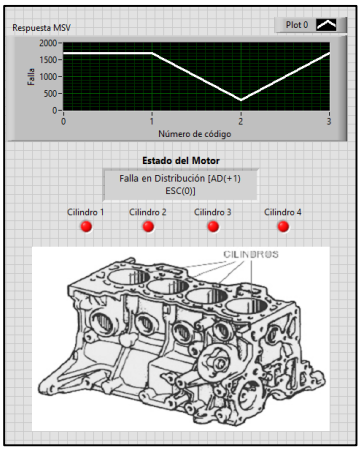
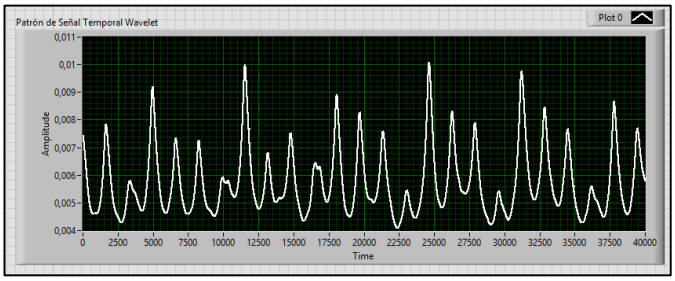
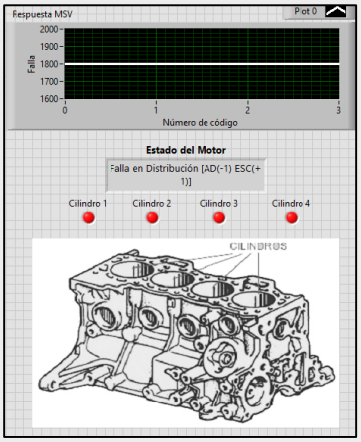
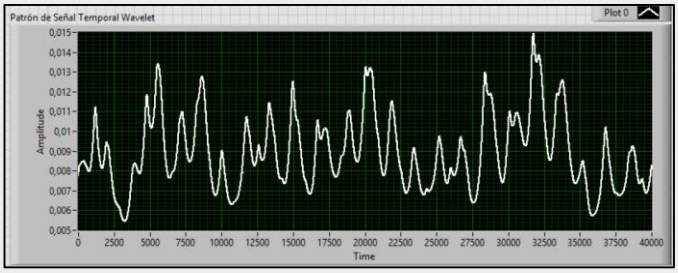
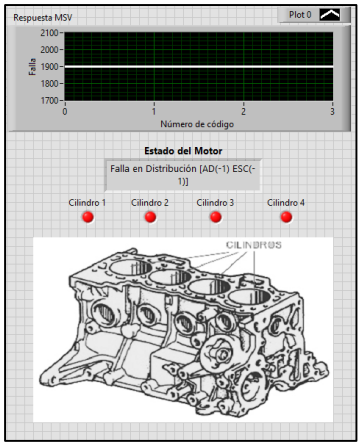
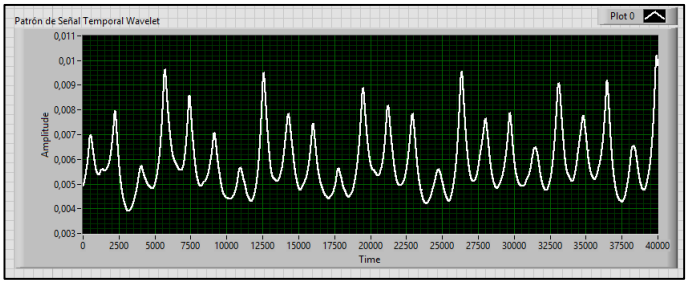
Tipo de falla temporal	Patrón de falla de señal temporal Wavelet
Falla Bujía 2 	
Falla Bujía 3 	
Falla Bujía 4 	

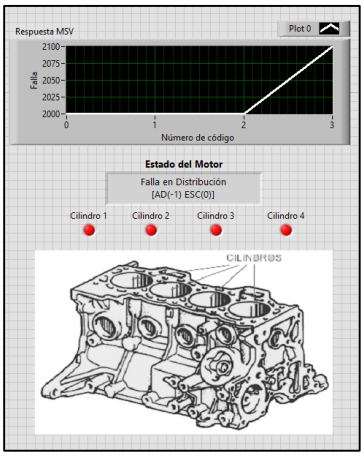
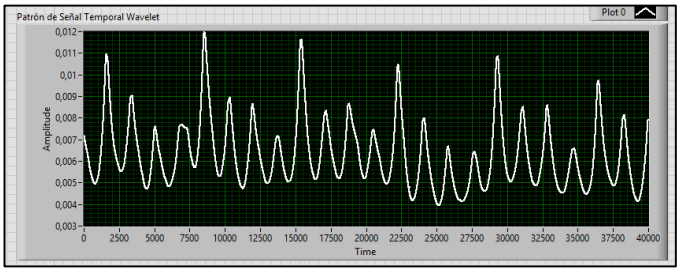
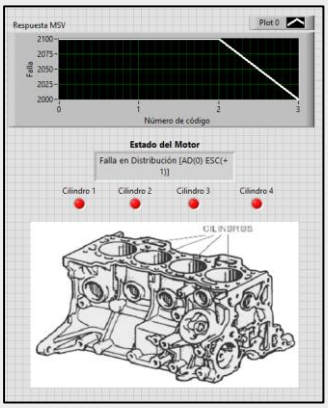
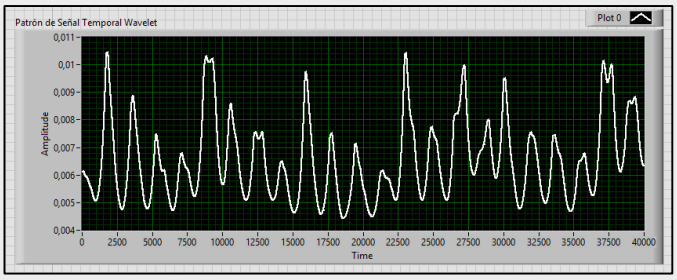
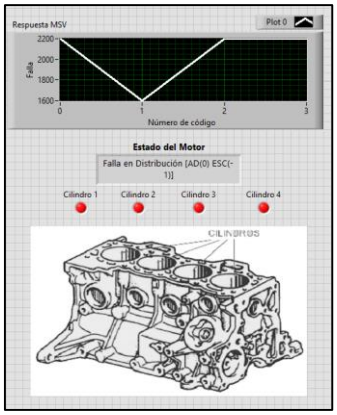
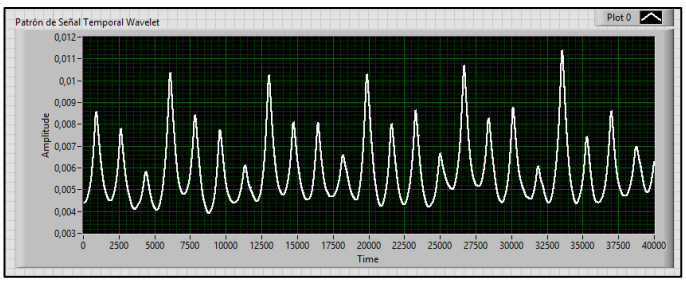
Tipo de falla temporal	Patrón de falla de señal temporal Wavelet
Falla Inyector 1 	
Falla Inyector 2 	
Falla Inyector 3 	

Tipo de falla temporal	Patrón de falla de señal temporal Wavelet
Falla Inyector 4 	
Falla Bobina 1-4 	
Falla Bobina 2-3 	

Tipo de falla temporal	Patrón de falla de señal temporal Wavelet
Falla Inyector 1 – Bujía 1 	
Falla Inyector 2 – Bujía 2 	
Falla Inyector 3 – Bujía 3 	

Tipo de falla temporal	Patrón de falla de señal temporal Wavelet
Falla Inyector 4 – Bujía 4 	
Falla Distribución: Ad (+1)-Esc (+1) 	
Falla Distribución: Ad (+1)-Esc (-1) 	

Tipo de falla temporal	Patrón de falla de señal temporal Wavelet
Falla Distribución: Ad (+1)-Esc (ok) 	
Falla Distribución: Ad (-1)-Esc (+1) 	
Falla Distribución: Ad (-1)-Esc (-1) 	

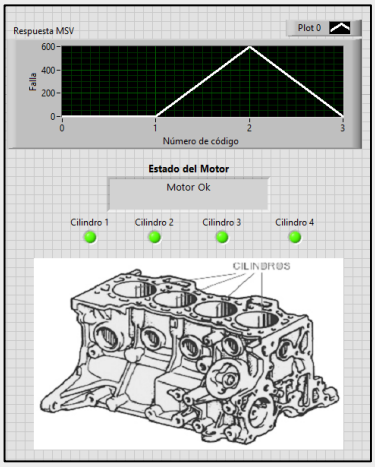
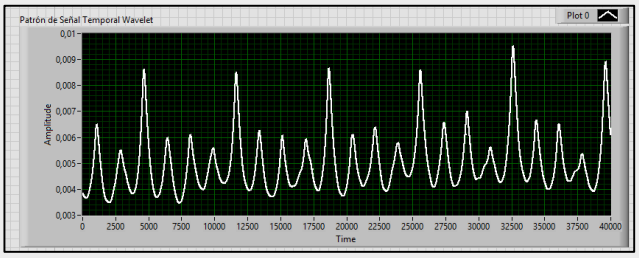
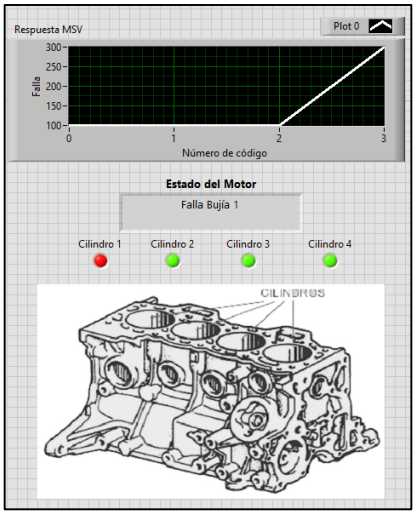
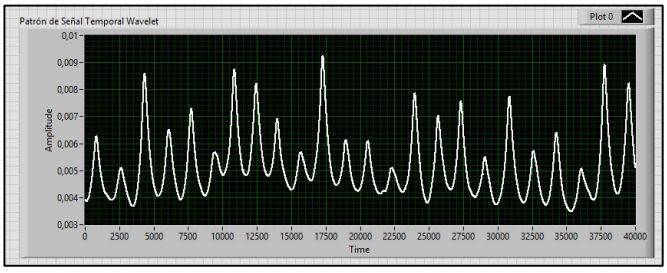
Tipo de falla temporal	Patrón de falla de señal temporal Wavelet
Falla Distribución: Ad (-1)-Esc (ok) 	
Falla Distribución: Ad (ok)-Esc (+1) 	
Falla Distribución: Ad (ok)-Esc (-1) 	

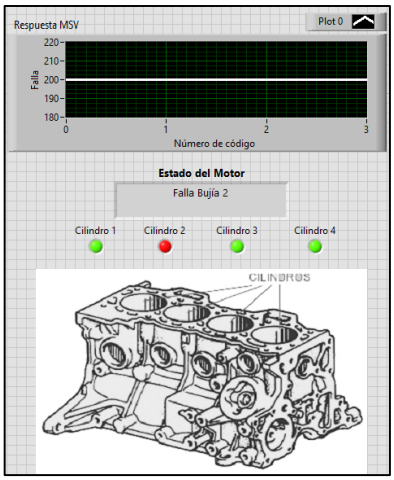
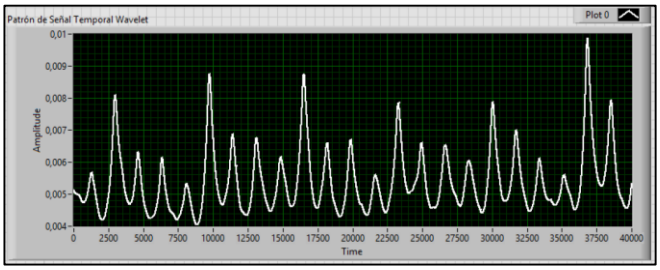
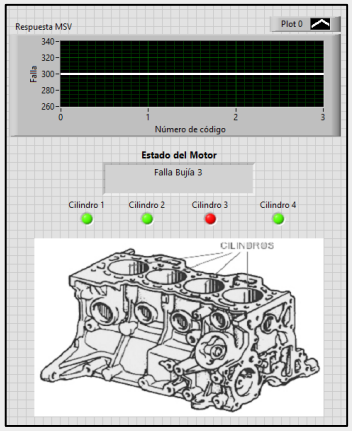
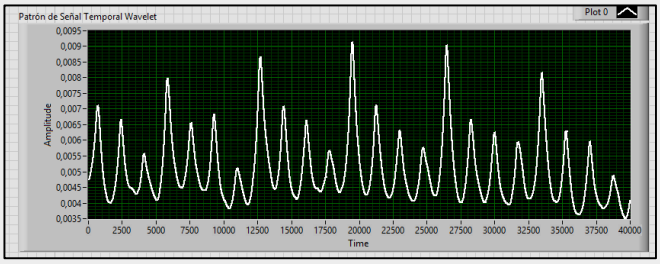
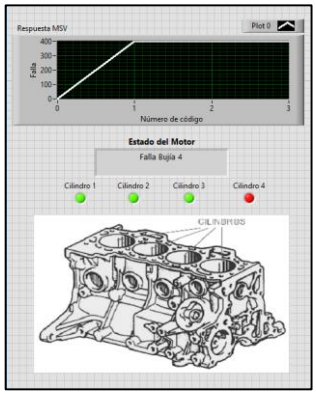
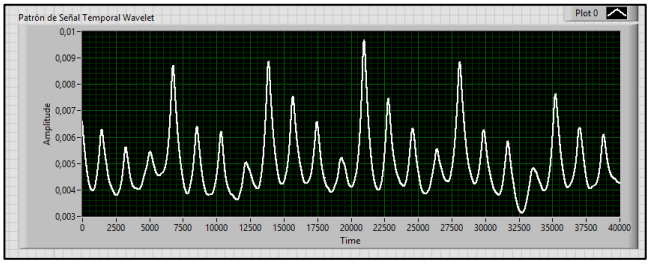
7.2.3 Resultados mediante Wavelet [Sym 06]

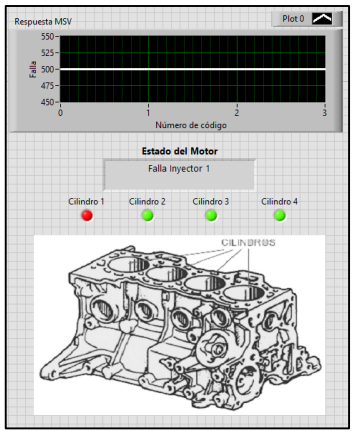
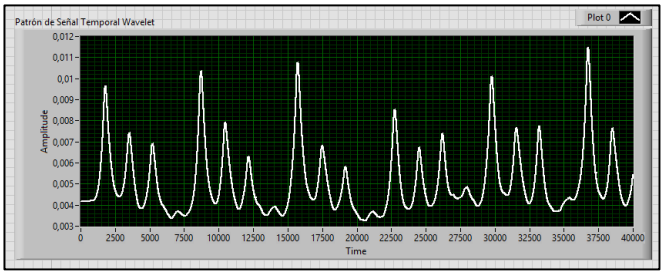
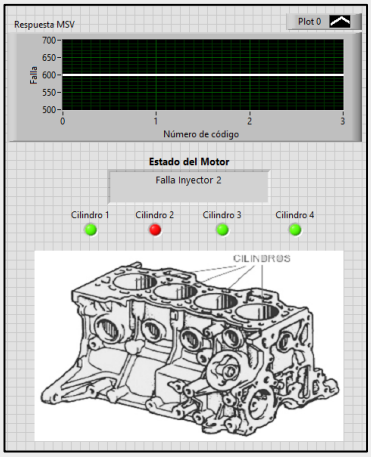
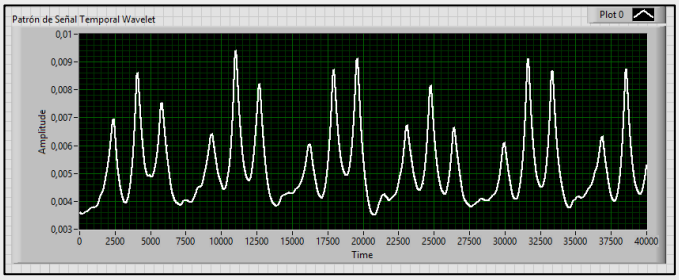
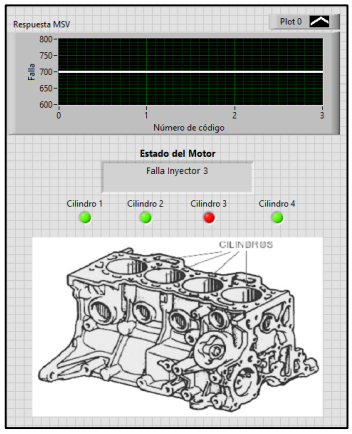
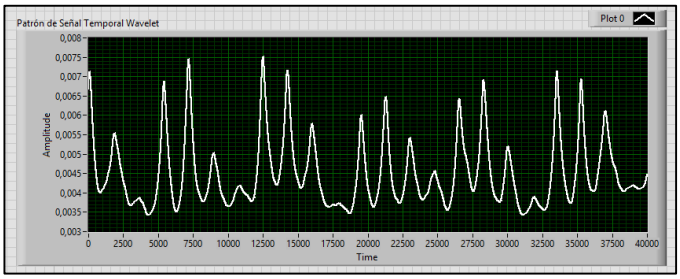
A continuación, en la tabla 33, se aprecian los resultados con la Wavelet [Sym 06] para cada falla mecánica inducida al motor de encendido provocado.

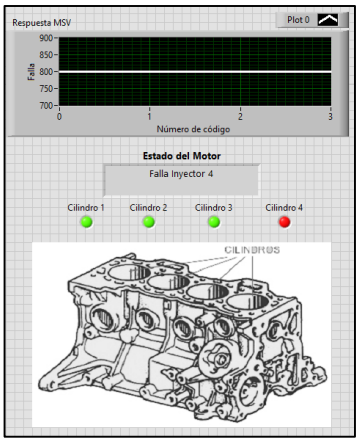
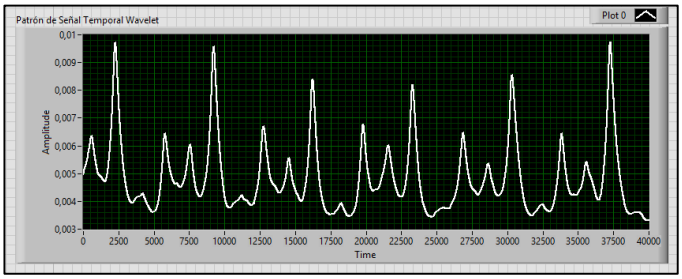
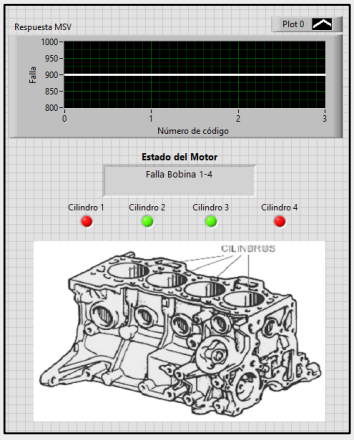
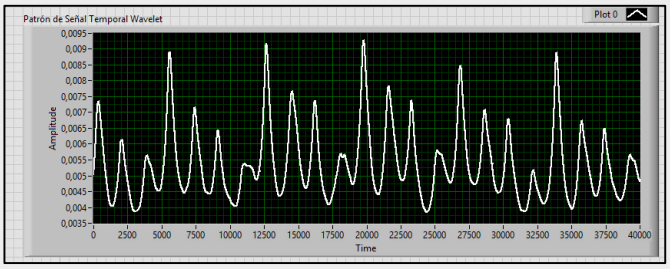
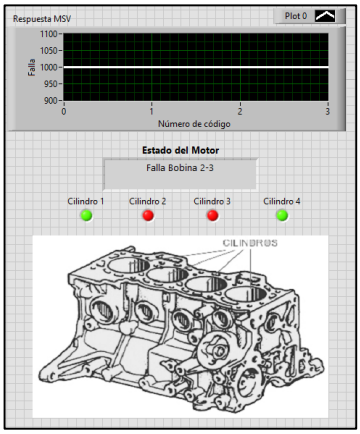
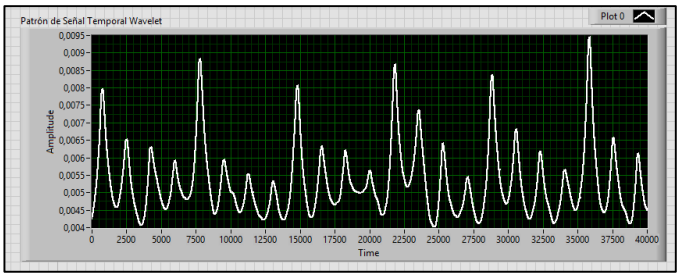
Tabla 33. Resultados del algoritmo de visualización mediante Wavelet [Sym 06].

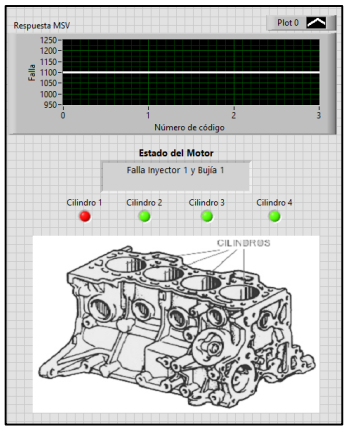
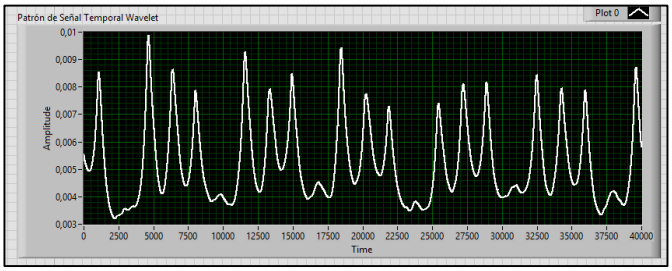
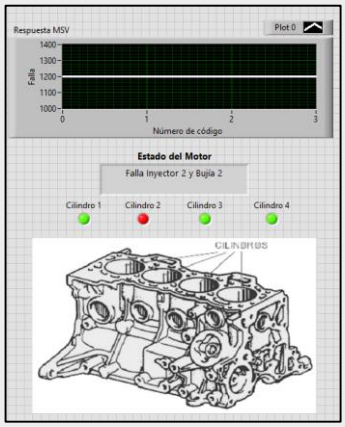
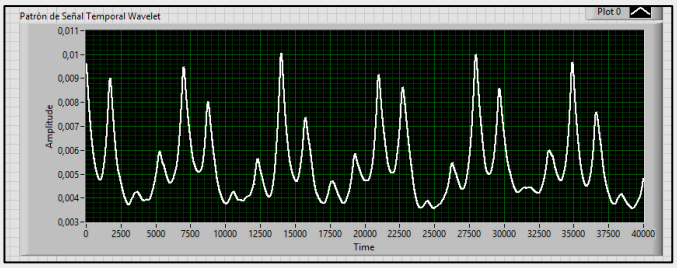
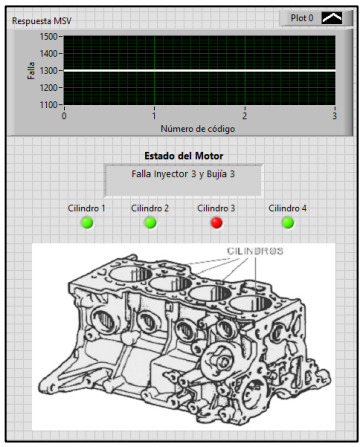
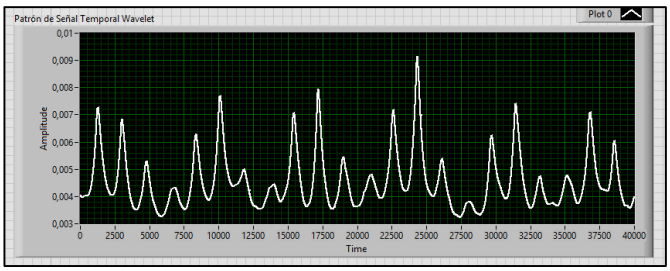
Fuente: El Autor.

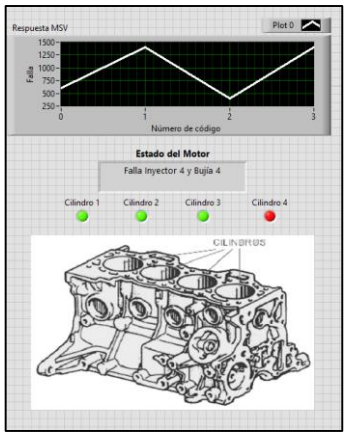
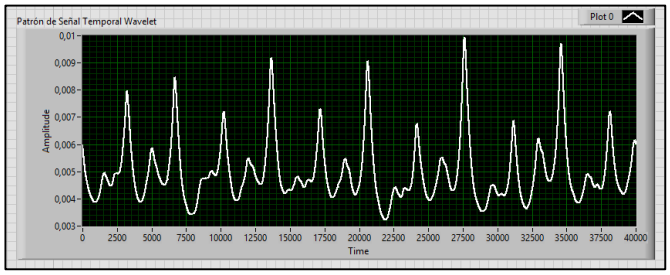
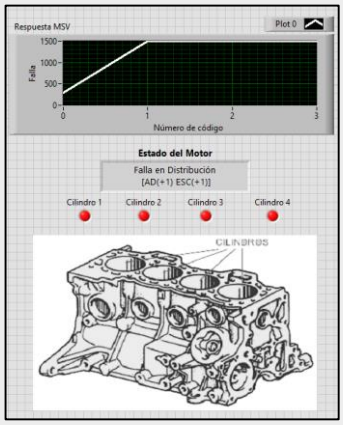
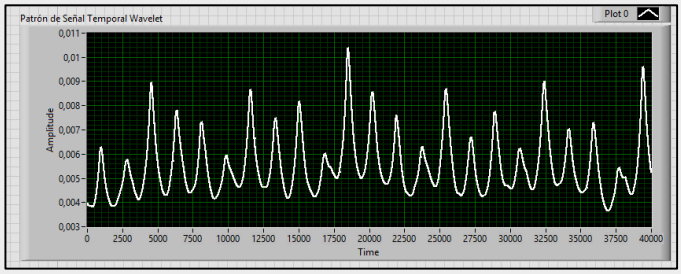
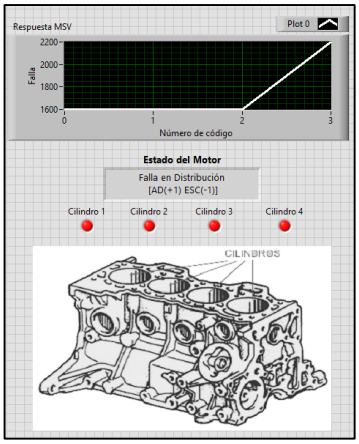
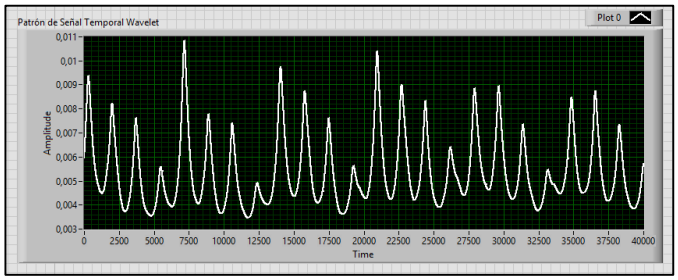
Tipo de falla temporal	Patrón de falla de señal temporal Wavelet
Motor sin falla 	
Falla Bujía 1 	

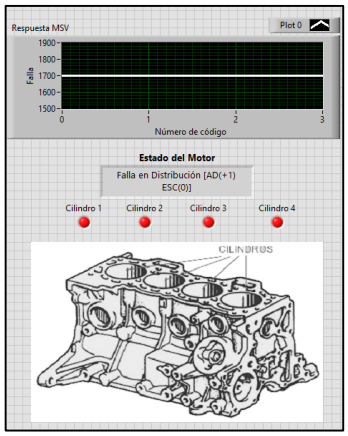
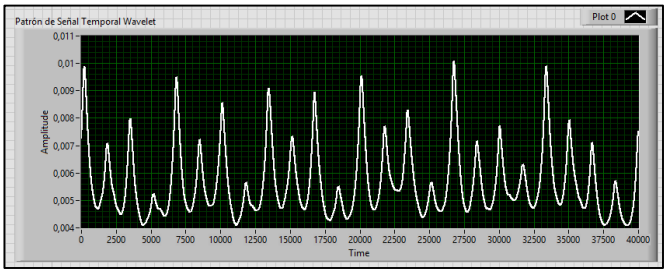
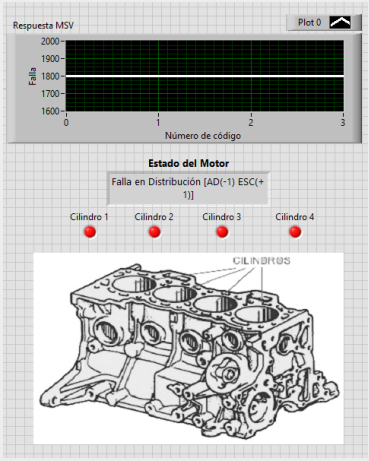
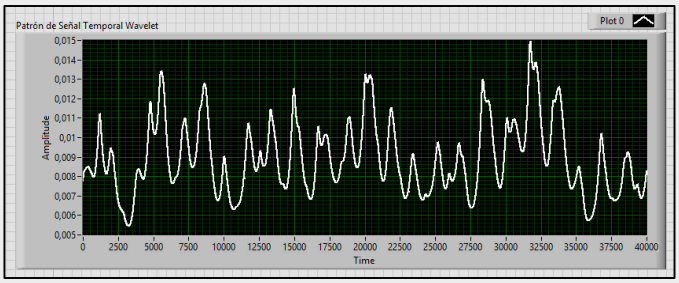
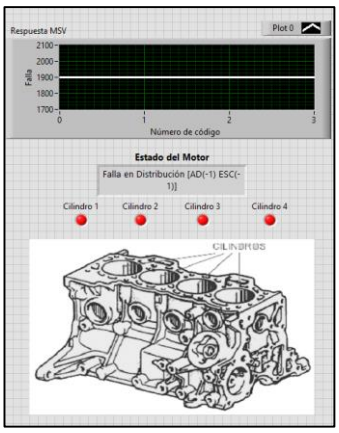
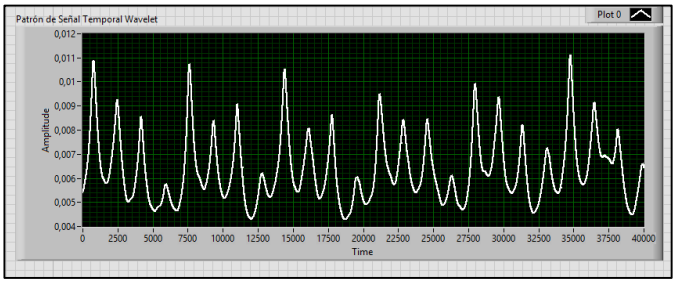
Tipo de falla temporal	Patrón de falla de señal temporal Wavelet
Falla Bujía 2 	
Falla Bujía 3 	
Falla Bujía 4 	

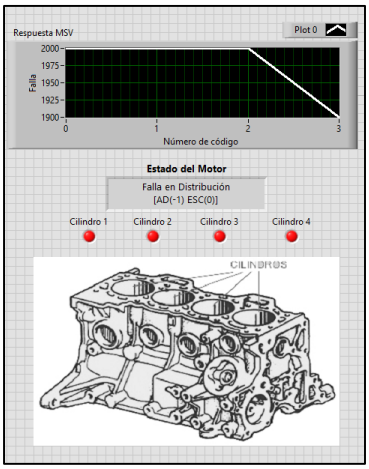
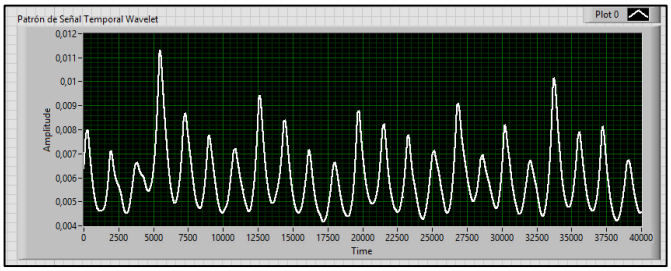
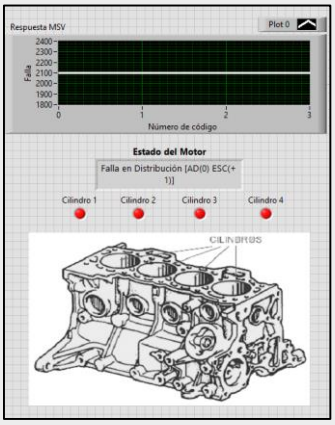
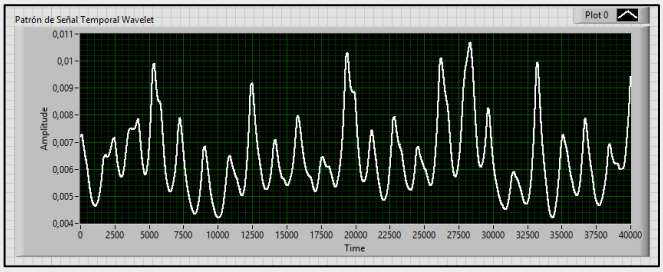
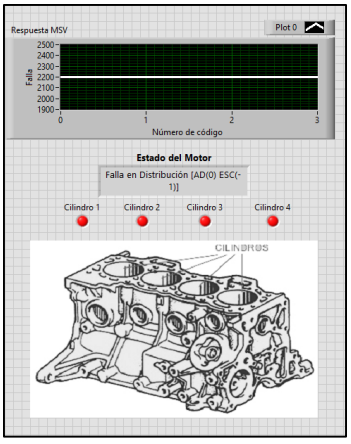
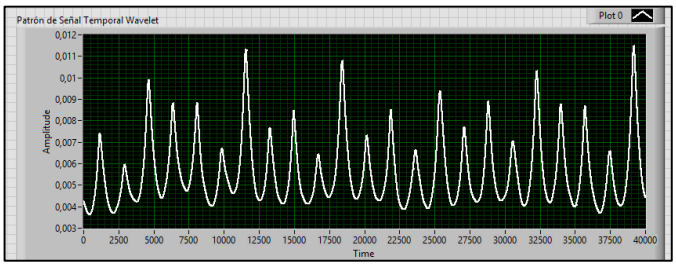
Tipo de falla temporal	Patrón de falla de señal temporal Wavelet
Falla Inyector 1	
	
Falla Inyector 2	
	
Falla Inyector 3	
	

Tipo de falla temporal	Patrón de falla de señal temporal Wavelet
Falla Inyector 4 	
Falla Bobina 1-4 	
Falla Bobina 2-3 	

Tipo de falla temporal	Patrón de falla de señal temporal Wavelet
Falla Inyector 1 – Bujía 1 	
Falla Inyector 2 – Bujía 2 	
Falla Inyector 3 – Bujía 3 	

Tipo de falla temporal	Patrón de falla de señal temporal Wavelet
Falla Inyector 4 – Bujía 4 	
Falla Distribución: Ad (+1)-Esc (+1) 	
Falla Distribución: Ad (+1)-Esc (-1) 	

Tipo de falla temporal	Patrón de falla de señal temporal Wavelet
Falla Distribución: Ad (+1)-Esc (ok) 	
Falla Distribución: Ad (-1)-Esc (+1) 	
Falla Distribución: Ad (-1)-Esc (-1) 	

Tipo de falla temporal	Patrón de falla de señal temporal Wavelet
Falla Distribución: Ad (-1)-Esc (ok) 	
Falla Distribución: Ad (ok)-Esc (+1) 	
Falla Distribución: Ad (ok)-Esc (-1) 	

Finalmente, las respuestas del algoritmo con las wavelets [Coif 2], [Sym 6] y [Db 6] con validación de 80%, 79.0% y 79.9% respectivamente, presentan un error de clasificación muy aproximado al 0%, sin embargo, los resultados mediante la wavelet que presenta mayor validación (Coif 2), no reconoce los fallos en su totalidad, debido a que, tiene un nivel de confusión mayor con respecto a las familias anteriormente suscitadas.

Las respuestas del algoritmo con las wavelets [Sym 6] y [Db 6] determinan resultados favorables y eficientes, sin embargo, la validación de datos también es un parámetro que se considera para seleccionar el análisis más eficiente. Por lo tanto, para el algoritmo de visualización, la wavelet [Db 6] con modelado cúbico y una escala Kernel de "0.80" es la familia ideal para clasificar datos y detectar anomalías en las muestras temporales utilizadas en el presente experimento.

7.3 Respuesta del algoritmo en diferentes motores de combustión interna

Para corroborar el funcionamiento del algoritmo de visualización, se procede a utilizar dos modelos experimentales que cumplan con las mismas características que la unidad experimental, las unidades se observan en la sección 8.3 de Anexos.

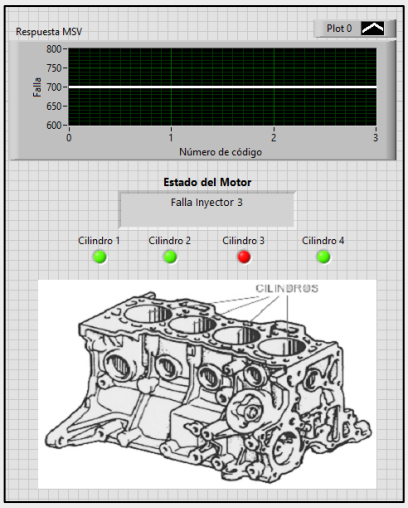
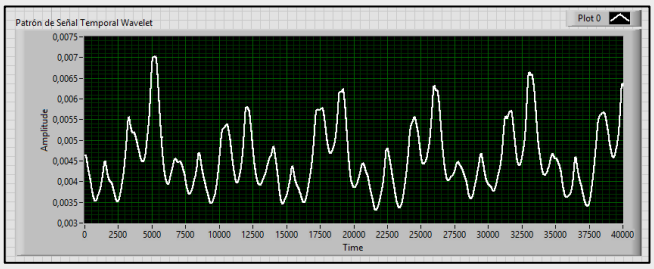
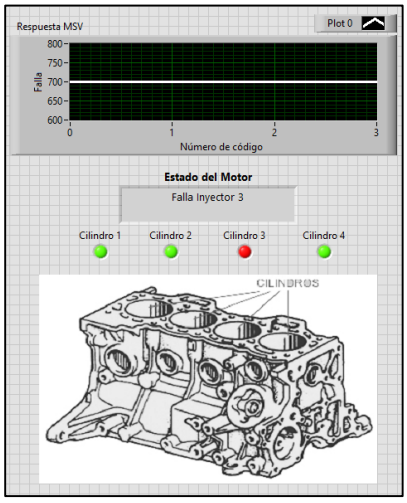
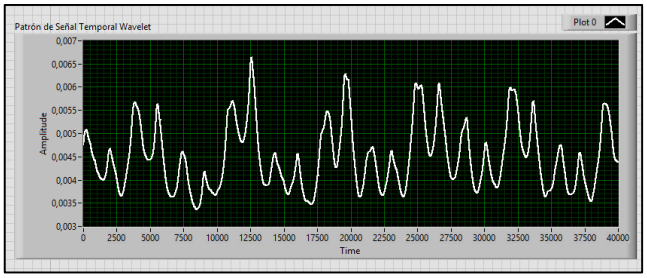
En primera instancia, se debe adquirir señales temporales de cada uno de los motores de combustión interna sin generar ninguna anomalía, para el experimento, se adquieren un total de 5 corridas; cabe recalcar que el procedimiento para la colocación del micrófono acústico está descrito en el punto 6.2.3. En consecuencia, mediante la utilización de la Wavelet [DB 6] en el respectivo algoritmo de visualización, se realiza 5 análisis simultáneamente.

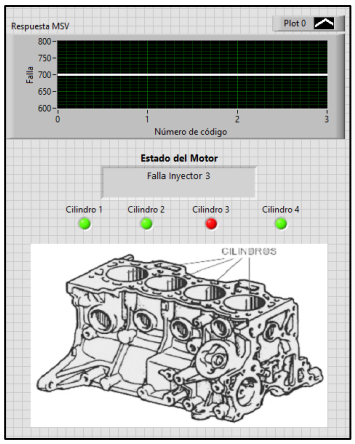
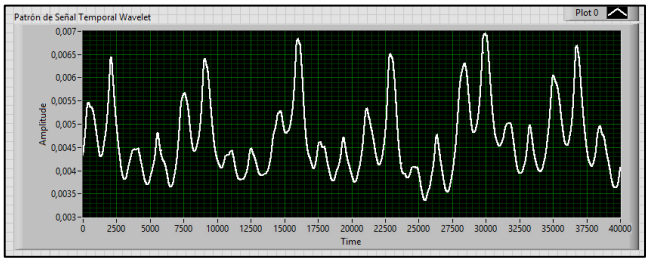
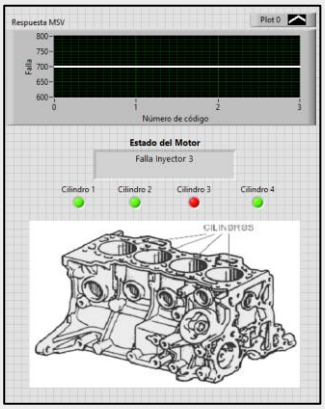
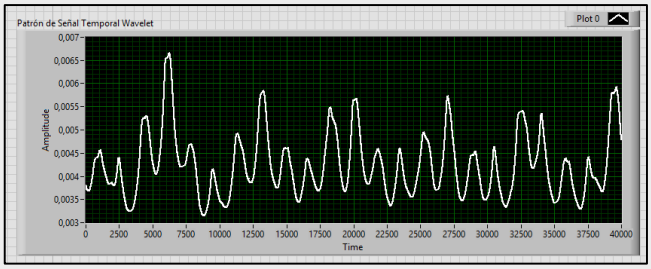
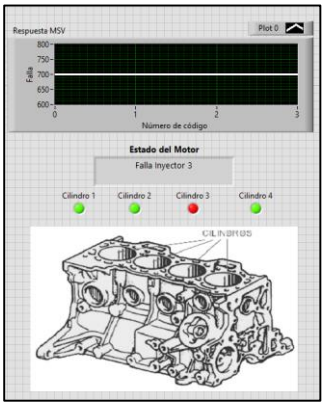
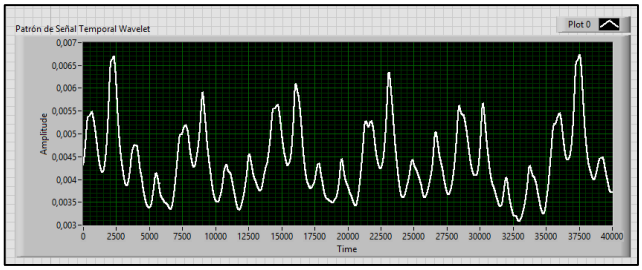
- **Motor Hyundai Sonata DOCH 2.0 II.**

En la tabla 34, se detalla el análisis de las 5 muestras temporales adquiridas del primer motor de encendido provocado.

Tabla 34. Resultados del algoritmo de visualización en el motor Hyundai Sonata DOCH 2.0 II.

Fuente: El Autor.

Muestra temporal	Patrón de falla de señal temporal Wavelet
Primera muestra 	
Segunda muestra 	

Muestra temporal	Patrón de falla de señal temporal Wavelet
Tercera muestra 	
Cuarta muestra 	
Quinta muestra 	

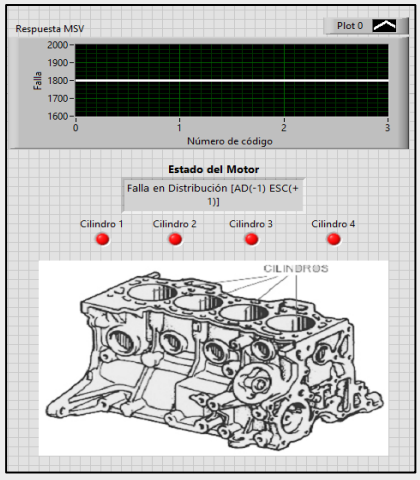
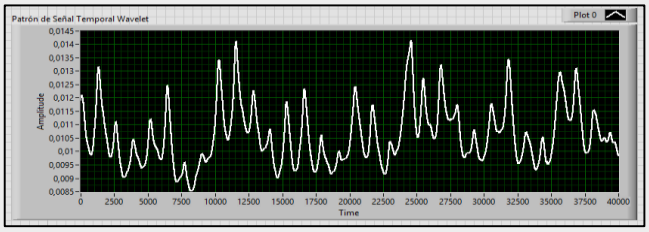
Como se aprecia en la tabla de resultados anterior, el algoritmo de visualización detecta en la primera unidad experimental de prueba, que existe una anomalía en el "Inyector 3" debido a que el patrón que presenta no se asemeja a un motor en óptimas condiciones, por lo tanto, existe una falla en el cilindro 3. Acto seguido, se realiza las pruebas en el segundo motor de encendido provocado.

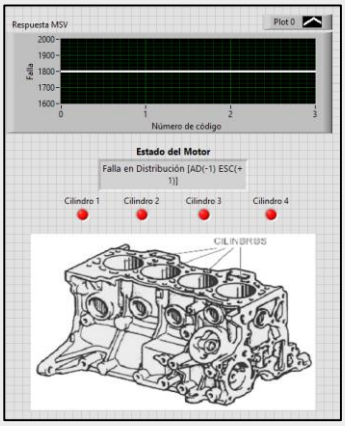
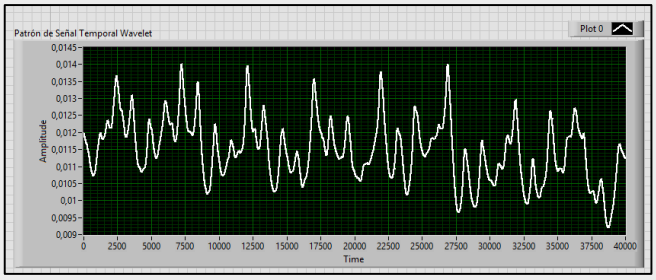
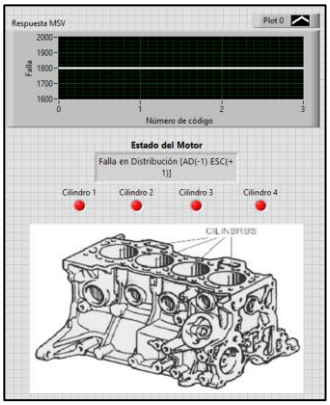
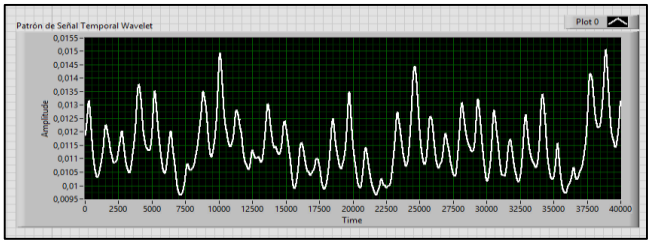
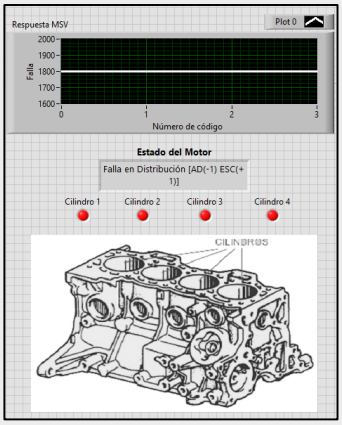
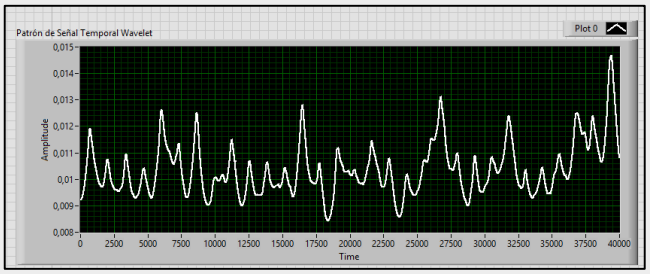
- **Motor Hyundai Sonata DOCH 2.0 III.**

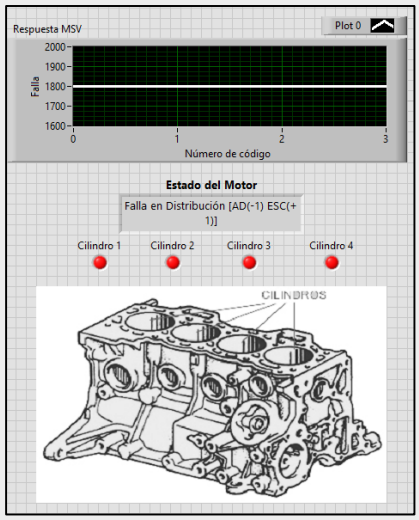
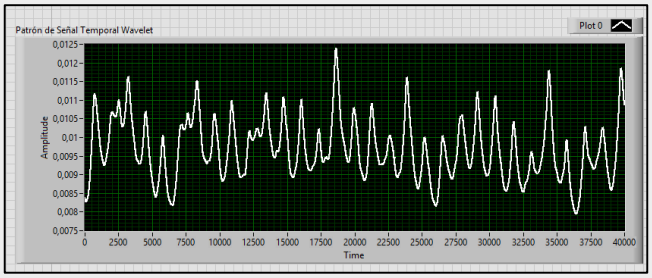
  En la tabla 35, se muestra el análisis de las 5 muestras temporales adquiridas del segundo motor de encendido provocado.

Tabla 35. Resultados del algoritmo de visualización en el motor Hyundai Sonata DOCH 2.0 III.

Fuente: El Autor.

Muestra temporal	Patrón de falla de señal temporal Wavelet
Primera muestra 	

Muestra temporal	Patrón de falla de señal temporal Wavelet
Segunda muestra 	
Tercera muestra 	
Cuarta muestra 	

Muestra temporal	Patrón de falla de señal temporal Wavelet
Quinta muestra 	

En consecuencia, mediante el análisis del algoritmo de visualización, se justifica que existe una falla en el sistema de distribución correspondiente al segundo motor de encendido provocado, por lo tanto, el patrón que presenta la muestra temporal tampoco se asemeja a una señal de un motor en óptimo funcionamiento.

Por consiguiente, el experimento que se realiza en los motores de combustión interna, mostraron resultados satisfactorios, sin embargo, al presentar anomalías no es recomendable inducir fallas temporales sin antes efectuar un mantenimiento correctivo y preventivo a los mismos, debido a la posibilidad de adquirir señales “no reales” que puedan conllevar a un inadecuado procesamiento del algoritmo de visualización.

7.4 Respuesta del algoritmo para determinar la familia Wavelet ideal

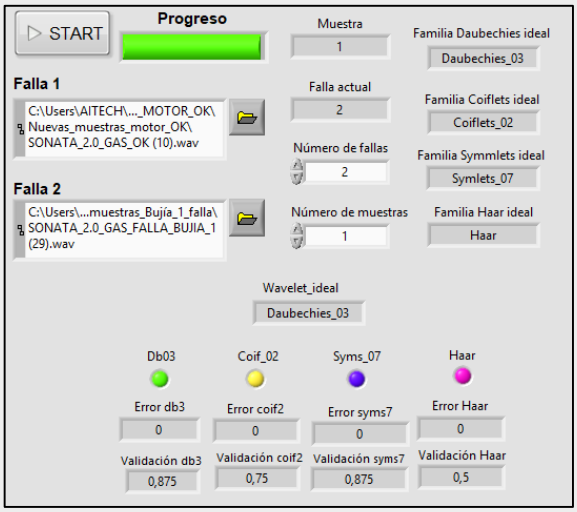
El algoritmo se fundamenta en la selección de dos muestras temporales que corresponden a dos fallas mecánicas, por lo tanto, para verificar su funcionamiento se realiza comparaciones entre las mismas. La primera señal pertenece a un motor en óptimas condiciones de funcionamiento, y la segunda, a una muestra con anomalía mecánica utilizada en el presente estudio. Cabe recalcar, que el algoritmo está estructurado para determinar en base al porcentaje de validación de datos y el error de clasificación, la wavelet ideal para el respectivo análisis de señales. En la tabla 36, se presentan los siguientes resultados:

Tabla 36. Resultados de comparación entre Motor sin anomalías vs muestras temporales de falla mecánicas.

Fuente: El Autor.

Comparación I.
Motor sin anomalías vs Falla Bujía 1.

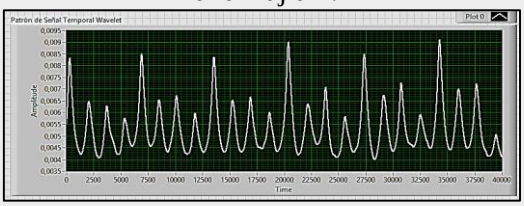
Motor sin anomalías
vs
Falla Bujía 1.



Patrón de señal temporal Wavelet.

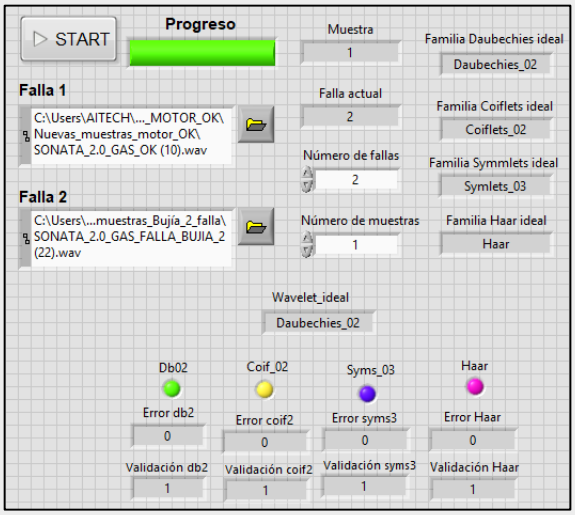
Motor sin anomalías.

Falla Bujía 1.



Comparación II.
Motor sin anomalías vs Falla Bujía 2.

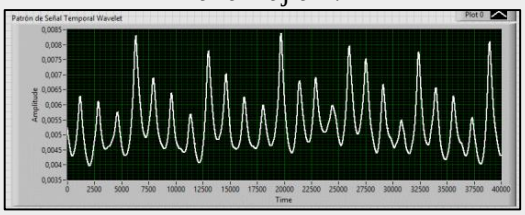
Motor sin anomalías
vs
Falla Bujía 2.



Patrón de señal temporal Wavelet.

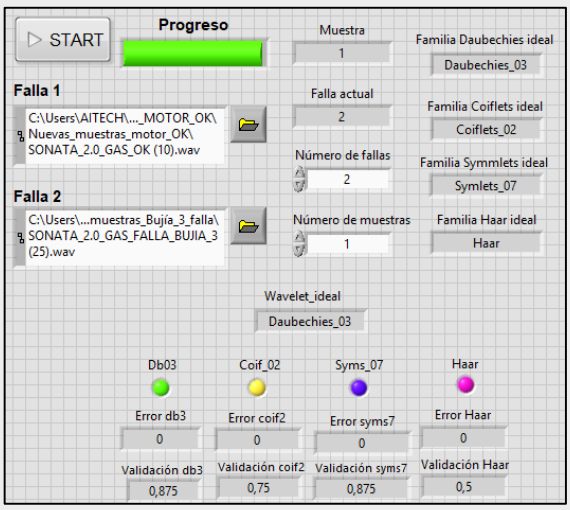
Motor sin anomalías.

Falla Bujía 2.



Comparación III.
Motor sin anomalías vs Falla Bujía 3.

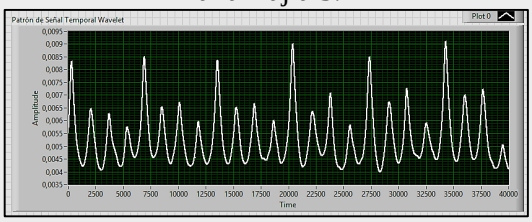
Motor sin anomalías
vs
Falla Bujía 3.



Patrón de señal temporal Wavelet.

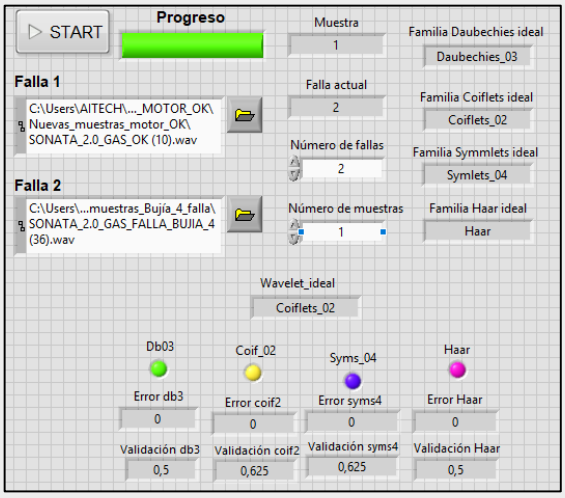
Motor sin anomalías.

Falla Bujía 3.



Comparación IV.
Motor sin anomalías vs Falla Bujía 4.

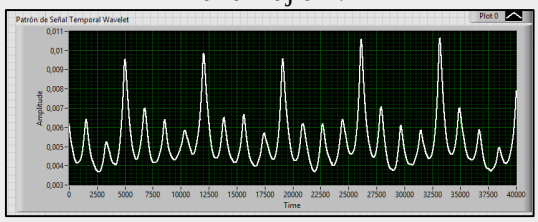
Motor sin anomalías
vs
Falla Bujía 4.



Patrón de señal temporal Wavelet.

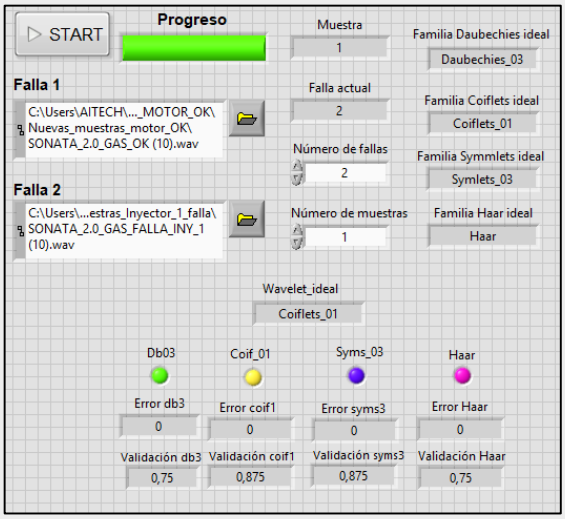
Motor sin anomalías.

Falla Bujía 4.



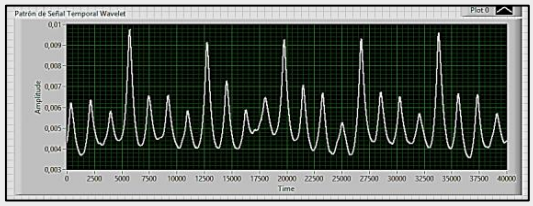
Comparación V.
Motor sin anomalías vs Falla Inyector 1.

Motor sin anomalías
vs
Falla Inyector 1.

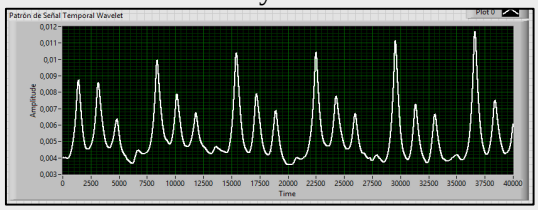


Patrón de señal temporal Wavelet.

Motor sin anomalías.

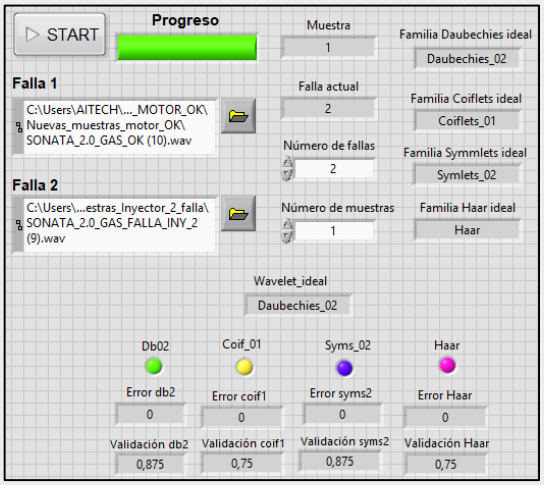


Falla Inyector 1.



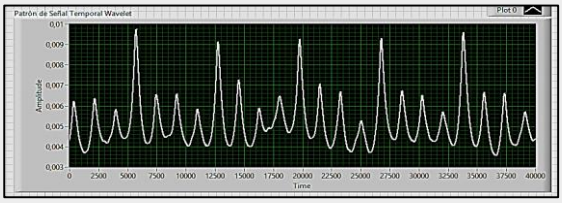
Comparación VI.
Motor sin anomalías vs Falla Inyector 2.

Motor sin anomalías
vs
Falla Inyector 2.

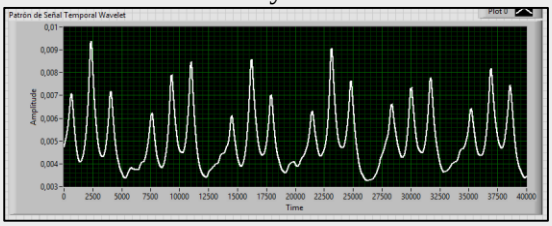


Patrón de señal temporal Wavelet.

Motor sin anomalías.

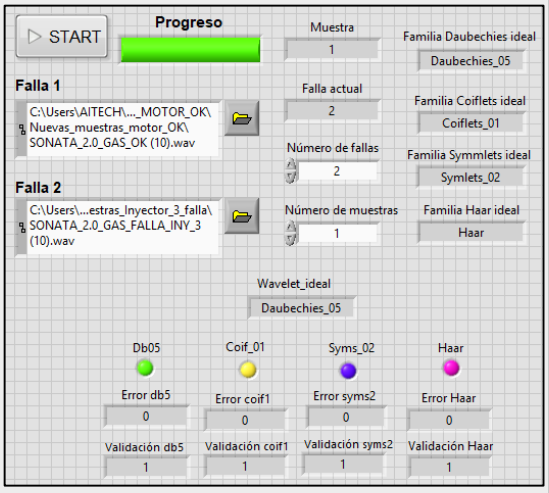


Falla Inyector 2.



Comparación VII.
Motor sin anomalías vs Falla Inyector 3.

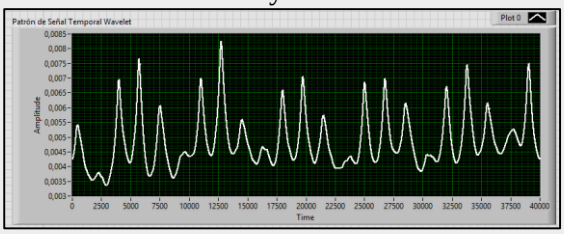
Motor sin anomalías
vs
Falla Inyector 3.



Patrón de señal temporal Wavelet.

Motor sin anomalías.

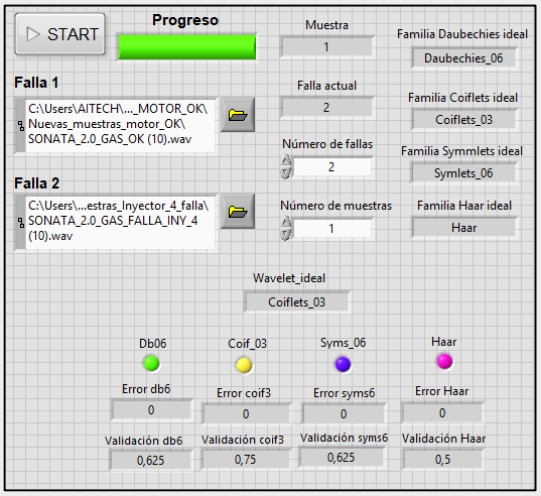
Falla inyector 3.



Comparación VIII

Motor sin anomalías vs Falla Inyector 4.

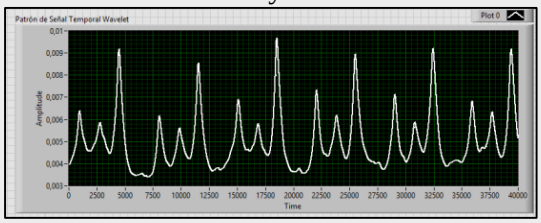
Motor sin anomalías
vs
Falla Inyector 4.



Patrón de señal temporal Wavelet.

Motor sin anomalías.

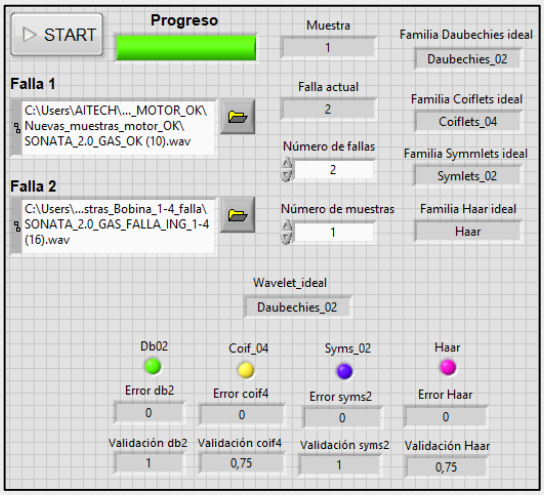
Falla Inyector 4.



Comparación IX.

Motor sin anomalías vs Falla Bobina 1-4.

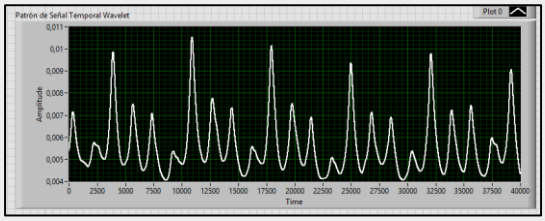
Motor sin anomalías
vs
Falla Bobina 1-4.



Patrón de señal temporal Wavelet.

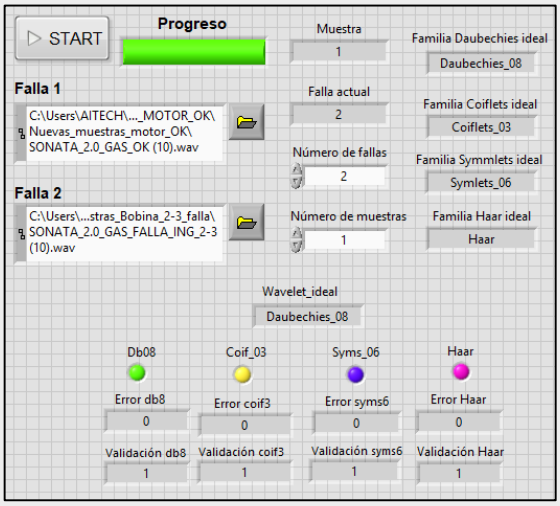
Motor sin anomalías.

Falla Bobina 1-4.



Comparación X.
Motor sin anomalías vs Falla Bobina 2-3.

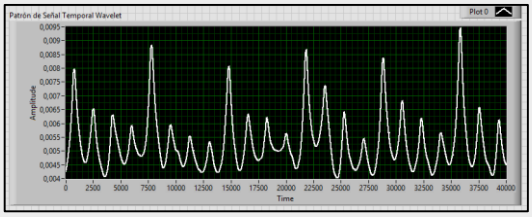
Motor sin anomalías
vs
Falla Bobina 2-3.



Patrón de señal temporal Wavelet.

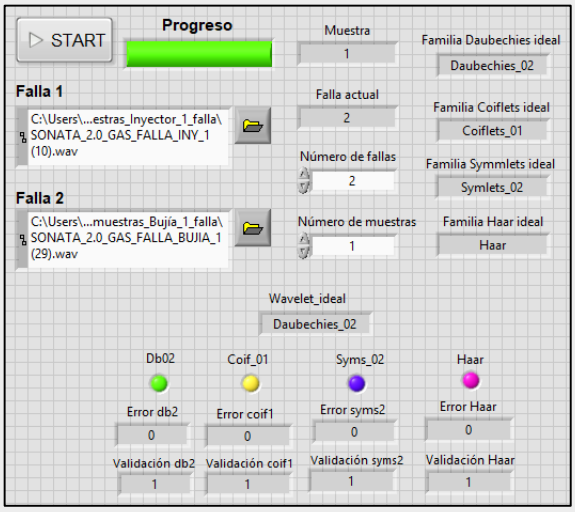
Motor sin anomalías.

Falla Bobina 2-3.



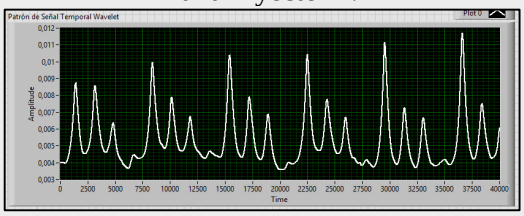
Comparación XI.
Falla Inyector 1 vs Falla Bujía 1.

Falla Inyector 1
vs
Falla Bujía 1.

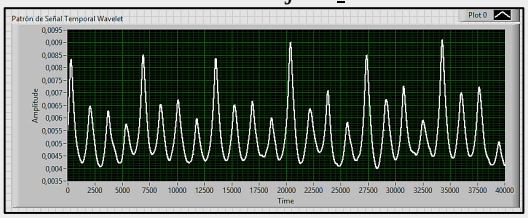


Patrón de señal temporal Wavelet.

Falla Inyector 1.

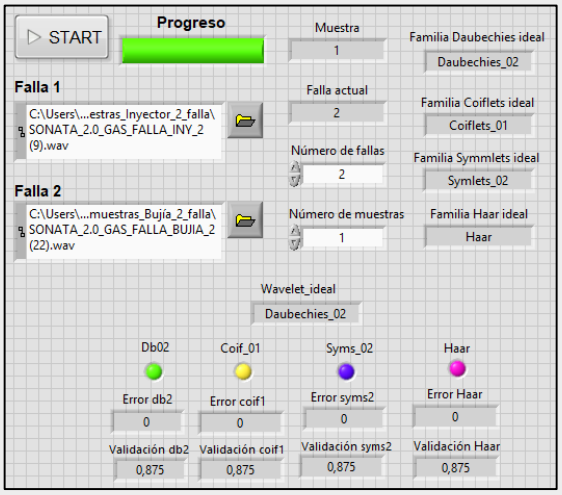


Falla Bujía 1.



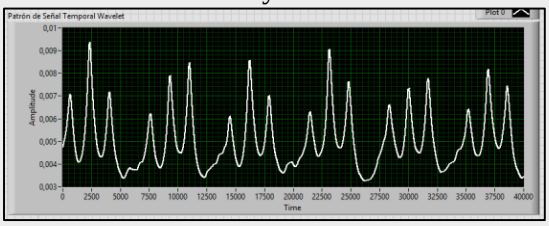
Comparación XII.
Falla Inyector 2 vs Falla Bujía 2.

Falla Inyector 2
vs
Falla Bujía 2.

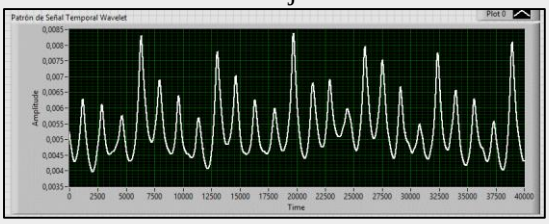


Patrón de señal temporal Wavelet.

Falla Inyector 2.

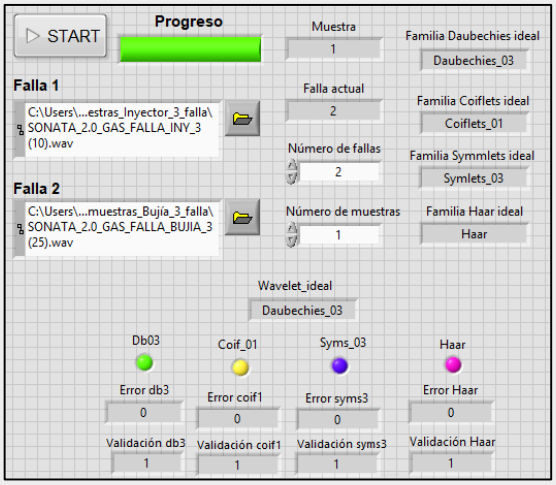


Falla Bujía 2.



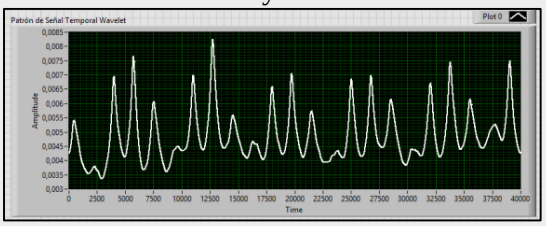
Comparación XIII.
Falla Inyector 3 vs Falla Bujía 3.

Falla Inyector 3
vs
Falla Bujía 3.

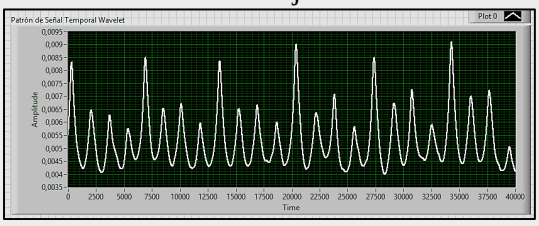


Patrón de señal temporal Wavelet.

Falla Inyector 3.

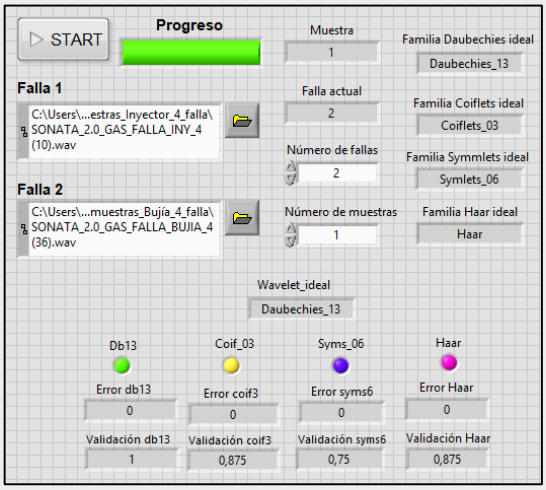


Falla Bujía 3



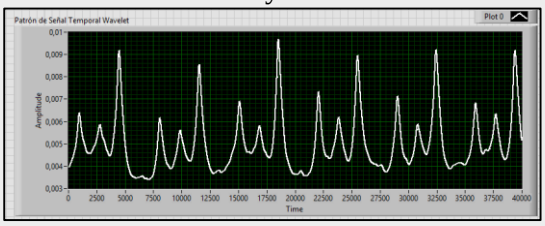
Comparación XIV.
Falla Inyector 4 vs Falla Bujía 4.

Falla Inyector 4
vs
Falla Bujía 4.

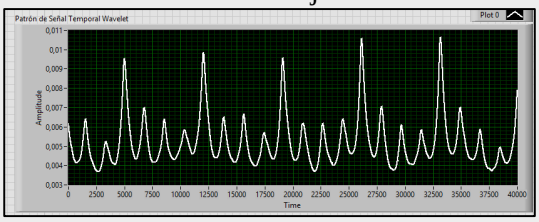


Patrón de señal temporal Wavelet.

Falla Inyector 4.

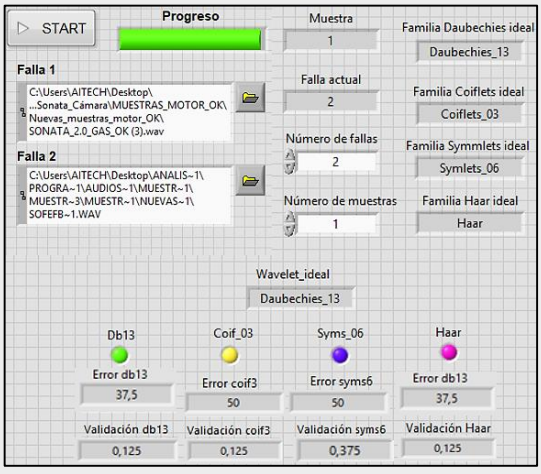


Falla Bujía 4.



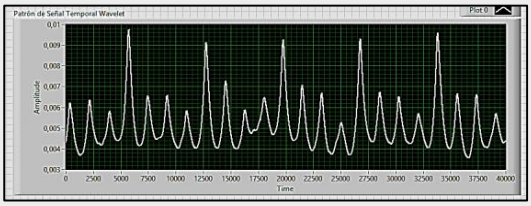
Comparación XV.
Motor sin anomalías vs Falla Distribución: Ad (+1)-Esc (+1).

Motor sin anomalías.
vs
Falla Distribución: Ad (+1)-Esc (+1)

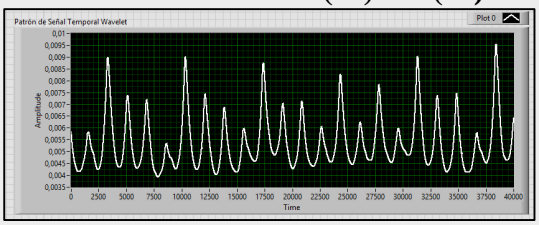


Patrón de señal temporal Wavelet.

Motor sin anomalías.



Falla Distribución: Ad (+1)-Esc (+1**).**



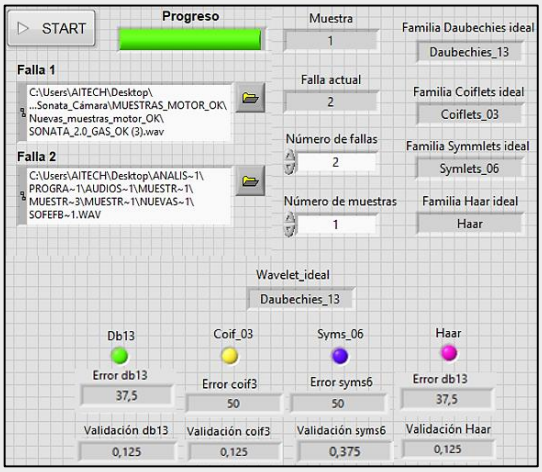
Comparación XVI.

Motor sin anomalías vs Falla Distribución: Ad (+1)-Esc (-1).

Motor sin anomalías

vs

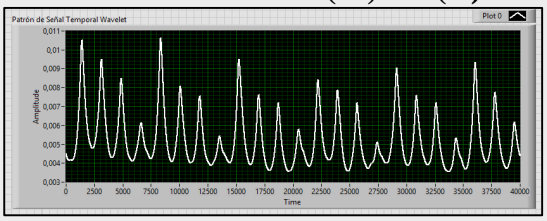
Falla Distribución: Ad (+1)-Esc (-1)



Patrón de señal temporal Wavelet.

Motor sin anomalías.

Falla Distribución: Ad (+1)-Esc (-1**).**



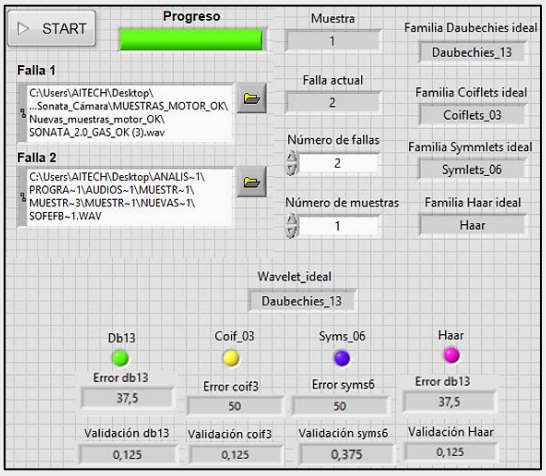
Comparación XVII.

Motor sin anomalías vs Falla Distribución: Ad (+1)-Esc (ok).

Motor sin anomalías

vs

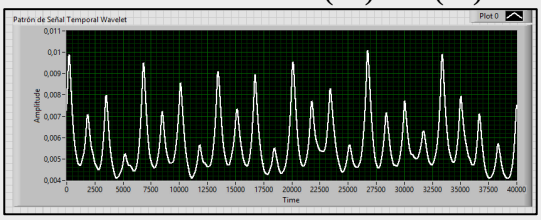
Falla Distribución: Ad (+1)-Esc (ok).



Patrón de señal temporal Wavelet.

Motor sin anomalías.

Falla Distribución: Ad (+1)-Esc (ok).



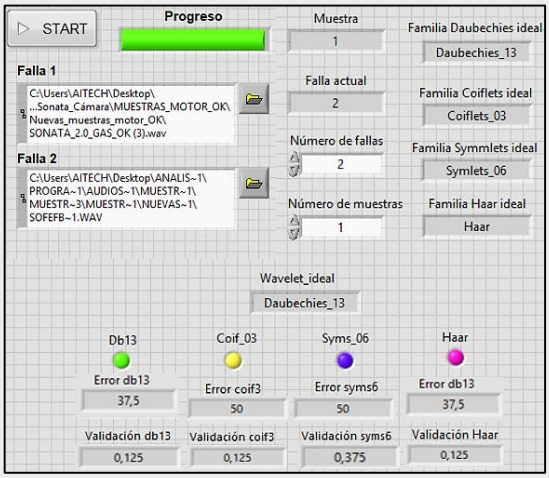
Comparación XVIII.

Motor sin anomalías vs Falla Distribución: Ad (-1)-Esc (+1).

Motor sin anomalías.

vs

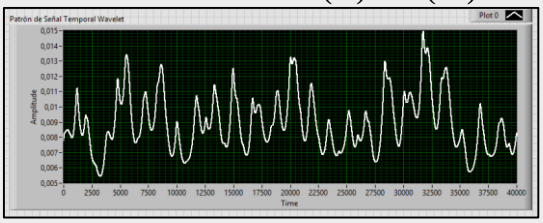
Falla Distribución: Ad (-1)-Esc (+1).



Patrón de señal temporal Wavelet.

Motor sin anomalías.

Falla Distribución: Ad (-1)-Esc (+1).



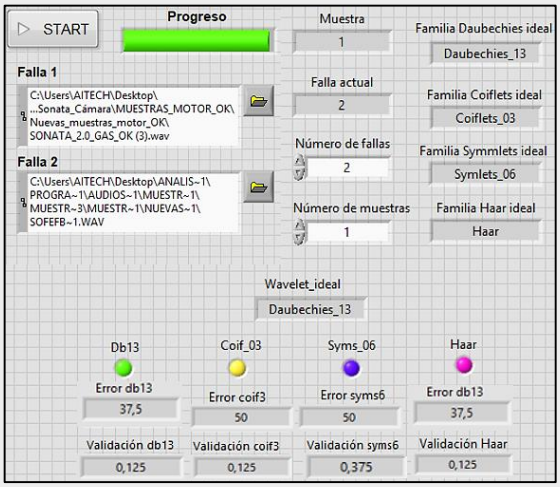
Comparación XIX.

Motor sin anomalías vs Falla Distribución: Ad (-1)-Esc (-1).

Motor sin anomalías

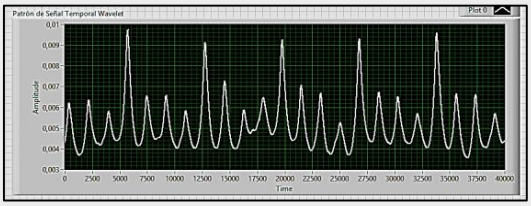
vs

Falla Distribución: Ad (-1)-Esc (-1)

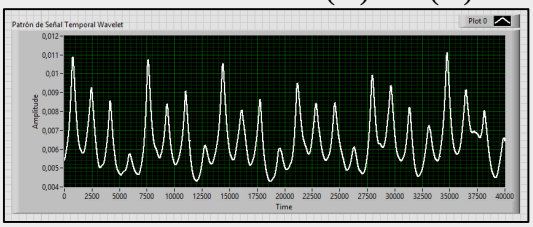


Patrón de señal temporal Wavelet.

Motor sin anomalías.



Falla Distribución: Ad (-1)-Esc (-1).



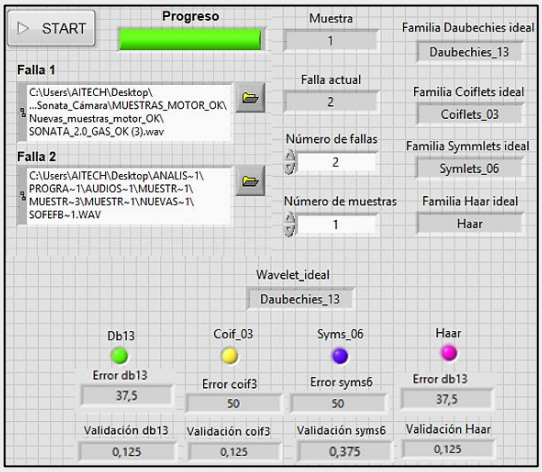
Comparación XX.

Motor sin anomalías vs Falla Distribución: Ad (-1)-Esc (ok).

Motor sin anomalías

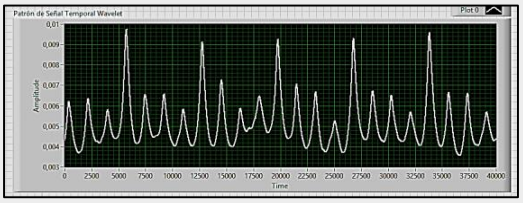
vs

Falla Distribución: Ad (-1)-Esc (ok).

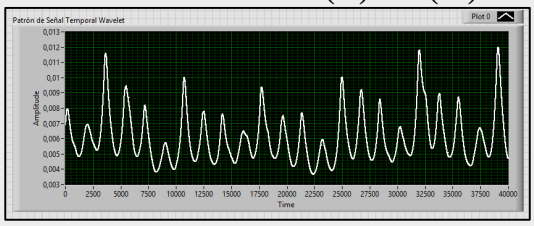


Patrón de señal temporal Wavelet.

Motor sin anomalías.



Falla Distribución: Ad (-1)-Esc (ok).



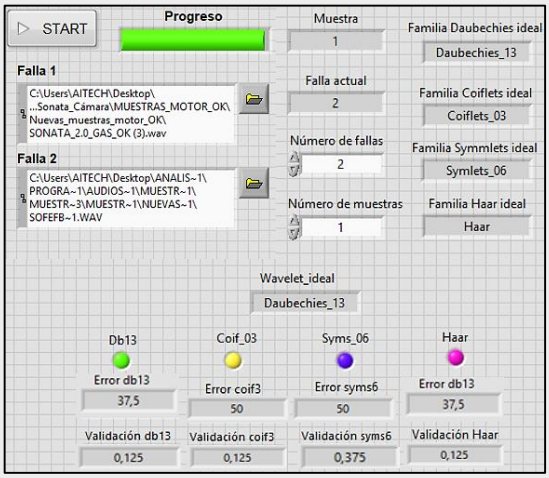
Comparación XXI.

Motor sin anomalías vs Falla Distribución: Ad (ok)-Esc (+1).

Motor sin anomalías

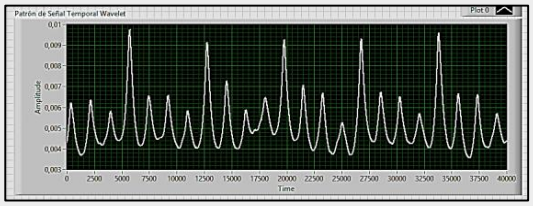
vs

Falla Distribución: Ad (ok)-Esc (+1).

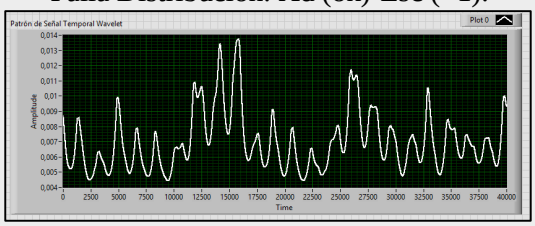


Patrón de señal temporal Wavelet.

Motor sin anomalías.

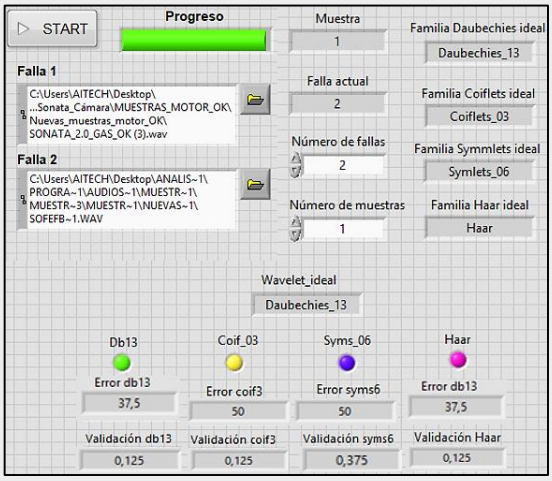


Falla Distribución: Ad (ok)-Esc (+1).



Comparación XXII.
Motor sin anomalías vs Falla Distribución: Ad (ok)-Esc (-1).

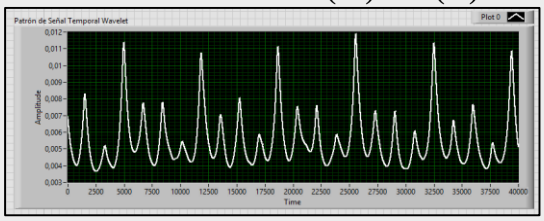
Motor sin anomalías
vs
Falla Distribución: Ad (ok)-Esc (-1).



Patrón de señal temporal Wavelet.

Motor sin anomalías.

Falla Distribución: Ad (ok)-Esc (-1).



7.5 Validación de los datos muestrales

En primera instancia, Delgado C., (2018), corrobora que, los efectos de las señales temporales obtenidas mediante un método experimental, presentan un valor del parámetro "p" menor a 0.010, en consecuencia, determina que el índice de normalidad es satisfactorio. Por lo tanto, en base al análisis detallado por el autor de referencia, no se justifica la validación de datos muestrales nuevamente ya que las mismas son utilizadas para el presente estudio.

Cabe mencionar, que las señales de fallas mecánicas no pueden ser discriminadas para el estudio de anomalías; al no tratarse de una regresión lineal, se debe optar por alternativas que analicen estos casos. Por esta razón, Minitab Inc., exhibe técnicas de transformación de datos como son: Box-Cox, Johnson, gráfica de línea ajustada, etc., para regresiones no lineales, de tal manera, que permita estabilizar las varianzas presentes en la distribución de valores muestrales.

7.6 Validación de resultados en la clasificación de anomalías

Mediante el análisis de varianza (ANOVA), se presenta el resultado para validar la correcta clasificación de los datos de la SVM con respecto a la respuesta real, misma que corresponde a la familia Wavelet ideal utilizada en el respectivo algoritmo de visualización, como se ilustra en la figura 80.

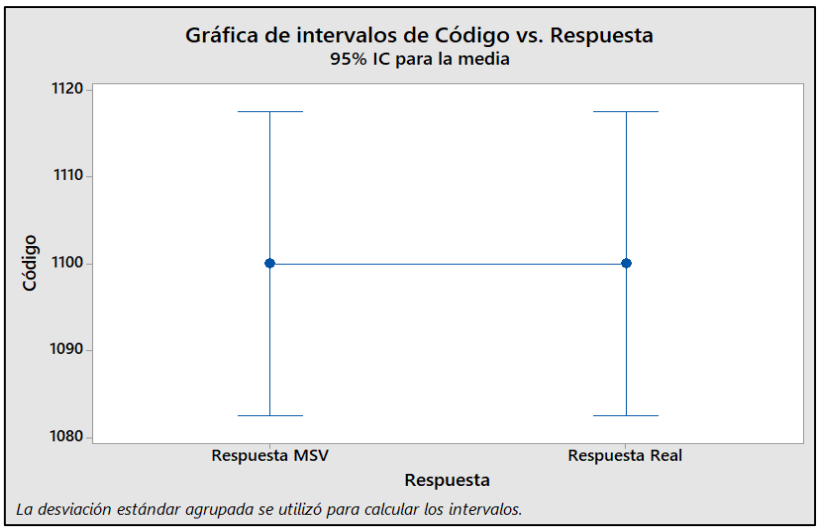


Figura 80. Gráfica de Intervalos: Respuesta de la SVM (Db 06) vs Respuesta real.

Fuente: El autor.

Posteriormente, en la figura 81, se examina la gráfica de intervalo de confianza por el método de Tukey, el mismo, presenta un valor del 95% que determina la significancia estadística de la tasa de error para las medias de los factores que se analiza en la comparación.

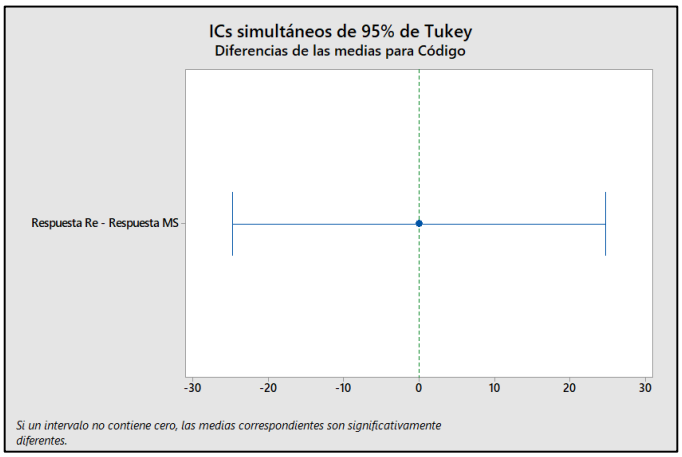


Figura 81. Respuesta del intervalo de confianza de 95% de Tukey.

Fuente: El autor.

Al analizar la comparación de intervalos realizada en la figura 82, se muestra en la figura 83, que la probabilidad de existir un margen de error de la clasificación de anomalías es nula, debido a que las medias de cada factor coindicen en un valor de cero.

Comparaciones en parejas de Tukey

Agrupar información utilizando el método de Tukey y una confianza de 95%

Respuesta	N	Media	Agrupación
Respuesta Real	5520	1100,00	A
Respuesta MSV	5520	1100,00	A

Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

Figura 82. Respuesta de comparaciones en parejas de Tukey.

Fuente: El autor.

En la gráfica 83 y 84, se detalla el diagrama de cajas para determinar la igualdad de las medias y el nivel de confianza individual de cada falla con su respectiva respuesta de la SVM, en consecuencia, se observa que el análisis se ajusta de manera satisfactoria a la línea de referencia de las medias, por lo tanto, el error de categorización es de 0%.

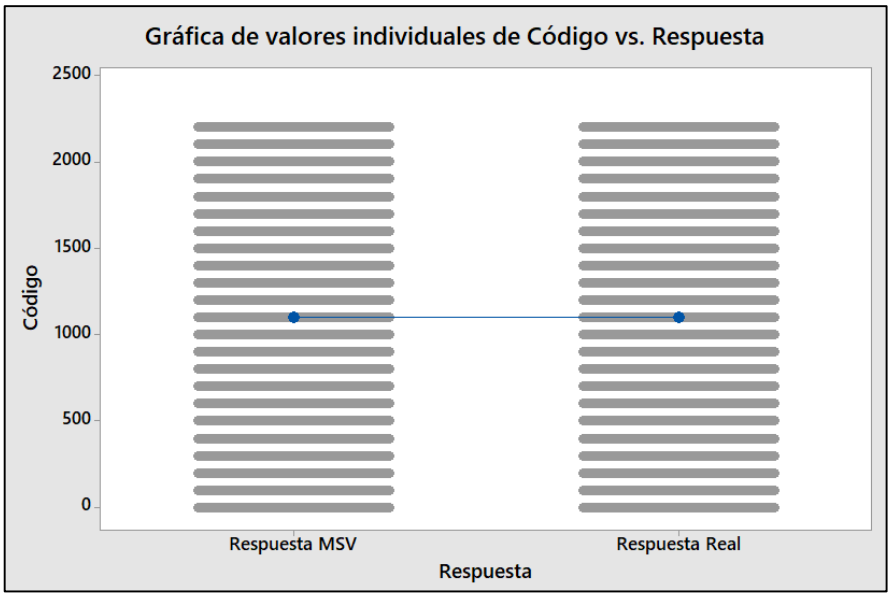


Figura 83. Respuesta de niveles de confianza individuales.

Fuente: El autor.

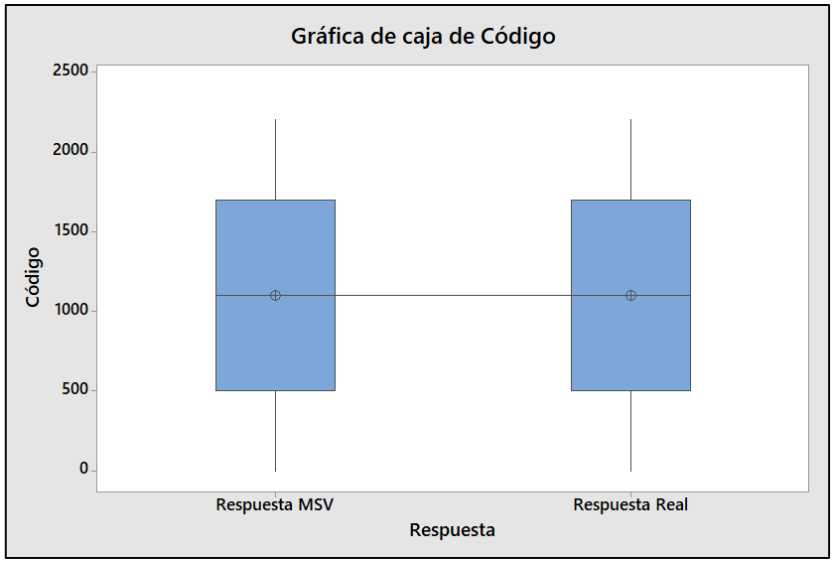


Figura 84. Diagrama de cajas: Respuesta SVM vs Respuesta real.

Fuente: El autor.

8. CONCLUSIONES

- Mediante el proyecto técnico realizado, se desarrolló un algoritmo de visualización a través de la Transformada Wavelet, el cual permite el diagnóstico de fallas en motores de combustión interna con un análisis de predicción de las SVM's del 79.9%, una confusión de datos muestrales de 20.1% y un error de clasificación del 0.00%.
- Se ha realizado una síntesis de la literatura relacionada al procesamiento de datos, del cual, se pudo extraer las wavelets que son más aplicables en la parte de ingeniería; de tal manera que, para obtener una eficiente interpretación de datos referente a una anomalía, se determina que el análisis empleado para la reconstrucción de señales en base a la Transformada Wavelet se asemeja a una investigación realizada para detectar soplos cardiacos, es decir, que para ambos casos de estudio se debe localizar anomalías en rangos de frecuencias altas en tiempos cortos, en consecuencia, las familias Wavelet que cumplen con estos parámetros para el diseño del algoritmo son: Daubechies, Coiflets, Symlets y Haar.
- Al emplear un análisis fundamentado en SVM's para la respectiva categorización de las señales temporales, se logra comprobar que mediante la Transformada Wavelet discreta (Db 06) con modelado cúbico, a una escala Kernel k=0.80, se obtiene un error de clasificación del 0.00%.
- Con respecto a la determinación del funcionamiento del algoritmo de visualización en distintos motores de encendido provocado, se comprobó que estos presentan anomalías, en consecuencia, no se generaron fallas intencionales debido a que se debe realizar un mantenimiento correctivo y preventivo de los mismos para garantizar un eficiente experimento.
- A través del análisis de varianza (ANOVA), se determinó que las medias de los factores de clasificación de la SVM en comparación a la respuesta real de categorización, establecen un error de 0.00%.

- Con respecto al análisis de la matriz de confusión, se determinó que las fallas 300 (Falla Bujía 3), 400 (Falla Bujía 4), 600 (Falla inyector 2) y 800 (Falla inyector 4) presentan un índice de predicción diferente, es decir, que sus valores adjudican un desorden en las distintas clases de SVM's, en consecuencia, se exhibe un error en la toma de decisión del algoritmo final.
- En relación a la optimización de la base de datos de la SVM's, se determinó que, mientras se realice el filtrado de la señal a una escala "Kernel" forzosamente menor, la matriz de confusión presentará un índice de valoración alto, caso similar se presenta cuando se selecciona una escala ineludiblemente mayor, en consecuencia, se debe escoger una escala intermedia para obtener resultados óptimos en la categorización de datos.
- El tiempo de ejecución del algoritmo de visualización para una muestra temporal es de 20 segundos, caso contrario se presenta en el algoritmo para la selección de la wavelet ideal, que, al analizar una cantidad superior a 20 muestras temporales, el tiempo de ejecución se aproxima a una hora y media de procesamiento, lo que adjudica un gasto y deterioro computacional excesivo.

9. RECOMENDACIONES

- El procedimiento de adquisición de señales temporales se realiza en una cámara semianecóica, en consecuencia, las anomalías mecánicas inducidas al motor de encendido provocado se pueden percibir de manera notoria; se recomienda diseñar un algoritmo que analice la respectiva recolección de señales temporales en un área donde se experimente el sonido externo de factores que correspondan al sector automotriz, de tal manera que el mismo, atenúe estas frecuencias y detecte únicamente la falla suscitada.
- Las adquisiciones de atributos de señales fueron determinadas en base a la elección del número de fallas y los parámetros de mayor relevancia en el análisis estadístico, en consecuencia, se recomienda utilizar técnicas de selección de atributos como el método "Naive Bayes", "Tao", "Entropía", "Matriz de correlación" o "Rainforest", mismos que suponen que los atributos son independientes para cada variable, en consecuencia, se puede mejorar la capacidad de generalización para eliminar atributos irrelevantes y redundantes.
- El algoritmo de diagnóstico se fundamenta en la técnica de la Transformada Wavelet Discreta (DWT), por lo tanto, se recomienda utilizar el método fundamentado en la transformada Wavelet de Morlet para el análisis de señales, debido a que posee características referentes a la oscilación de los periodos de la señal, a diferencia de la wavelet discreta que describe su análisis frente a cambios bruscos utilizados en señales discontinuas.
- El algoritmo de selección de la familia Wavelet ideal está estructurado para analizar dos tipos de señales temporales y realizar su respectiva comparación, para estudios posteriores, se recomienda continuar con el desarrollo del algoritmo, de tal manera, que se determine de manera aleatoria comparaciones entre todas las señales de fallas temporales.

10. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Arabguren, S., & Tarantino, R. (2009). Metodologías y Tecnologías de Detección y Diagnóstico de Fallas Aplicadas a Procesos Industriales. *Revista Colombiana de Tecnologías de Avanzada. Volumen 1, Número 13.*, 106-116.

Arboleda, J. D. (2014). Transformadas Wavelet impacto fundamental en Procesamiento de señales y compresiónde imágenes. Pereira, Colombia.

Auquilla, H., & Beltrán, D. (2016). Detección de fallas a través de análisisde vibraciones mediante la transformada de Wavelets de un motor de combustión interna Sonata 2.0 a gasolina. Cuenca: Universidad Politécnica Salesiana.

Beiró, M. G. (Agosto de 2008). Visualización de Redes Complejas. Buenos Aires, Argentina.

Bernal, J. A. (2001). Minería de Datos. *Universidad Politécnica de Puebla UPP*. Puebla, México.

Betancourt, G. A. (Abril de 2005). Las máquinas de soporte vectorial. *Grupo de Instrumentación y Control.* Pereira, Colombia: Scientia et Technica.

Betancourt, O., Suárez, E., & Franco, J. (2004). Reconocimiento de patrones de movimiento a partir de señales electromiográficas. *Red de Revistas Científicas de América Latina, El Caribe, España y Portugal*, 7.

BOSCH. (2015). *Sistemas de Inyección Electrónica. Componentes y características* . Obtenido de boschautopartes.mx: www.boschautopartes.mx

BOSCH., A. (2015). *Sistemas de Inyección Electrónica.* Obtenido de www.boschautopartes.mx

Bradley, J. N., & Brislawn, C. M. (1993). The FBI Wavelet / ScalarQuantization Standard for gray - scale fingerprint image compression. Los Alamos National Laboratory, Washington, DC.

Cadenas, P. A. (Diciembre de 2010). Proyección de datos multidimensionales utilizando teoría de la información. Santiago de Chile, Chile.

Canbay, F., Levent, G., Goren, S., & Aydin, N. (2015). Field Programmable Gate Arrays Implementation of Dual Tree Complex Wavelet Transform.

Cascajosa, M. (2005). *Ingeniería de Vehículos.* México: Grupo Alfaomega.

Castaño, A. M., Delgado, E. T., Godino, J. I., & Castellanos, G. (09 de Diciembre de 2007). Análisis acústico sobre señales de auscultación digital para la detección de soplos cardiacos. *Avances en Sistemas e Información, Vol 4 No. 3*, 12.

Castro, S., Martig, S., Fillottrani, P., & Estévez, E. (2003). Un modelo unificado de visualización. Universidad Nacional del Sur - Bahía Blanca, Argentina.

Cerezo Rupérez, E. .. (Junio de 2012). Wavelets. Proyecto Sistemas Informáticos. Madrid, España.

Chen, S. W., & Chen, Y. H. (2015). Hardware design and implementation of a wavelet de-noising procedure for medical signal preprocessing.

Chilo, J., & Lindblad, T. (2008). Hardware Implementation of 1D Wavelet Transform on a FPGA for Infrasound Classification.

Cova, J. C. (Noviembre de 2006). Sobre Wavelets e imágenes. Córdoba, Argentina.

Delgado C, E. H. (Marzo de 2018). Desarrollo de un algoritmo de diagnóstico para la detección de fallas mecánicas en motores de encendido provocado basados en la transformada Wavelet . Cuenca: Universiddad Politécnica Salesiana, Ecuador.

Donoho, D. L., & Johnstone, I. M. (1994). Adapting to Unknown Smoothness via Wavelet Shrinkage. 28.

Edebé. (1999). *Tecnología Automoción 5.* Barcelona.

Espinoza, H. O. (2012). Aplicación de la Transfromada Wavelet y el método level set para el filtrado y segmentación de imágenes. Cuenca, Ecuador.

Fernández, S. (2015). Modelos de Análisis de la Varianza. Madrid - Universidad Autónoma de Madrid, España.

Foley, J. (s.f.). Capitulo 4. Visualización. En *Sistemas de representacion de imágenes.* (pág. 14).

García, Ó. C. (2013). *Algoritmos de Poda y Visualización de Redes.* Obtenido de sci2s.ugr.es: http://sci2s.ugr.es

Garzón, V., & Urdiales, M. (2017). Diseño e implementaciónde un sistema para determinar fallas mecánicas en motores de encendido provocado mediante Redes Neuronales Artificiales. . Cuenca: Universidad Politécnica Salesiana.

Gonzáles, J. R. (2014). Transformadas Waveletimpacto fundamental en Procesamiento de señales y compresión de imágenes. Universidad Tecnológica de Pereira, Colombia.

González, R. A. (14 de Mayo de 2010). Algoritmo basado en Wavelets aplicado a la detección de incendios forestales. Puebla, México. Obtenido de catarina.udlap.mx: http://catarina.udlap.mx

Hella. (2015). Obtenido de www.hella.com: https://www.hella.com/techworld/es/Tecnica/Electricidad-y-electronica-del-automovil/Bobina-de-encendido-2886/

Intel, F. (s.f.). *Quartus II Web Edition*. Obtenido de www.altera.com: https://www.altera.com/downloads/software/quartus-ii-we/121.html

International Standard Orgnization, .. (2012). Acoustics - Dtermination of sound power levels of noise sources using sound pressure - Precision methods for anechoic and hemi - anechoic rooms. *CEN*.

Lameda, C. (2016). Métodos relacionados con diagnósticos de fallas con síntomas imprecisos mediante comparación de casos. *Revista Digital de Investigación y Postgrado de la Universidad Nacional Experimental Politécnica "Antonio José de Sucre"*, 15.

Lara Porras, A. (2001). Diseño estadísticos de experimentos, análisis de la varianza y temas relacionados: tratamiento informático mediante SPSS. *Diseño estadístico de experimentos.* Proyecto Sur.

López, C. M. (Febrero de 2015). *Analisis de transitorios impulsivos y oscilatorios en las redes eléctricas mediante la transformada Wavelet*. Quito, Ecuador.

Maldonado, C. B. (21 de Junio de 2012). Reconnociemiento de patrones para identificación de usuarios en accesos informáticos. Madrid, España.

Mathworks. (2018). *Mathworks*. Obtenido de Matlab: https://es.mathworks.com/products/matlab.html

Mena, J. F. (Junio de 2015). Tecnología específica de tecnologías de la información. *Herramienta para la visualización de algoritmos de Backtracking*. Universidad de Castilla - La Mancha., España.

Mendoza, A., Archila, L., & Ardilla, J. (2001). Caracterizacion del intervalo QT en una señal electrocardiográfica usando la transformada Wavelet. *Memorias II Congreso Latinoamericano de Ingeniería Biomédica*, (pág. 6). La Habana, Cuba.

Minguillón, J. A. (Noviembre de 2017). *Introducción a la visualizaciónde datos*. Obtenido de http://webcache.googleusercontent.com

Minitab, I. (2016). Meet Minitab 16.

Misiti, M., Misiti, Y., Oppenheim, G., & Poggi, J.-M. (1996 - 1997). Wavelet Toolbox User´s Guide. *Matlab*. EEUU.

Molina, F., Benítez, D., & Nacional., E. P. (2005). Desarrollo e implementación de un algoritmo para la caracterización de los límites de forma de onda de un electrocardiograma (ECG) utilizando ondillas (Wavelets). Quito, Ecuador.

Moumene, I., & Nouredine, O. (11 de June de 2015). Application of the wavelets multiresolution analysis and the high-frequency resonance technique for gears and bearingsfaults diagnosis. *Article*. London.

NGK Spark Pluge Europe. (2017). Obtenido de NGK: https://www.ngk.de/es/home/

Palero Colom, R. J. (2001). Departamento de Ingeniería Electrónica. *Estudio e implementación de la Transformadda Wavelet para la compresión de imágenes y video*. Valencia - España.

Peña, D. (Enero 2002). *Analisis de datos Multivariantes.* Madrid: Research Gate.

Pérez, A. (2008). Sistema generador de animaciones interactivas para la docencia de algoritmos recursivos. Universidad Rey Juan Carlos.

Pichigin K. A., S. A. (18 de April de 2007). Experimental Machine Mechanics, Diagnostics, and Testing. *Application of Wavelet Transformation for Vibrational Diagnostics of Scoring in the Cylinder and Piston Group of an Internal Combustion Engine*. Moscow.

Pico Technology, .. (2018). *Encendido: bobina sobre bujía, secundario (uso del rango de mV)*. Obtenido de www.picoauto.com: https://www.picoauto.com/es/library/automotive-guided-tests/encendido-bobina-sobre-bujia-secundario-uso-del-rango-de-mv/

Pinto M, E. (Octubre de 2012). Análisis y evaluación de los niveles de nergía obtenidos mediante WPT para defectología en ejes. Madrid: Universidad Carlos II de Madrid, España.

Ponjuán, M. D. (Octubre de 2010). La Visualización de la Información en el entorno de la ciencia de la información. Granada, España.

Puebla, A. D. (2005). *Capítulo 2. Transformada wavelet.* Obtenido de catarina.udlap.mx: http://catarina.udlap.mx/u_dl_a/tales/documentos/meie/osorio_s_a/capitulo2.pdf

ResearchGate. (2018). *FIgura 2. Distribución del plano tiempo-frecuencia de la transformada wavelet packet.* Obtenido de www.researchgate.net: https://www.researchgate.net

Ríos, M. A. (Octubre de 2009). La Transformación Wavelet en el proceso digital de audio. *Proyecto de Pregrado*. Guatemala.

Ruiz Salazar, J., & Orejuela Caicedo, D. A. (2017). Programa de Ingeniería Electrónica. *Implementación de la Transformada Wavelet sobre un sistema embebido para el pre-procesamiento de señales unidimensionales no estacionarias*. Cali, Colombia.

Sarría Fernández, A. (Febrero de 2007). Departamento de Ingeniería Cartográfica, Geodésica y Fotogrametría. *Estudio de técnicas basadas en la Transformada Wavelet y optimización de sus parámetros parámetros para la clasificación por texturas de imágenes digitales.* Valencia - España.

Señas, M., & Perla, N. (2002). *SVED: Sistema de Visualización de Algoritmos.* Universidad Nacional del Sur - Bahía Blanca, Argentina.

Señas, M., & Perla, N. (2002). *La visualización de Algoritmos como recurso para la enseñanza de la programación.* Bahía Blanca, Argentina.

Sepúlveda, F. A., & Castellanos, G. (Diciembre de 2004). Determinación de voces sinfónicas usando bases wavelet discriminantes. *Scientia Et Techica, vol X, núm. 26*. Pereira, Colombia.

Serrano, E. P. (2008). *Introducción a la Transformada Wavelety sus aplicaciones al procesamiento de señales acústicas.* Obtenido de unicauca.edu.co: ftp://ftp.unicauca.edu.co

UNAM. (2017). *Análisis de Varianza ANOVA.* Obtenido de http://www.cuautitian.unam.mx

Vargas, H., Álvarez, M., & Orozco, Á. (Septiembre de 2015). *Representación óptima de señales MER aplicada a la identificación de estructuras cerebrales durante la estimulación cerebral profunda*. Obtenido de scielo.org.co:

http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0123-921X2015000300002

Viegener, A., Sirne, E. P., Fabio, M., & D'Atellis, C. E. (2012). Algoritmo conjunto Kalman - Haar aplicado al procsamiento de señales. *Revista de Matemática: Teoría y Aplicaciones.*, 12.

Wallapop. (2016). *Limpieza y comprobación de inyectores a gasolina*. Obtenido de es.wallapop.com: https://es.wallapop.com/item/limpieza-y-comprobacion-de-inyectores-gasolina-203447446

11. ANEXOS

11.1 Porcentaje de Validación de los modelos matemáticos

- Wavelet Daubechies 06.

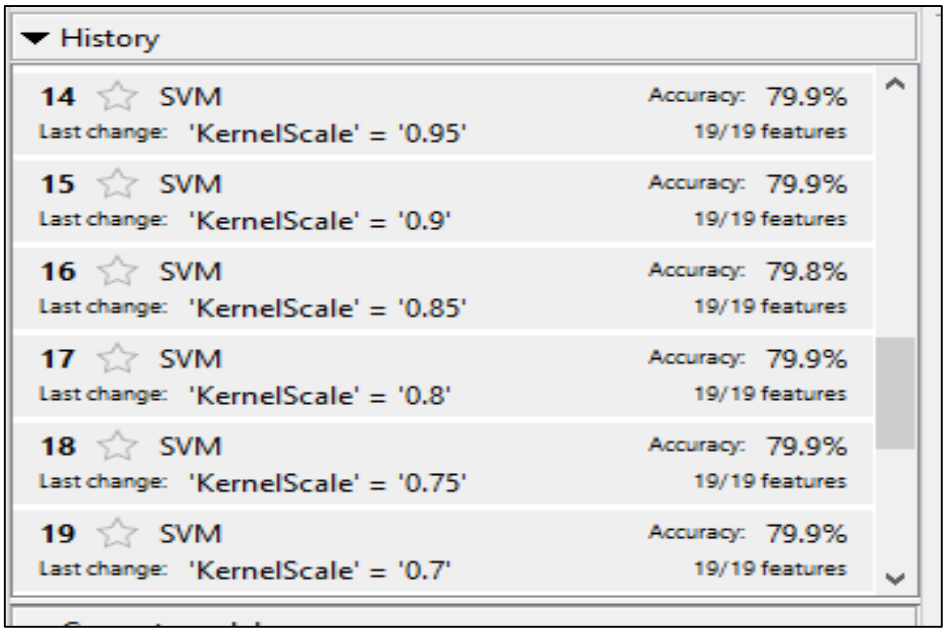


Figura A - 1. Precisión de la SVM Cúbica a distintas escalas Kernel. [DB 6].

Fuente: El autor.

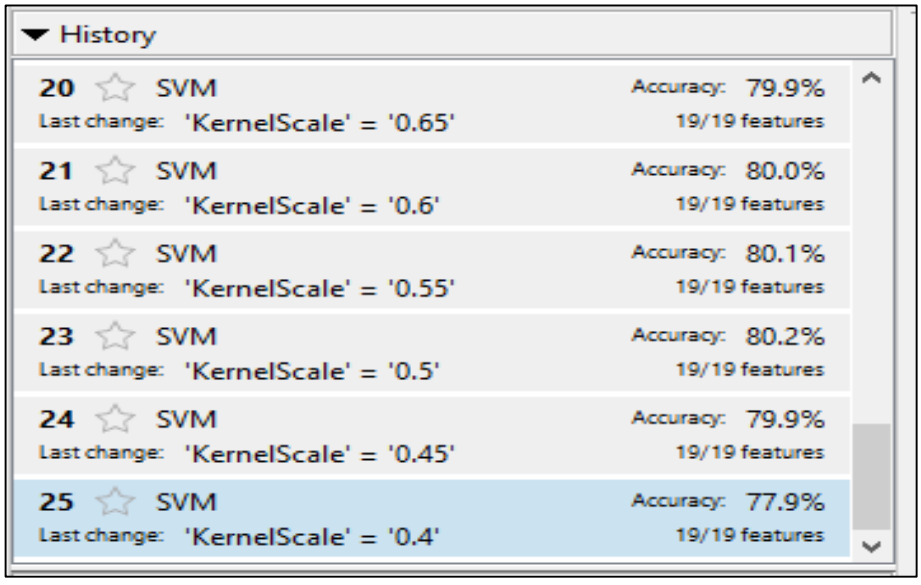


Figura A - 2. Continuación - Precisión de la SVM Cúbica a distintas escalas Kernel. [DB 6].

Fuente: El autor.

- Wavelet Coiflets 02.

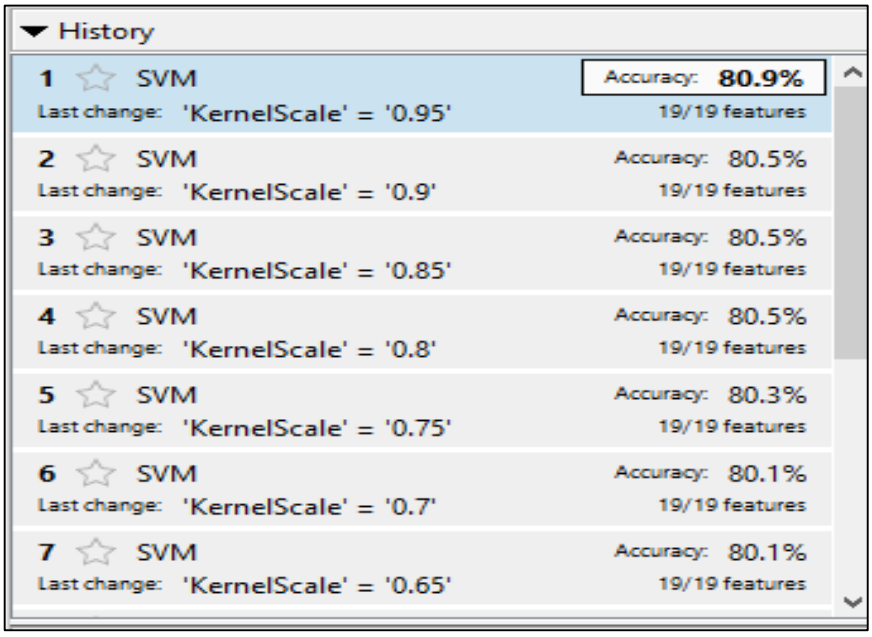


Figura A - 3. Precisión de la SVM Cúbica a distintas escalas Kernel. [COIF 2].

Fuente: El autor.

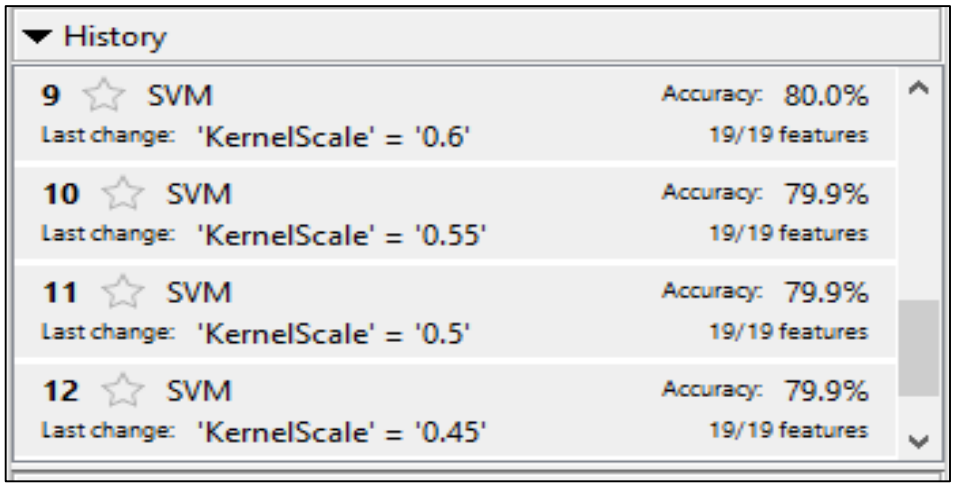


Figura A - 4. Continuación - Precisión de la SVM Cúbica a distintas escalas Kernel. [COIF 2].

Fuente: El autor.

- Wavelet Symmlets 06.

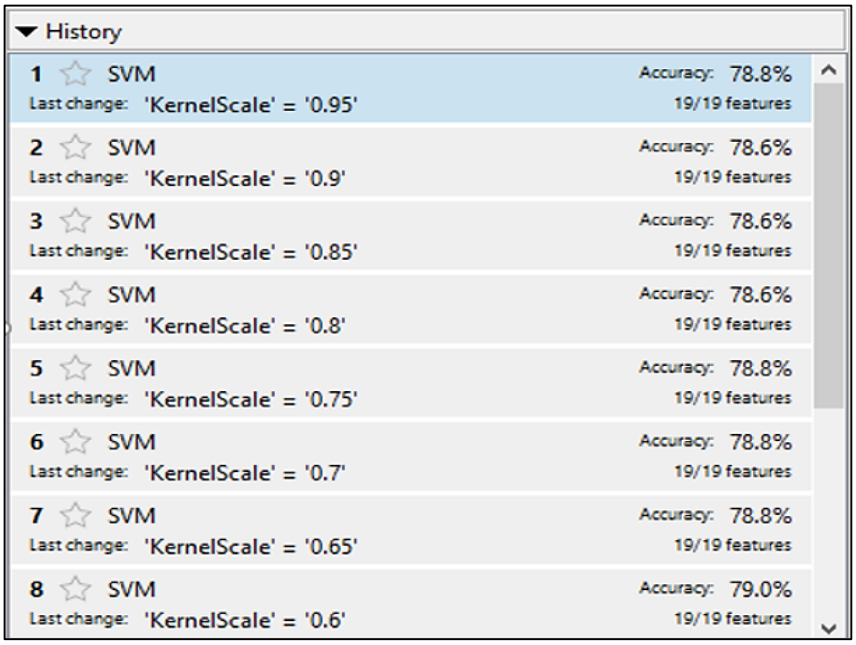


Figura A - 5. Precisión de la SVM Cúbica a distintas escalas Kernel. [SYMM 6].

Fuente: El autor.

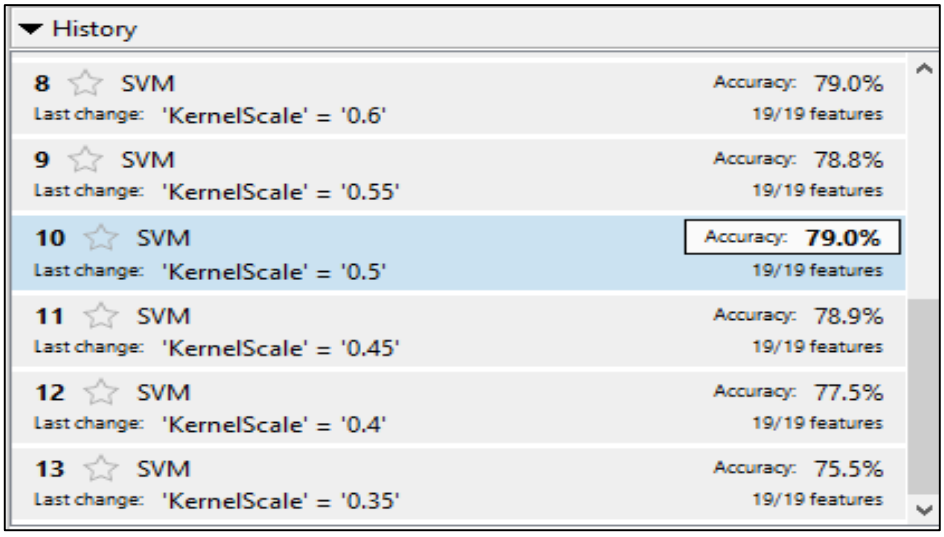


Figura A - 6. Continuación - Precisión de la SVM Cúbica a distintas escalas Kernel. [SYMM 6].

Fuente: El autor.

11.2 Clasificación de máquinas de soporte vectorial con diferente modelado matemático

- Wavelet Daubechies 06.

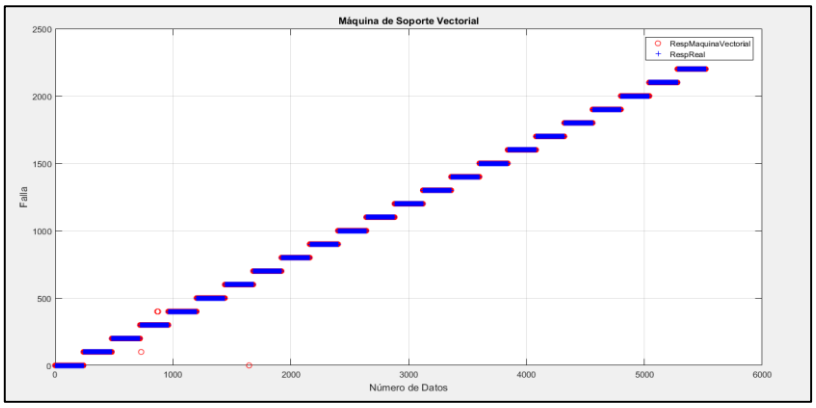


Figura A - 7. SVM con modelado "cúbico", escala Kernel: 0.95 y error de: 0.1268.

Fuente: El autor.

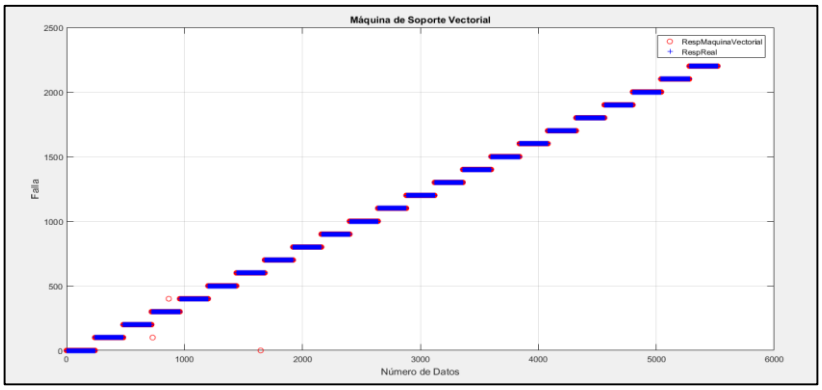


Figura A - 8. SVM con modelado "cúbico", escala Kernel: 0.90 y error de: 0.1449.

Fuente: El autor.

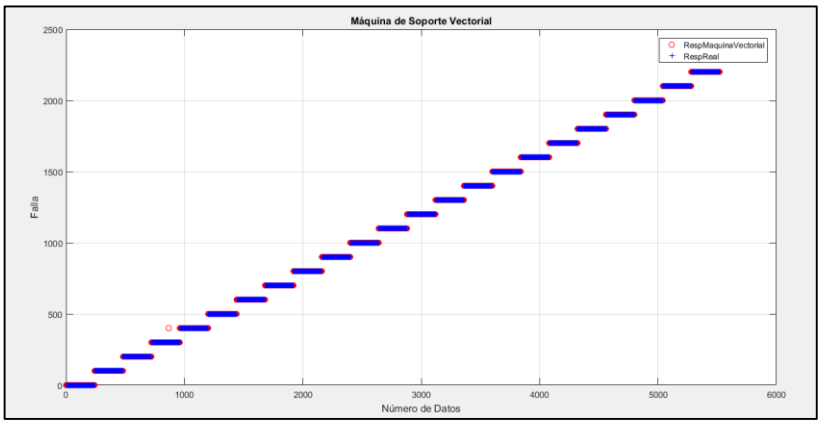


Figura A - 9. SVM con modelado "cúbico", escala Kernel: 0.85 y error de: 0.0181.

Fuente: El autor.

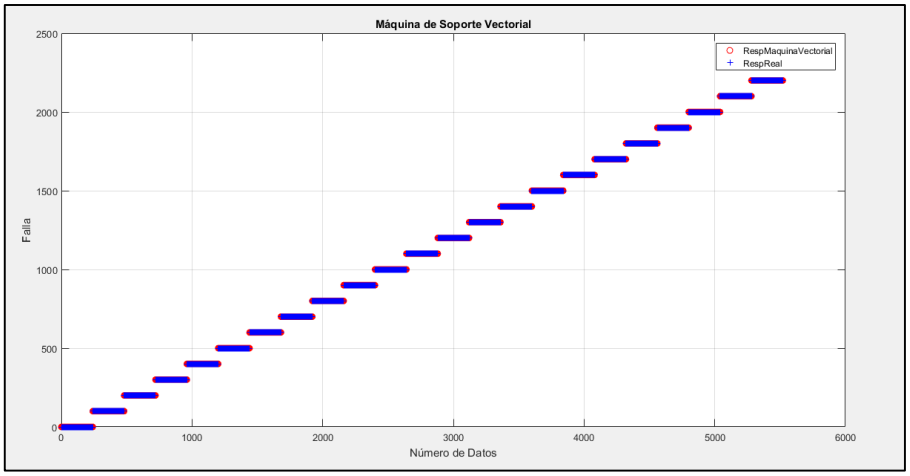


Figura A - 10. SVM con modelado "cúbico", escala Kernel: 0.80 y error de: 0.

Fuente: El autor.

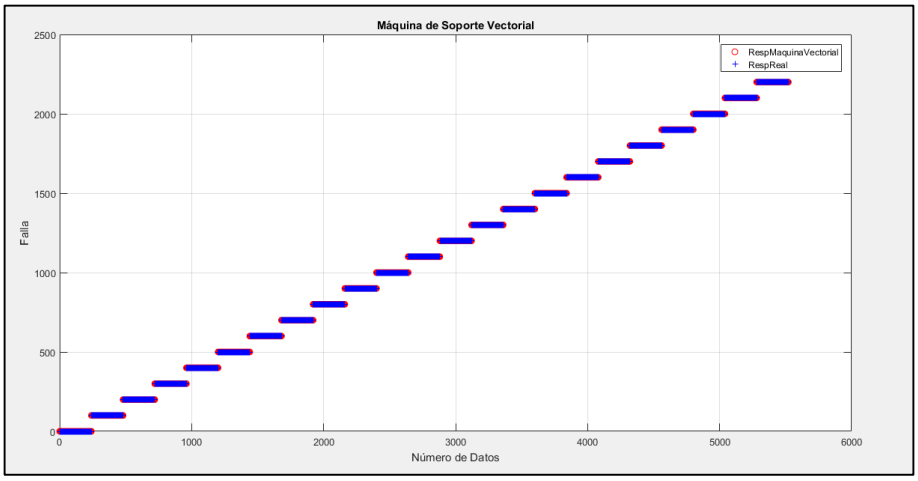


Figura A - 11. SVM con modelado "cúbico", escala Kernel: 0.75 y error de: 0.

Fuente: El autor.

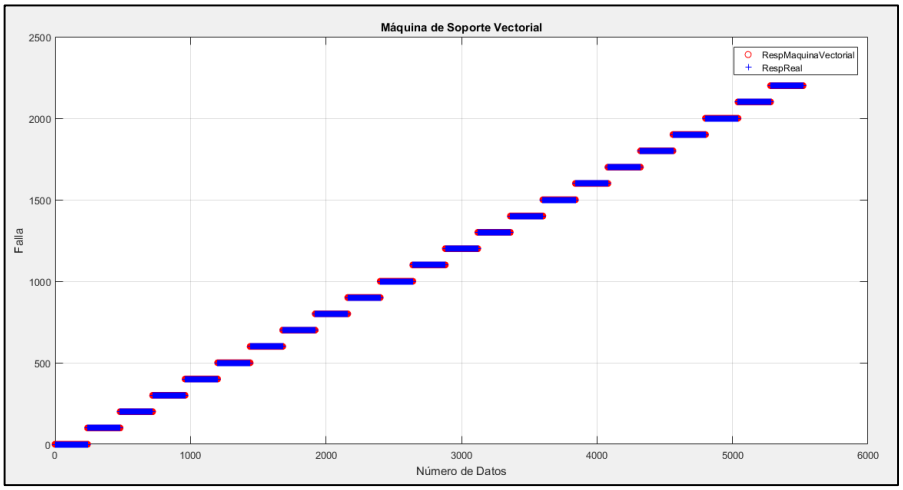


Figura A - 12. SVM con modelado "cúbico", escala Kernel: 0.70 y error de: 0.

Fuente: El autor.

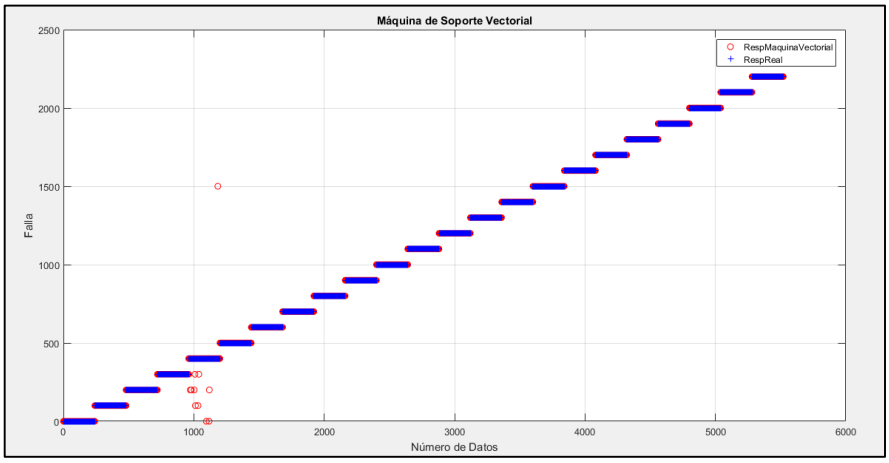


Figura A - 13. SVM con modelado "cúbico", escala Kernel: 0.65 y error de: 0.2355.

Fuente: El autor.

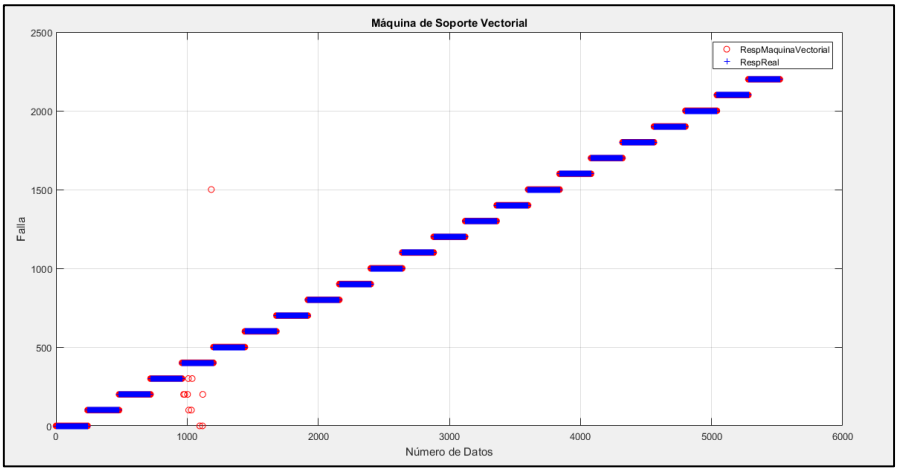


Figura A - 14. SVM con modelado "cúbico", escala Kernel: 0.60 y error de: 0.2355.

Fuente: El autor.

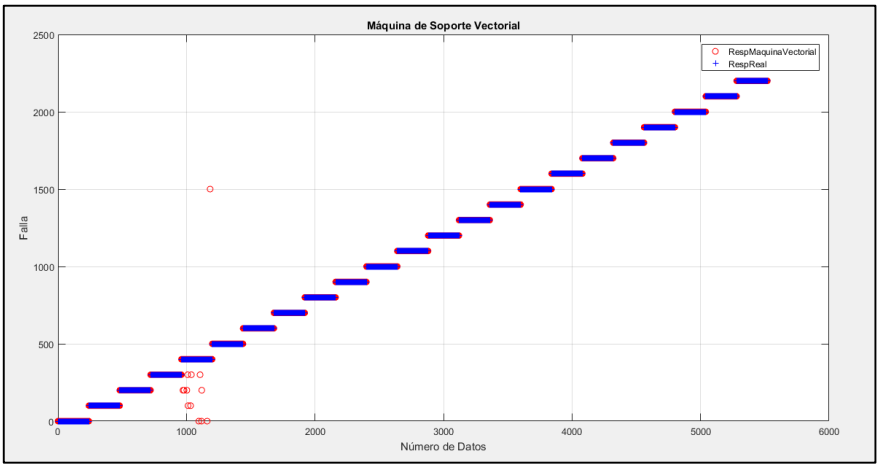


Figura A - 15. SVM con modelado "cúbico", escala Kernel: 0.55 y error de: 0.3261.

Fuente: El autor.

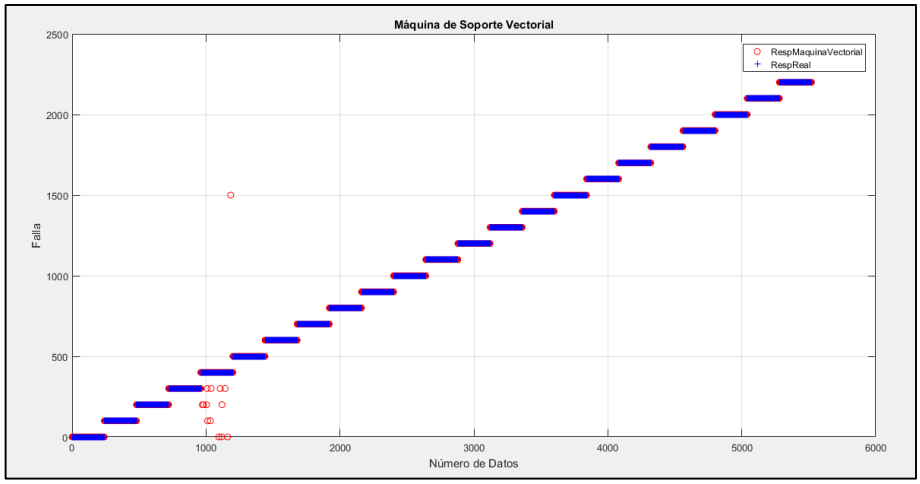


Figura A - 16. SVM con modelado "cúbico", escala Kernel: 0.50 y error de: 0.3442.

Fuente: El autor.

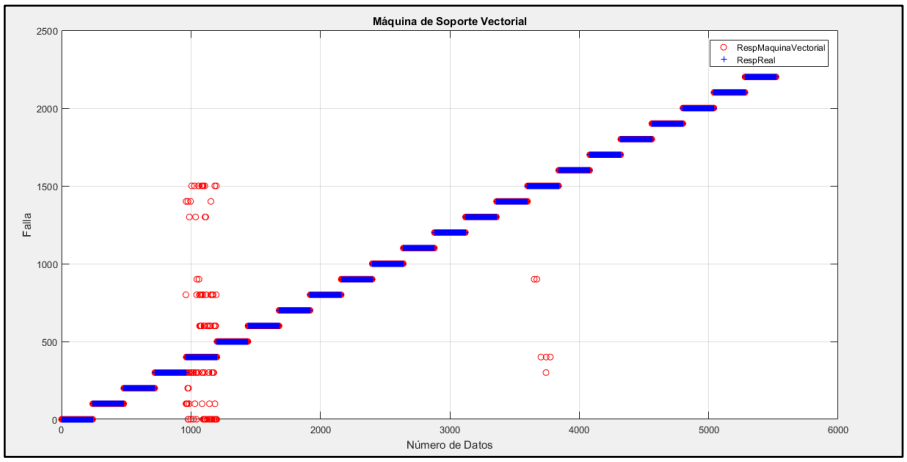


Figura A - 17. SVM con modelado "cúbico", escala Kernel: 0.45 y error de: 1.5942.

Fuente: El autor.

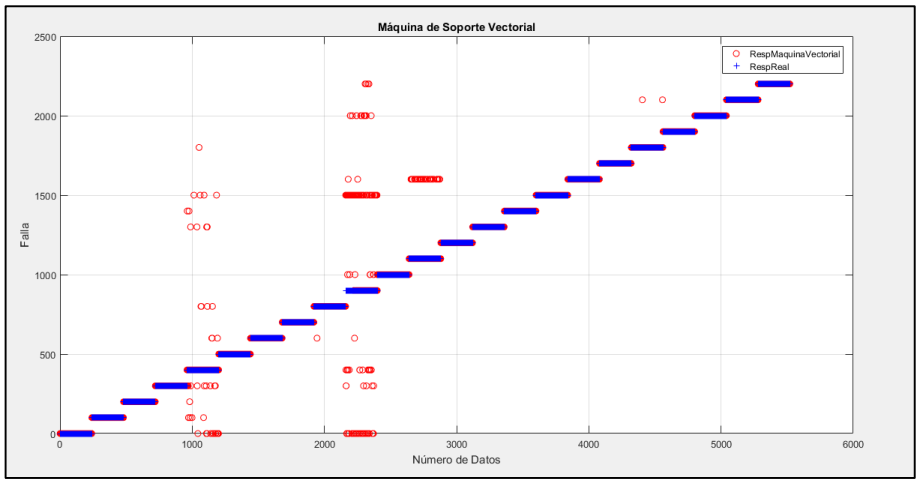


Figura A - 18. SVM con modelado "cúbico", escala Kernel: 0.40 y error de: 12.4275.

Fuente: El autor.

- Wavelet Coiflets 02.

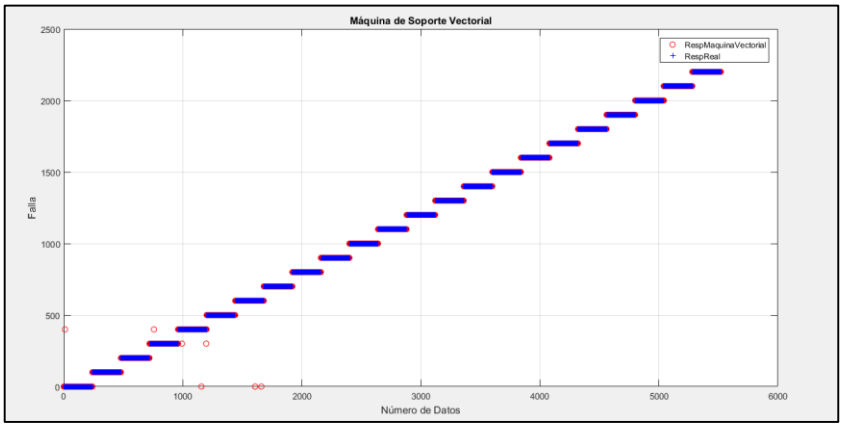


Figura A - 19. SVM con modelado "cúbico", escala Kernel: 0.95 y error de: 0.2356.

Fuente: El autor.

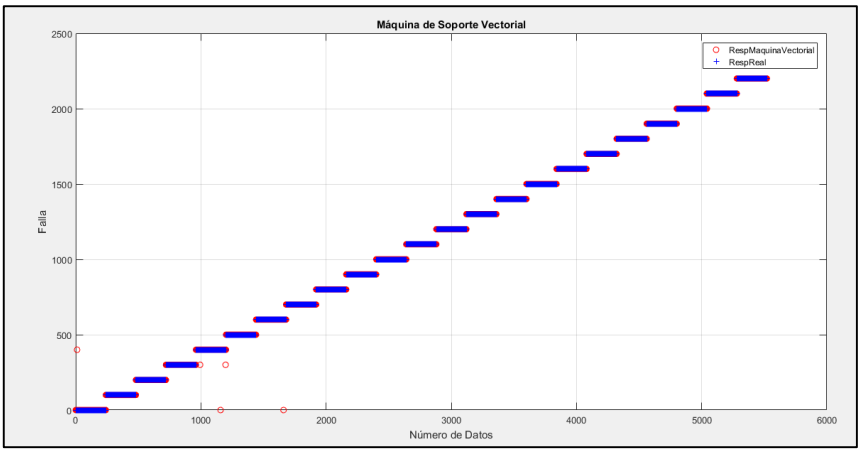


Figura A - 20. SVM con modelado "cúbico", escala Kernel: 0.90 y error de: 0.1630.

Fuente: El autor.

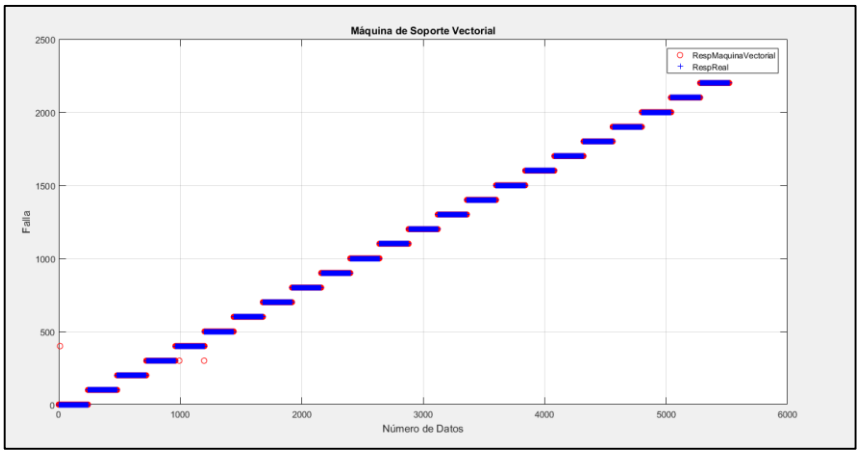


Figura A - 21. SVM con modelado "cúbico", escala Kernel: 0.85 y error de: 0.0181.

Fuente: El autor.

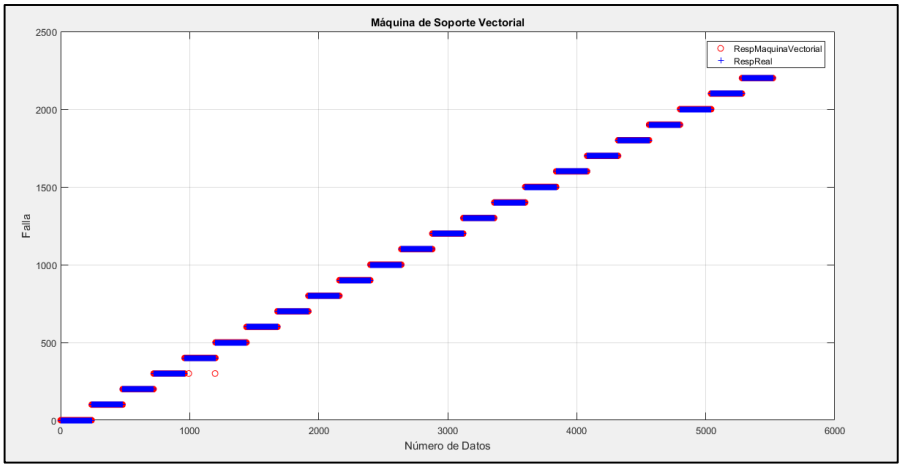


Figura A - 22. SVM con modelado "cúbico", escala Kernel: 0.80 y error de: 0.0543.

Fuente: El autor.

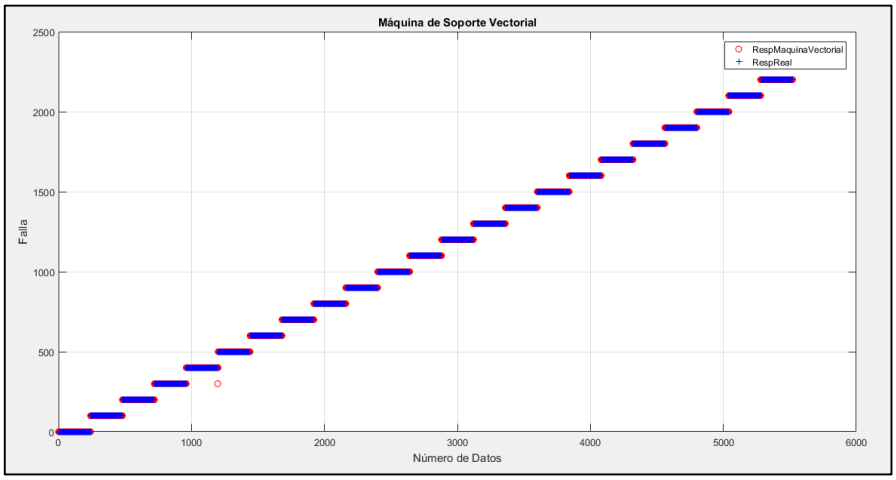


Figura A - 23. SVM con modelado "cúbico", escala Kernel: 0.75 y error de: 0.0362.

Fuente: El autor.

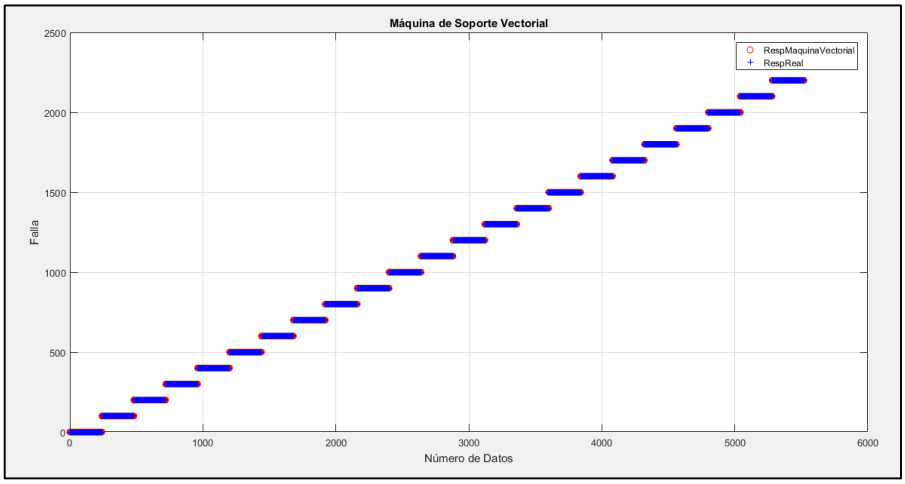


Figura A - 24. SVM con modelado "cúbico", escala Kernel: 0.70 y error de: 0.0181.

Fuente: El autor.

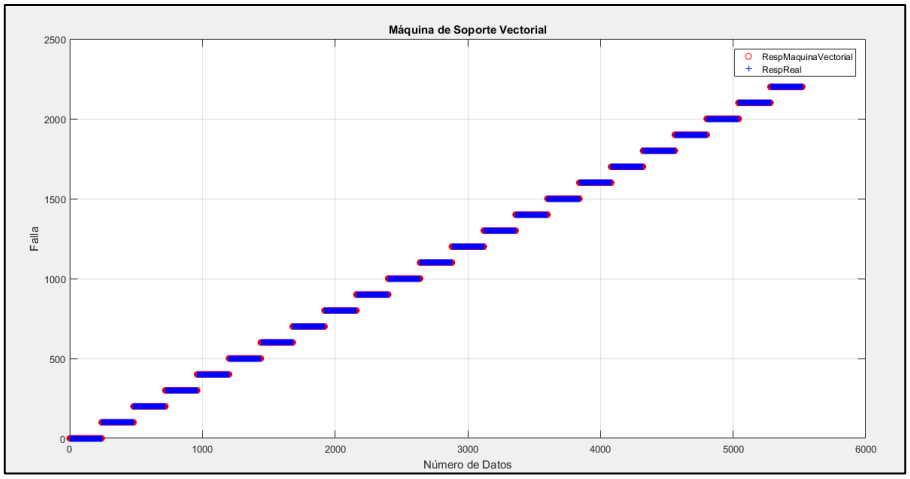


Figura A - 25. SVM con modelado "cúbico", escala Kernel: 0.65 y error de: 0.0181.

Fuente: El autor.

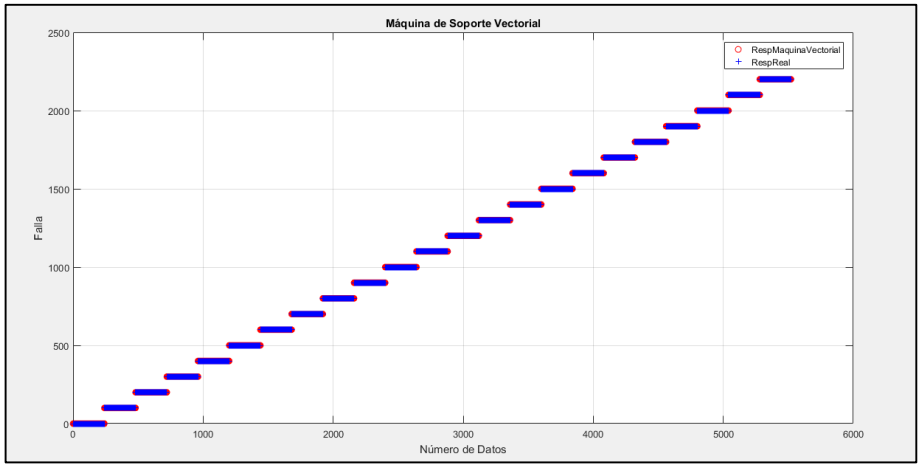


Figura A - 26. SVM con modelado "cúbico", escala Kernel: 0.60 y error de: 0.

Fuente: El autor.

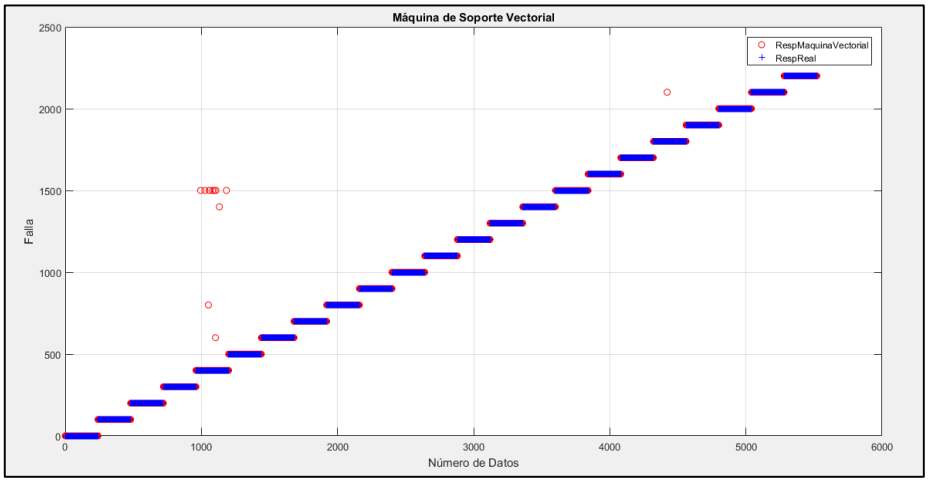


Figura A - 27. SVM con modelado "cúbico", escala Kernel: 0.55 y error de: 1.9384.

Fuente: El autor.

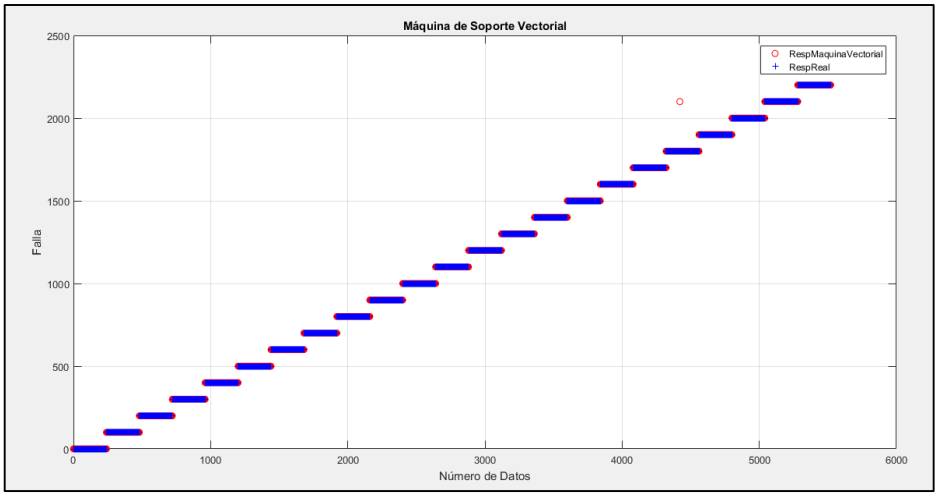


Figura A - 28. SVM con modelado "cúbico", escala Kernel: 0.50 y error de: 0.0543.

Fuente: El autor.

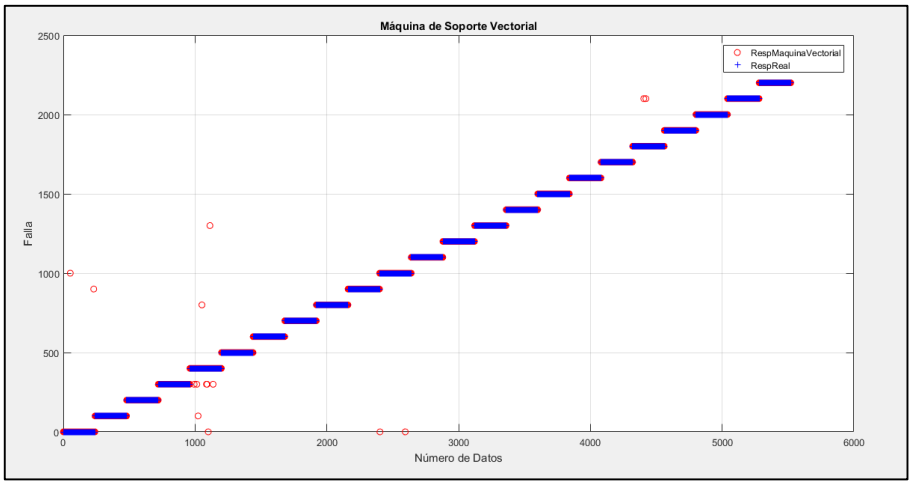


Figura A - 29. SVM con modelado "cúbico", escala Kernel: 0.45 y error de: 0.1087.

Fuente: El autor.

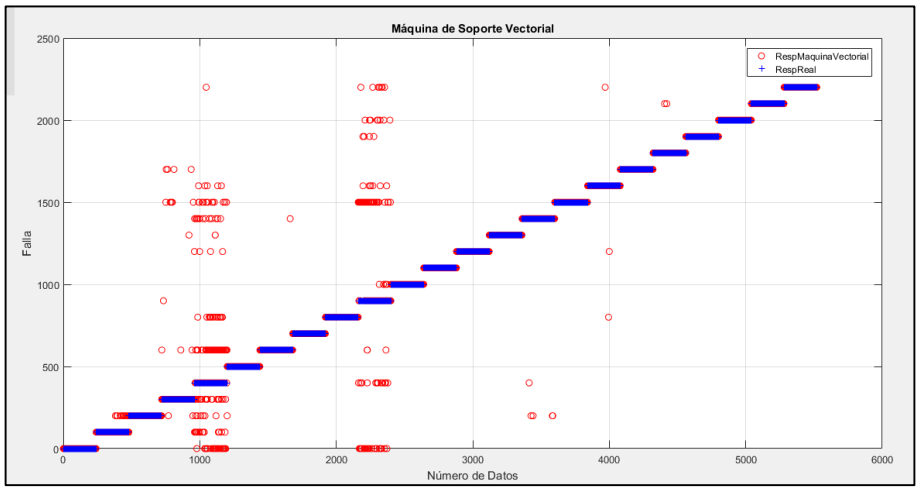


Figura A - 30. SVM con modelado "cúbico", escala Kernel: 0.40 y error de: 15.0362.

Fuente: El autor.

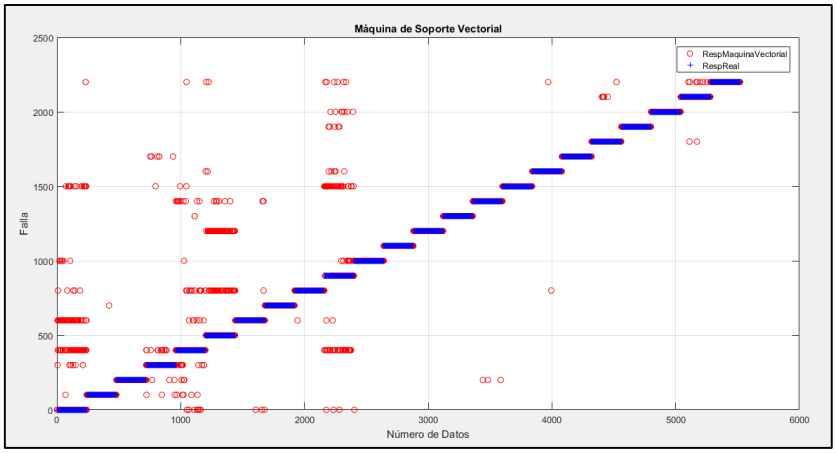


Figura A - 31. SVM con modelado "cúbico", escala Kernel: 0.35 y error de: 43.8768.

Fuente: El autor.

- Wavelet Symmlets 06.

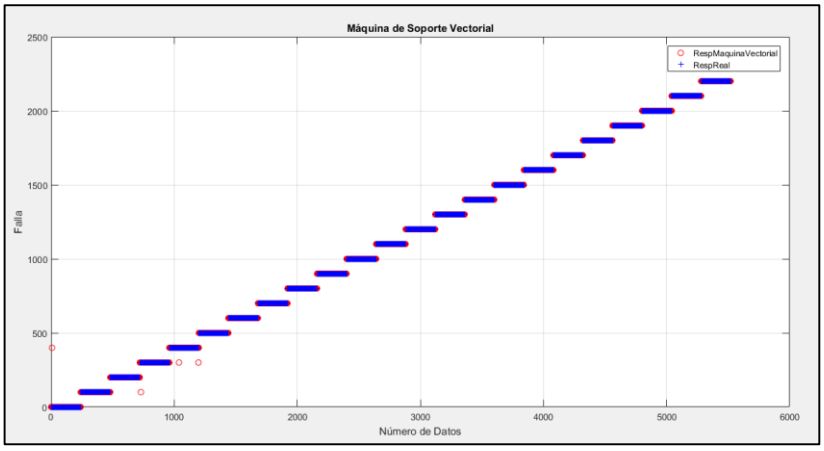


Figura A - 32. SVM con modelado "cúbico", escala Kernel: 0.95 y error de: 0.0181.

Fuente: El autor.

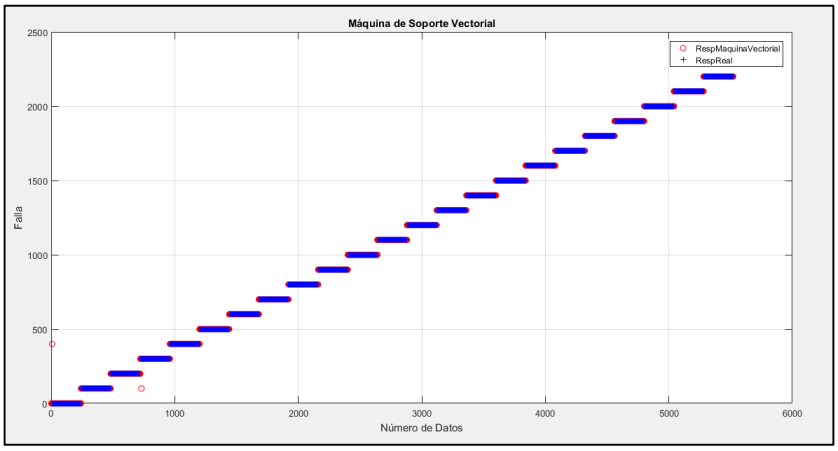


Figura A - 33. SVM con modelado "cúbico", escala Kernel: 0.90 y error de: 0.0181.

Fuente: El autor.

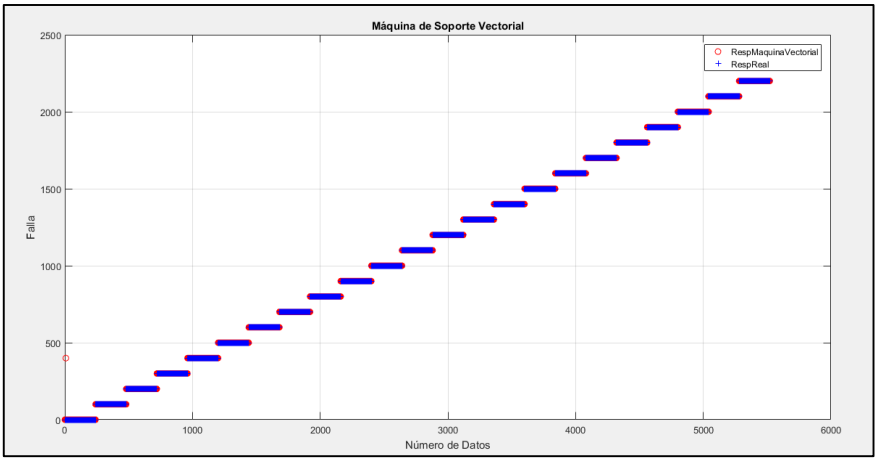


Figura A - 34. SVM con modelado "cúbico", escala Kernel: 0.85 y error de: 0.0543.

Fuente: El autor.

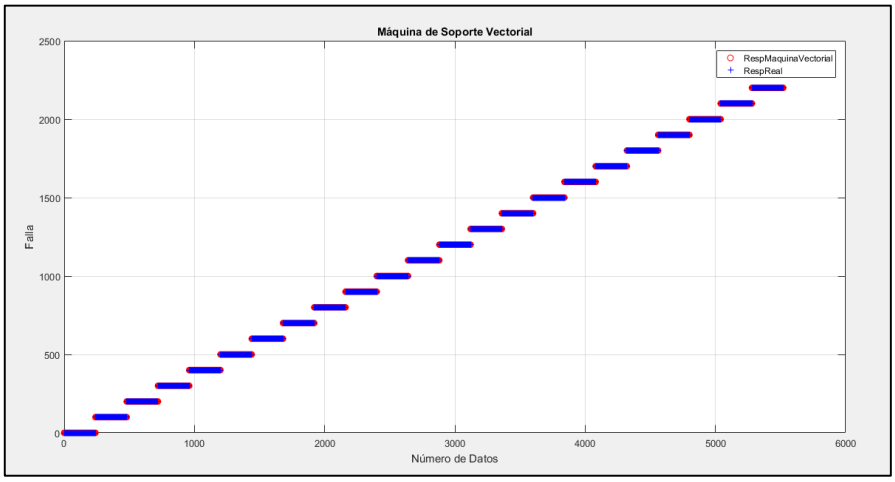


Figura A - 35. SVM con modelado "cúbico", escala Kernel: 0.80 y error de: 0.

Fuente: El autor.

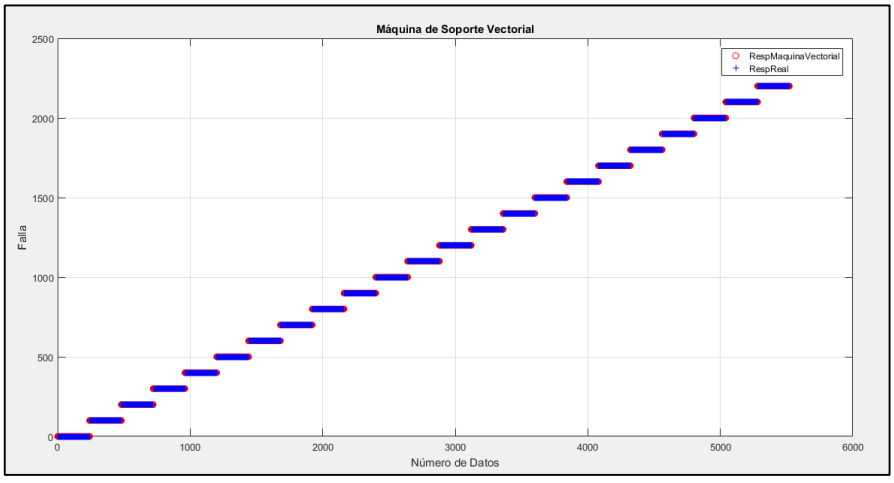


Figura A - 36. SVM con modelado "cúbico", escala Kernel: 0.75 y error de: 0.

Fuente: El autor.

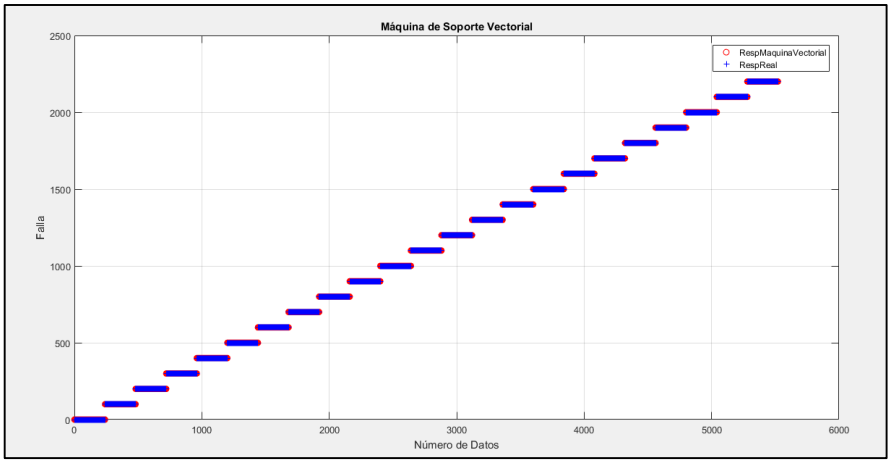


Figura A - 37. SVM con modelado "cúbico", escala Kernel: 0.70 y error de: 0.

Fuente: El autor.

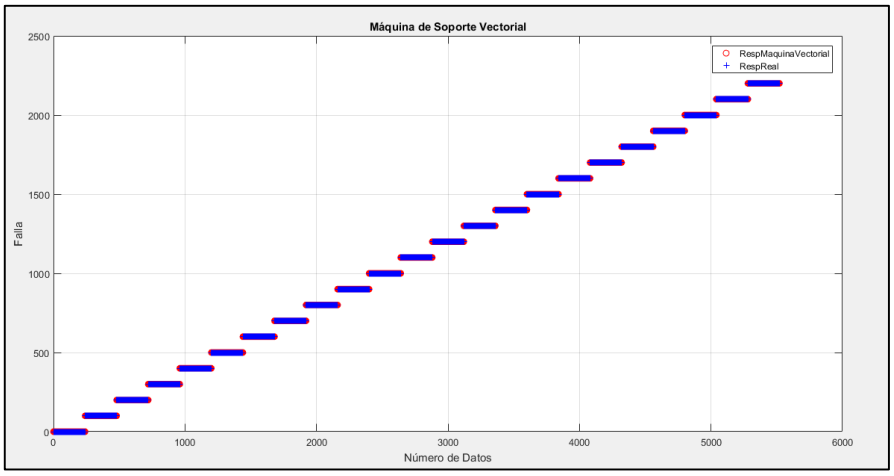


Figura A - 38. SVM con modelado "cúbico", escala Kernel: 0.65 y error de: 0.

Fuente: El autor.

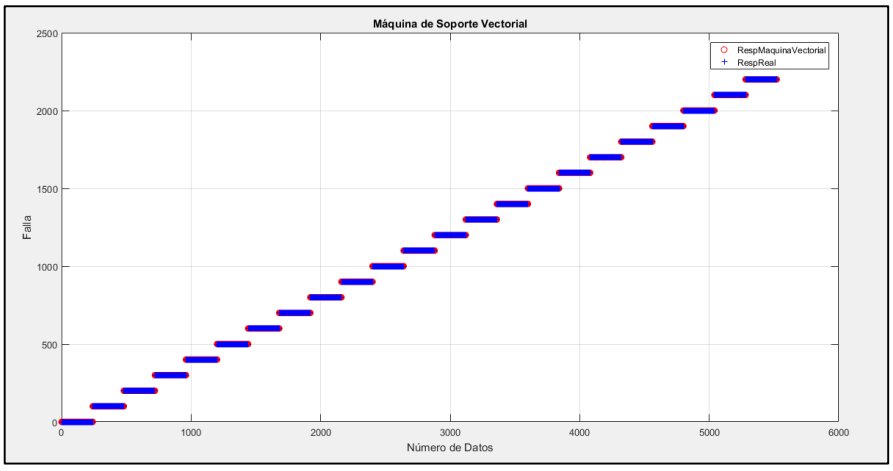


Figura A - 39. SVM con modelado "cúbico", escala Kernel: 0.60 y error de: 0.

Fuente: El autor.

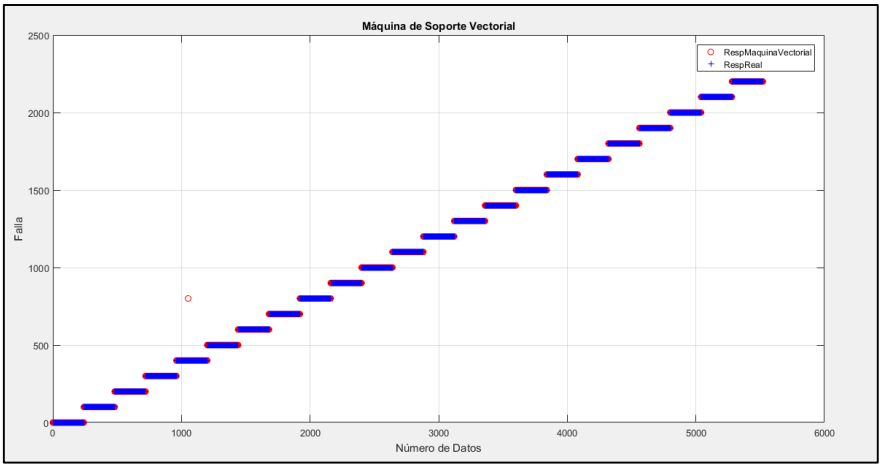


Figura A - 40. SVM con modelado "cúbico", escala Kernel: 0.55 y error de: 0.0725.

Fuente: El autor.

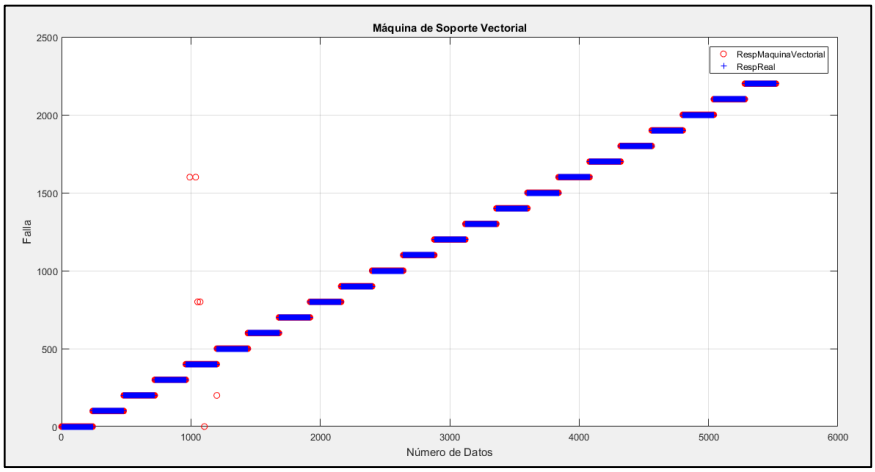


Figura A - 41. SVM con modelado "cúbico", escala Kernel: 0.50 y error de: 0.4710.

Fuente: El autor.

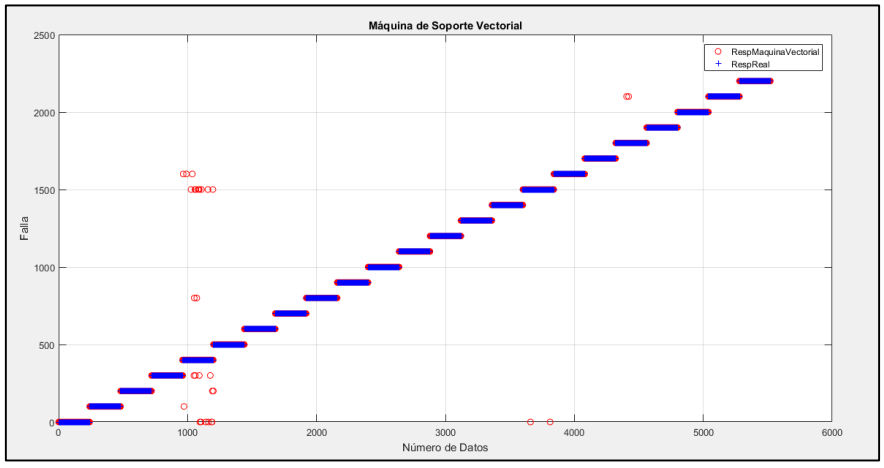


Figura A - 42. SVM con modelado "cúbico", escala Kernel: 0.45 y error de: 1.9022.

Fuente: El autor.

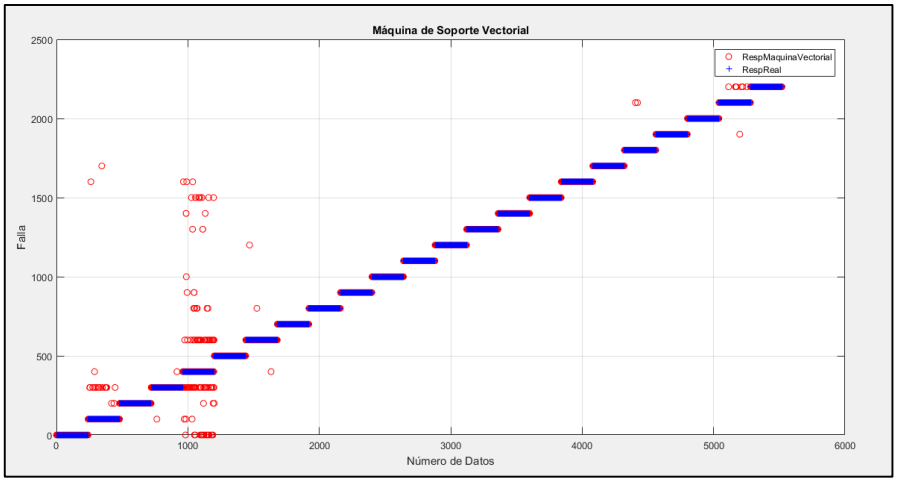


Figura A - 43. SVM con modelado "cúbico", escala Kernel: 0.40 y error de: 4.6014.

Fuente: El autor.

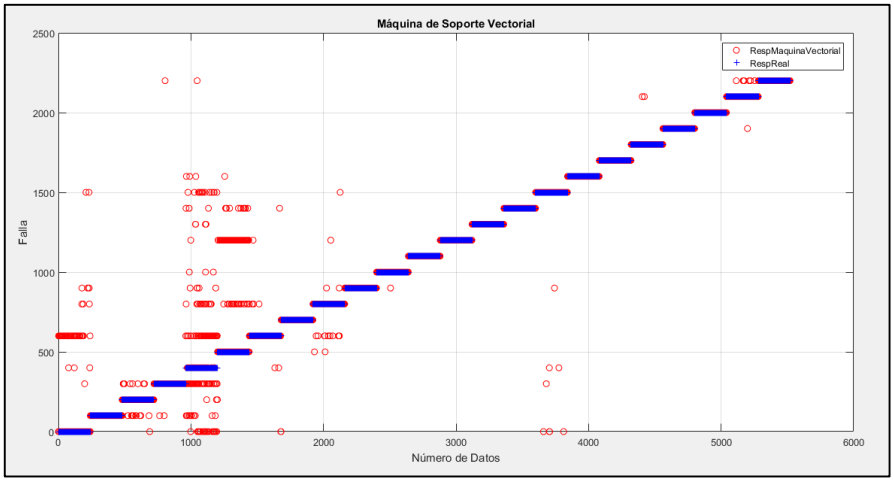


Figura A - 44. SVM con modelado "cúbico", escala Kernel: 0.35 y error de: 30.1268.

Fuente: El autor.

11.3 Unidades experimentales utilizadas para el correspondiente diagnóstico de anomalías

Figura A - 45. Motor Hyundai Sonata 2.0 DOHC I – Posición micrófono acústico.

Fuente: El autor.

Figura A - 46. Motor Hyundai Sonata 2.0 DOHC I: Adquisición de señales temporales.

Fuente: El autor.

Figura A - 47. Motor Hyundai Sonata 2.0 DOHC II – Posición micrófono acústico.

Fuente: El autor.

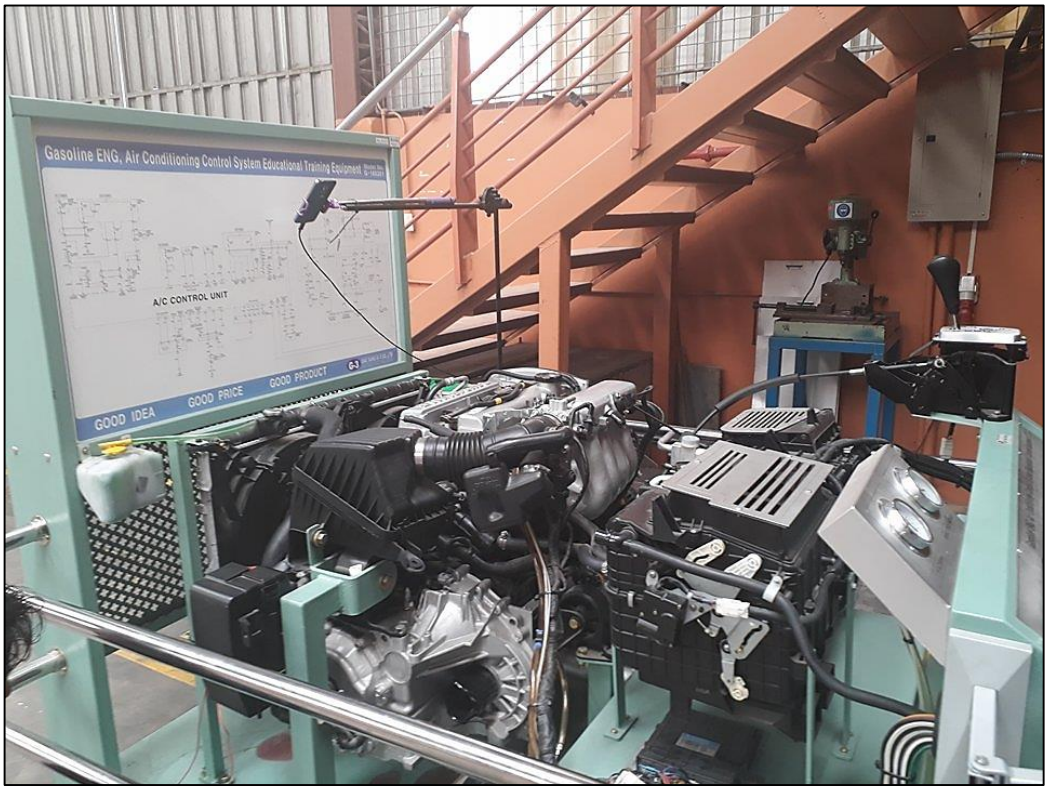


Figura A - 48. Motor Hyundai Sonata 2.0 DOHC II: Adquisición de señales temporales.

Fuente: El autor.