

UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA

SEDE CUENCA

CARRERA DE INGENIERÍA MECÁNICA AUTOMOTRIZ

**TRABAJO DE TITULACIÓN PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL
TÍTULO DE INGENIERO MECÁNICO AUTOMOTRIZ**

PROYECTO TÉCNICO:

**“ESTIMACIÓN DE LAS EMISIONES CONTAMINANTES DE
VEHÍCULOS CON MOTOR DE ENCENDIDO PROVOCADO
MEDIANTE ANÁLISIS DE RUIDO A TRAVÉS DE HERRAMIENTAS
DE CLASIFICACIÓN DE APRENDIZAJE”**

AUTOR:

Julio Andres Haro Zúñiga

TUTOR:

Ing. Néstor Diego Rivera Campoverde, M.Sc

Cuenca, Octubre 2017

CESIÓN DE DERECHOS DE AUTOR

Yo, Julio Andres Haro Zúñiga, con documento de identificación N° 1400474902, manifiesto mi voluntad y cedemos a la Universidad Politécnica Salesiana la titularidad sobre los derechos patrimoniales en virtud de que somos autores del Trabajo de Titulación denominado: “ESTIMACIÓN DE LAS EMISIONES CONTAMINANTES DE VEHÍCULOS CON MOTOR DE ENCENDIDO PROVOCADO MEDIANTE ANÁLISIS DE RUIDO A TRAVÉS DE HERRAMIENTAS DE CLASIFICACIÓN DE APRENDIZAJE”, 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 nuestra condición de autores nos reservamos los derechos morales de la obra antes citada. En concordancia, suscribimos este documento en el momento que hacemos entrega del trabajo final en formato impreso y digital a la Biblioteca de la Universidad Politécnica Salesiana.



Julio Andres Haro Zúñiga

CERTIFICACIÓN

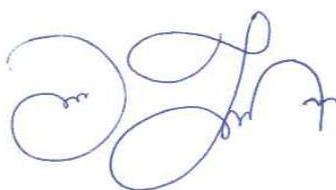
Yo Néstor Diego Rivera Campoverde, declaro que bajo mi tutoría fue desarrollado el Trabajo de Titulación denominado: “ESTIMACIÓN DE LAS EMISIONES CONTAMINANTES DE VEHÍCULOS CON MOTOR DE ENCENDIDO PROVOCADO MEDIANTE ANÁLISIS DE RUIDO A TRAVÉS DE HERRAMIENTAS DE CLASIFICACIÓN DE APRENDIZAJE”, realizado por el autor, Julio Andres Haro Zúñiga, obteniendo el Proyecto Técnico que cumple con todos los requisitos estipulados por la Universidad Politécnica Salesiana.



Ing. Néstor Diego Rivera Campoverde, M.Sc

DECLARATORIA DE RESPONSABILIDAD

Yo, Julio Andres Haro Zúñiga, con documento de identificación N° 1400474902, autor del Trabajo de Titulación denominado: “ESTIMACIÓN DE LAS EMISIONES CONTAMINANTES DE VEHÍCULOS CON MOTOR DE ENCENDIDO PROVOCADO MEDIANTE ANÁLISIS DE RUIDO A TRAVÉS DE HERRAMIENTAS DE CLASIFICACIÓN DE APRENDIZAJE”, certifico que el total contenido del Proyecto Técnico, es de mi exclusiva responsabilidad y autoría.



Julio Andres Haro Zúñiga

AGRADECIMIENTO

A Dios, por guiarme durante todo mi camino y proporcionarme la fuerza para seguir adelante pese las adversidades que se me han presentado a lo largo de la vida.

A mis abuelos Joel y Mariana, por su infinito cariño y apoyo, y demostrarme que la vida es de quien se la gana con dedicación y esfuerzo.

A mi madre Lourdes, que con el enorme sacrificio y dedicación hizo posible mi formación académica, por ese inmenso amor y fundamental apoyo de llegar a ser una persona profesional en mi vida.

A mi padrastro Julio, que sin sus consejos y apoyo no hubiera llegado a culminar mi meta como profesional.

A mis hermanos Romualdo Sebastián y María Daniela, por su amor incondicional a pesar de convivir a la distancia, a quienes

A Lisseth, por su amor y apoyo en los momentos difíciles de mi vida.

A mi familia en general por el cariño y los consejos, quienes por ellos soy lo que soy.

Al Ing. Néstor Rivera, por la disposición en el desarrollo de este trabajo y por la amistad que supo brindarme.

DEDICATORIA

A Dios, que me ha dado la fortaleza para continuar cuando he estado a punto de caer,
quien me concedió la vida y me permitió llegar a este momento en mi vida.

A mis abuelos, a mi madre, a mis hermanos y a toda mi familia por mostrarme el
camino hacia la superación, por darme el ejemplo de honradez y perseverancia.

A Lisseth, quien ha sido mi mano derecha durante todo este tiempo brindándome tu
amor y apoyo incondicional.

RESUMEN

En la actualidad, la inteligencia artificial está teniendo alto impacto en diversas áreas profesionales técnicas, en el ámbito automotriz desarrollar estudios e investigaciones que contemplen la disminución de emisiones contaminantes de vehículos es de interés para con la sociedad actual y por venir, allí la importancia de los efectos adversos a largo plazo de los gases de combustión emitidos al medio ambiente. Estudiar el comportamiento de mencionados gases nocivos respecto de la emisión de sonido producido por un motor de encendido por chispa frente al desempeño de predicción de la clasificación de una SVM entrenada en lo referente a análisis de gases de forma autónoma, ya que de esta manera se puede controlar límites permisibles de dichas emisiones contaminantes.

En el presente proyecto trata en primera instancia de la vinculación de la señal acústica emitida de un motor a gasolina con sus emisiones contaminantes, donde se inicia mediante la adquisición de la señal de ruido proveniente del MEP y así determinar la caracterización de la misma señal. Con los valores estadísticos de la señal acústica y sus respectivos gases de combustión obtenidos se crea una base de datos con la que posteriormente se realiza un cálculo con los valores de HC y CO para así determinar los límites de acuerdo al año de fabricación del vehículo, con ello identificar los límites permisibles de emisiones contaminantes por fuentes móviles a gasolina establecidos en la Norma Técnica Ecuatoriana 2203, con lo que se llega a la obtención de una base de datos.

Luego se analiza el método matemático-estadístico apropiado para aplicar a la base de datos, con el que se obtiene el mayor porcentaje de exactitud a través de HAC, para ello cual se utilizan las máquinas de soporte vectorial con la ayuda del Software Matlab®.

Posteriormente se efectúa el tratamiento de los datos de la mismo base de datos mediante el Software Minitab®, para así incrementar la significancia de cada dato respecto de su variable correspondiente.

Luego a través de HAC del Software Matlab® se obtiene un modelo matemático, con el cual se puede realizar estimaciones de las emisiones contaminantes producidas por un motor de encendido provocado.

Finalmente se realiza un análisis de resultados, donde se ingresa observaciones como muestras de validación adicionales a valores de entrenamiento, con ello corroborar el porcentaje de la calidad de rendimiento de los algoritmos matemáticos obtenidos a través de Máquinas de Soporte Vectorial.

ABSTRACT

At present, artificial intelligence is having a high impact in various technical professional areas, in the automotive field, developing studies and research that contemplate the reduction of polluting emissions of vehicles is of interest to the current society and to come, there the importance of the long-term adverse effects of combustion gases emitted into the environment. Study the behavior of said noxious gases with respect to the emission of sound produced by a spark ignition engine versus the prediction performance of the classification of a trained SVM with regard to gas analysis autonomously, since this way can control permissible limits of such polluting emissions.

In the present project it deals in the first instance with the bonding of the acoustic signal emitted from a gasoline engine with its polluting emissions, where it starts by acquiring the noise signal from the MEP and thus determining the characterization of the same signal. With the statistical values of the acoustic signal and their respective combustion gases obtained, a database is created with which a calculation with HC and CO values is subsequently made in order to determine the limits according to the year of manufacture of the vehicle, with this, identify the permissible limits of polluting emissions by mobile petrol sources established in the Ecuadorian Technical Standard 2203, with which it is possible to obtain a database.

Then we analyze the appropriate mathematical-statistical method to apply to the database, with which the highest percentage of accuracy is obtained through Learning and Classification Tools, for which vector support machines are used with the help of the Matlab® software.

Subsequently, the data from the same database is processed using the Minitab® Software, in order to increase the significance of each data with respect to its corresponding variable.

Then, through HAC of the Matlab® Software, a mathematical model is obtained, with which you can make estimates of the polluting emissions produced by an ignition engine.

Finally, an analysis of results is performed, where observations are added as additional validation samples to training values, thereby corroborating the percentage of the performance quality of the mathematical algorithms obtained through Vector Support Machines.

ÍNDICE

1	INTRODUCCIÓN	1
2	PROBLEMA	2
3	OBJETIVOS.....	3
3.1	OBJETIVO GENERAL.....	3
3.2	OBJETIVOS ESPECÍFICOS	3
4	FUNDAMENTOS TEÓRICOS	4
4.1	Sonido (Ruido).....	4
4.1.1	Propagación del sonido.....	4
4.1.2	Propagación de ondas esféricas	5
4.1.3	Percepción humana del sonido	5
4.2	Análisis de Ruido.....	6
4.2.1	Instrumentos de medición para el análisis de ruido.....	6
4.2.2	Fuentes de sonido del motor.....	8
4.2.3	Frecuencia.....	9
4.2.4	Señales de emisión acústica.....	10
4.2.5	Parámetros de la señal acústica	11
4.3	Inteligencia artificial	12
4.3.1	Inteligencia Computacional.....	12

4.3.2	Árboles de decisión	13
4.3.3	Máquinas de Soporte Vectorial (SVM).....	14
4.3.4	Método de K-NN.....	15
4.3.5	Análisis Discriminante	15
5	ESTADO DEL ARTE.....	16
6	MARCO METODOLÓGICO.....	18
6.1	Desarrollo.....	18
6.1.1	Adquisición de Señales Acústicas	19
6.1.2	Instrumento de Muestreo	19
6.1.3	Especificaciones Técnicas del Equipo.....	19
6.2	Factores de Inferencia.....	20
6.2.1	Factores de Inferencia para Aprueba HC y Aprueba CO	20
6.3	Protocolo de Medición.....	21
6.3.1	Diagrama de Flujo del Proceso para mediciones.....	22
6.3.2	Atributos de la Señal Acústica.....	22
6.4	Caracterización de la Señal Acústica.....	23
6.4.1	Media.....	23
6.4.2	Mediana	23
6.4.3	Varianza.....	23
6.4.4	Desviación Estándar	23
6.4.5	Potencia	23
6.4.6	Energía.....	24
6.4.7	Curtosis.....	24
6.4.8	Asimetría	24
6.4.9	RMS.....	25
6.4.10	Factor de Cresta	25

6.5	Límites máximos admisibles de emisiones para fuentes móviles con motor a gasolina.	25
7	Acondicionamiento de la Base de Datos.....	26
7.1	Introducción de Matrices Acondicionadas para Aprueba HC y Aprueba CO..	26
7.1.1	Denominación clases de predictores.....	26
7.1.2	VARIABLES DE RESPUESTA.....	27
8	Análisis de datos acondicionados mediante la aplicación de HAC para obtener la mayor inferencia de cada factor.....	27
8.1	Herramientas de Aprendizaje y Clasificación según la mayor inferencia	27
8.1.1	SVM Lineal	27
8.1.2	Porcentaje de Exactitud aplicando SVM Lineal a la base de datos en estado puro (Sin Normalizar ni Acondicionar).	30
8.1.3	Porcentaje de Exactitud aplicando SVM Lineal a la matriz acondicionada y normalizada.	31
8.2	Comparación del porcentaje de exactitud del aprendizaje y la validación.	31
9	Obtención de un modelo matemático a través del análisis de ruido mediante HAC para la estimación de emisiones contaminantes.	32
9.1	Tratamiento de los datos	32
9.2	Validación de datos.....	32
10	Modelo Matemático para Aprueba HC	34
10.1	Entrenamiento con SVM Lineal para la variable de respuesta Aprueba HC....	34
10.1.1	Matriz de Confusión	35
10.1.2	Curva Característica de Funcionamiento del Receptor (ROC)	36
10.1.3	Gráfico de Coordenadas Paralelas.....	37
10.1.4	Gráfico de Dispersión.....	38
10.2	Modelo Matemático para Aprueba CO.....	39
10.2.1	Introducción de la base de datos mediante HAC.....	39
10.2.2	Matriz de Confusión	40

10.2.3	Curva Característica de Funcionamiento del Receptor (ROC)	41
10.2.4	Gráfico de Coordenadas Paralelas	41
10.2.5	Gráfico de Dispersión	42
11	Validación de resultados obtenidos mediante la comprobación estadística del modelo matemático para la estimación de emisiones contaminantes.....	43
11.1	Validación del Modelo Matemático con muestras nuevas a través de un Software de ingeniería.	43
11.2	Desarrollo del programa mediante la interface del Software LabVIEW®	44
11.3	Validación en línea	45
11.3.1	Caso 1: “No Aprueba la Revisión Técnica Vehicular”	45
11.3.2	Caso 2: “Aprueba la Revisión Técnica Vehicular”.	46
12	CONCLUSIONES.....	48
13	RECOMENDACIONES	50
14	REFERENCIAS	51

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Representación de onda de sonido.	5
Figura 2. Rango audible de una persona.	6
Figura 3. Analizador de Frecuencia.....	7
Figura 4. Identificación de las fuentes de ruido del vehículo.	8
Figura 5. Tipos de ondas.	9
Figura 6. Señal transitoria.....	10
Figura 7. Señal continua.	11
Figura 8. Parámetros de la señal acústica. Fuente: (Sidorova, 2010).....	11
Figura 9. Esquema del proceso de Reconocimiento Autónomo.....	13
Figura 10. Árbol de Decisión.	14
Figura 11. Clasificación de datos.	15
Figura 12. Desarrollo del estudio.	19
Figura 13. Factores de Inferencia para Aprueba HC.	20
Figura 14. Factores de Inferencia para Aprueba CO.	21
Figura 16. Diagrama de Flujo del Proceso para mediciones.	22
Figura 17. Porcentaje de Exactitud sin normalizar.....	30
Figura 18. Porcentaje de Exactitud normalizada.....	31
Figura 19. Gráfico de Residuos para Máximo.....	33
Figura 20. Gráfico de Residuos para Media.	33
Figura 21. Gráfico de Residuos para FC.	34
Figura 22. Elección de las variables de predicción y respuesta.....	35
Figura 23. Matriz de Confusión para Aprueba General.	36
Figura 24. Curva ROC para Aprueba General.	37
Figura 25. Gráfico de Coordenadas Paralelas para Aprueba HC.	38
Figura 26. Gráfico de Dispersión para Aprueba HC.	39
Figura 27. Selección de las variables de predicción y de respuesta.	40
Figura 28. Matriz de Confusión para Aprueba CO.	41
Figura 29. Curva ROC para Aprueba CO.....	41
Figura 30. Gráfico de Coordenadas Paralelas para Aprueba CO.	42
Figura 31. Gráfico de Dispersión para Aprueba CO.	43
Figura 32. Programa desarrollado.	45
Figura 33. Resultados de HC y CO mediante programa para el caso 1.	46
Figura 34. Resultados de HC y CO mediante programa para el caso 2.	47

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Especificaciones técnicas del equipo de muestreo.	19
Tabla 2. Atributos de la señal acústica.	22
Tabla 3. Parámetros de la señal acústica.	25
Tabla 4. Introducción matriz acondicionada - APRUEBA HC.....	26
Tabla 5. Asignación del Predictor.	27
Tabla 6. Variables de Respuesta.....	27
Tabla 7. Comparación de la probabilidad de aciertos entre técnicas de aprendizaje.	31
Tabla 8. Resultados de la predicción de Aprueba HC.....	44
Tabla 9. Resultados de la predicción de Aprueba CO.....	44
Tabla 10. Valores de los gases de combustión analizados del caso 1.	45
Tabla 11. Valores de los gases de combustión analizados del caso 2.	46

1 INTRODUCCIÓN

Este proyecto radica directamente en la reducción de tiempos predispuestos al diagnóstico de fallos de un motor de encendido por chispa, también al proceso de obtención de los porcentajes de gases de combustión y si dichos porcentajes se localizan dentro de los límites permitidos. Teniendo en consideración el criterio económico, los equipos con los cuales, se basan en técnicas para el mantenimiento predictivo son altamente costosos, con este proyecto se pretende minimizar dichos costos de equipos y por ende, al poder determinar y estimar emisiones contaminantes de manera más ágil y económica, ya que no se va a disponer de equipos extra que proporcionen información para el diagnóstico de fallos. Con ello el número de herramientas y equipos es menor lo que conlleva directamente a reducción de costos y tiempos de mantenimiento.

En la época actual existen estudios y maquinas desarrolladas para realizar un análisis de gases de combustión por motores de encendido provocado; maquinas que se basan en el método NDIR (método no dispersivo de absorción de infrarrojos).

Pues a continuación se detalla la realización de un estudio que se basa en la estimación de emisiones contaminantes emitidas por motores de combustión interna de encendido provocado a través de Herramientas de Aprendizaje y Clasificación, para así predecir la aprobación en la RTV en el Cantón Cuenca.

En este proyecto técnico se desarrollará un algoritmo matemático, en primera instancia se realizará el acondicionamiento de una base de datos creada en una investigación anterior por (J. Feijoo & J. Zapatán, 2016), siguiendo se analiza los datos acondicionados mediante herramientas Aprendizaje y Clasificación para la obtención de mayor inferencia de cada parámetro de las señales de sonido emitidas por motores de combustión de encendido provocado. Luego según el porcentaje de inferencia del método para el modelo matemático aplicando Herramientas de Aprendizaje y Clasificación y para finalizar se validarán los resultados obtenidos mediante la comprobación estadística del algoritmo para la estimación de emisiones contaminantes.

2 PROBLEMA

En la actualidad en el campo automotriz existen técnicas de mantenimiento predictivo desarrolladas para motores con encendido provocado, técnicas que involucran para su diagnóstico equipos cuyos costos son demasiado elevados para adquirirlos; dichas técnicas se relacionan directamente con diversas fallas anómalas que se producen y presentan en el transcurso del mismo funcionamiento del motor. Usualmente; el porcentaje de vehículos aprobados en la primera inspección técnica vehicular en el cantón Cuenca, es del 77%, teniendo el 23% como reprobado solamente a raíz de la prueba de emisiones contaminantes, sea por: excesivos Hidrocarburos no Combustionados (HC) o Monóxidos de Carbono (CO) según (J. Feijoo & J. Zapatán, 2016).

3 OBJETIVOS

3.1 OBJETIVO GENERAL

Estimar mediante herramientas de Aprendizaje y Clasificación las emisiones contaminantes de vehículos con motor de encendido provocado para la predicción de la aprobación de la RTV.

3.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Acondicionar la base de datos de señales de ruido mediante el ordenamiento de una matriz para la confiabilidad del desarrollo del análisis.
- Analizar los datos acondicionados mediante herramientas Aprendizaje y Clasificación para la obtención de mayor inferencia de cada dato.
- Obtener un modelo matemático a través del análisis de ruido mediante Herramientas de Aprendizaje y Clasificación para la estimación de emisiones contaminantes.
- Validar los resultados obtenidos mediante la comprobación estadística del modelo matemático para la estimación de emisiones contaminantes.

4 FUNDAMENTOS TEÓRICOS

4.1 Sonido (Ruido)

(G. B. O. G. D. & R. F. Viro, 2002) Dicen que se puede definir como sonido o fuente de este, a la energía acústica generada por las vibraciones mecánicas de cualquier componente o en su defecto como el producto de la incidencia directa de la turbulencia del aire sobre estos. El oído humano es extremadamente sensible a las fluctuaciones de la presión de aire, las cuales se convierten en sensaciones auditivas.

(G. B. O. G. D. & R. F. Viro, 2002) Debido a que no existe una unidad de medición objetiva para el ruido; es necesario dar al menos, una representación aproximada mediante valores cuantitativos. Para este propósito, se describe la parte física del ruido, a través de magnitudes cuantitativas, relativas a sus tres características principales:

- Amplitud (percibida como fuerza, potencia o sonoridad).
- Frecuencia (percibida como tono).
- Patrón temporal.

4.1.1 Propagación del sonido

El sonido es transmitido de la fuente al receptor, a través de un medio elástico o transmisión. En el contexto de la automoción, este medio de transmisión es el aire próximo y también la propia estructura del vehículo, dando origen al término ruido estructural.

La forma más simple de propagación del sonido ocurre cuando una pequeña esfera pulsante, a cierta frecuencia, en el espacio, libre de obstáculos. La vibración de la superficie de la esfera causa que las moléculas de aire en contacto con ella, vibren y es esta vibración la que se transmite de forma radial, hacia las moléculas contiguas. Este fenómeno produce una onda viajera, que tiene una velocidad característica “c”, la velocidad del sonido en el aire. Esto provoca fluctuaciones de presión, que se superponen a la ya existente presión ambiental. Una fuente de sonido vibrando a una

frecuencia f , genera un sonido con esa frecuencia. Si se pudiese realizar una fotografía de la presión instantánea, se lograría ver que la variación de la presión con la distancia es sinusoidal. (Sanz Vila, 2012)

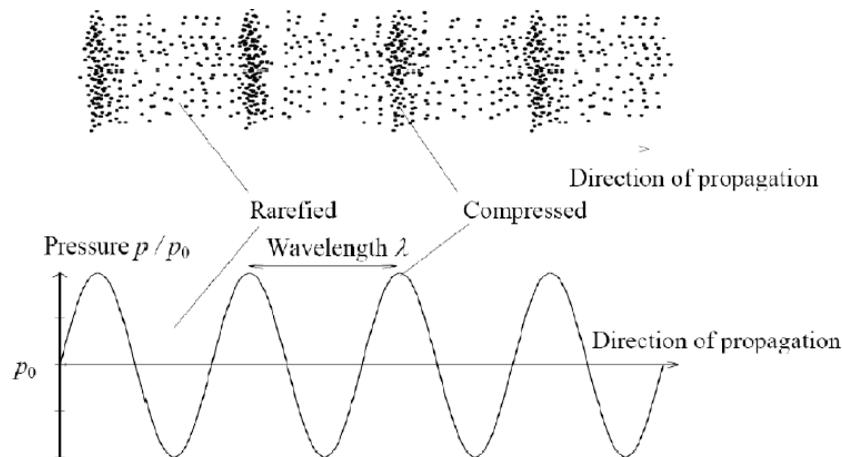


Figura 1. Representación de onda de sonido.

Fuente: (Sanz Vila, 2012)

La distancia entre los picos de presión es constante y se llama longitud de onda y está relacionada con c y f mediante la ecuación:

$$\lambda = \frac{c}{f}$$

Si aumenta la frecuencia del sonido, disminuye su longitud de onda. El rango audible se encuentra entre frecuencias de 20Hz y 20KHz, y unas longitudes de onda que varían entre 17 m y 17mm.

4.1.2 Propagación de ondas esféricas

(Sanz Vila, 2012) Este tipo de ondas se aproximan más a un verdadero “generador” de ondas, pero a largas distancias, un frente de ondas se aproxima más a las ondas planas.

4.1.3 Percepción humana del sonido

(Sanz Vila, 2012) El oído humano está formado por el oído externo, el oído medio que contiene los huesecillos (estos amplifican el sonido) y el oído interno que contiene la cóclea. Esta última, en forma de caracol contiene linfa y una membrana en espiral que contiene miles de terminaciones de pelo de distintas longitudes, sensibles a las distintas frecuencias, que transforman el sonido en impulsos nerviosos que son transmitidos al

cerebro. Es necesario un cierto nivel (umbral) para estimular estas células, sin embargo un exceso de nivel puede llegar a dañarlas. Este efecto fue atribuido como la causa de las sorderas ocasionadas en los años 70 a causa de la revolución industrial.

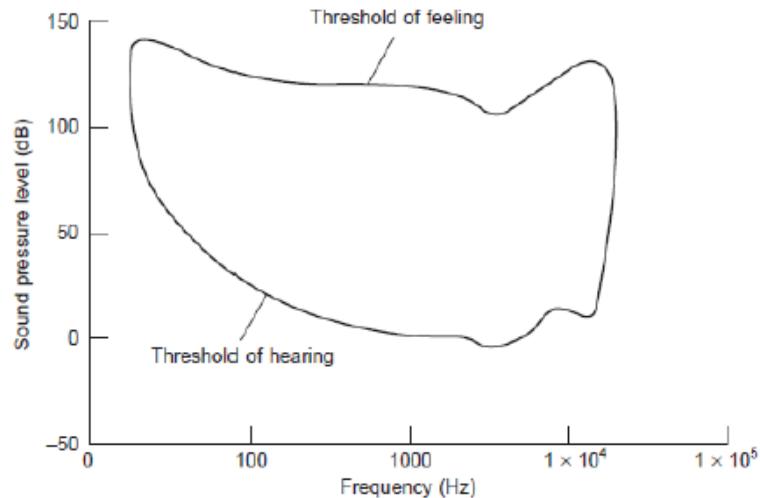


Figura 2. Rango audible de una persona.

Fuente: (Sanz Vila, 2012)

4.2 Análisis de Ruido

4.2.1 Instrumentos de medición para el análisis de ruido

Para realizar mediciones de ruido en el ámbito automotriz, se requieren de dispositivos que tienen la capacidad de receptar el sonido, para ello existe una gran variedad de equipos de medición entre ellos se mencionan 3 dispositivos a continuación:

4.2.1.1 Sonómetros Integrados

El instrumento más básico para la medición de sonido es un sonómetro, formado por un micrófono; es un detector de nivel con constantes de tiempo de respuesta lenta o rápida (Sanz Vila, 2012).

4.2.1.2 Analizador de Frecuencia

(Sanz Vila, 2012) Debido a la importancia que tiene el espectro frecuencial, este tipo de instrumentos es una herramienta muy potente para identificar fuentes de ruido y valorar la efectividad de las medidas de control de ruido empleadas.

Un analizador puede dividir el rango frecuencial en bandas de octava, en tercios de octava, o incluso realizar análisis de frecuencias más precisos si es necesario. Los primeros equipos presentaban la información de manera secuencial, pero en la actualidad la señal en un analizador de banda estrecha se presenta simultáneamente a las entradas de todos los filtros en el rango de análisis, el procesamiento de la señal se realiza digitalmente, las salidas se actualizan varias veces por segundo y se alimentan a los dispositivos de visualización continua, tales como pantallas de visualización y los datos pueden ser descargados directamente a los PC's.



Figura 3. Analizador de Frecuencia.

Fuente: (GSAmart, 2017)

4.2.1.3 Analizador de intensidad sonora

(Sanz Vila, 2012) Este tipo de analizadores permite realizar mediciones de la potencia acústica, pudiéndose realizar en condiciones de ruidos de fondo elevados, haciendo que no resulte necesario el uso de recintos especiales de prueba. También se pueden realizar evaluaciones que permitan identificar fuentes a partir de un mapeado de la intensidad sonora.

Una sonda de intensidad sonora está compuesta de dos micrófonos de presión, colocados muy juntos, que miden la presión sonora y el gradiente de presión entre ambos

micrófonos. Mediante el procesado de la señal se convierten estas medidas en valores de intensidad sonora.

4.2.2 Fuentes de sonido del motor

En la actualidad el confort acústico, juega un papel muy importante durante la conducción; es por esto que el control del ruido producido a través del proceso de combustión, permite verificar o constatar el estado del motor de un vehículo.

Para ello se deben identificar y separar las fuentes generadoras de ruido en un vehículo. En la figura 1, se puede observar algunas de las fuentes responsables de la denegación de ruido (G. B. O. G. D. & R. F. Viro, 2002).

4.2.2.1 Motor

Una de las más importantes o la principal fuente de ruido en un vehículo es el motor, ya que en este se distingue el ruido emitido por el bloque del motor y las accesorios como se muestra en a figura 4, puede distinguirse entre ruido de combustión y ruido mecánico (Donayre Ramírez, 2012).

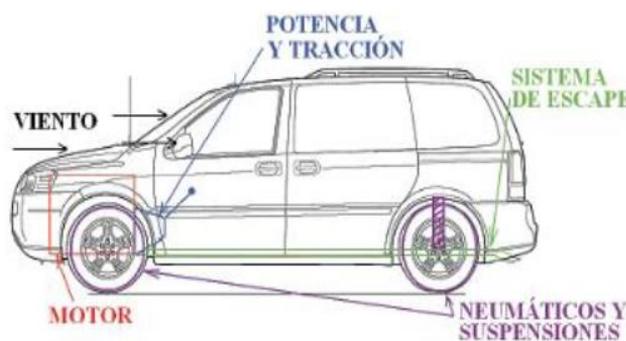


Figura 4. Identificación de las fuentes de ruido del vehículo.

Fuente: (Donayre Ramírez, 2012)

4.2.2.1.1 Ruido mecánico

El ruido mecánico se produce a través del impacto entre la estructura del motor, las partes en movimiento y los elementos auxiliares.

Las principales fuentes de ruido mecánico son:

- Cabeceo del pistón
- Sistema de inyección
- Válvulas
- Elementos de transmisión y unión (cojinetes y engranajes)

(Donayre Ramírez, 2012) El ruido proveniente de las frecuencias mecánicas generalmente domina el rango de altas frecuencias a altas velocidades.

4.2.3 Frecuencia

La frecuencia es la periodicidad con la que se repite un fenómeno en un cierto régimen de tiempo y cuya unidad de medida es el Hercio; la misma que establece el número de ciclos por segundo con la que se produce el fenómeno. La frecuencia de un sonido y de una onda acústica en general, es una magnitud física muy importante pues genera la sensación de tono. En un tono la magnitud de onda (Figura 4) depende de la velocidad y, por lo tanto, del medio de propagación (G. F. Guarango Pillco & K. M. Lazo Naula, 2014).

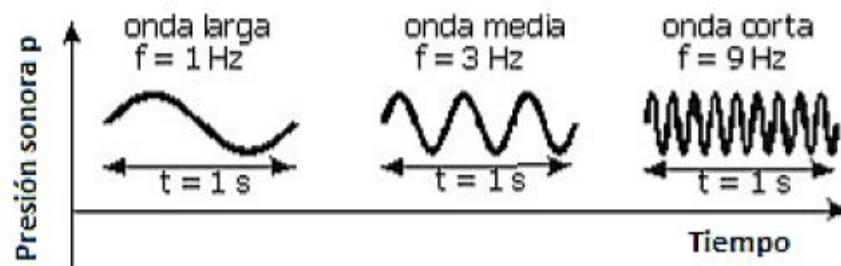


Figura 5. Tipos de ondas.

Fuente: (G. F. Guarango Pillco & K. M. Lazo Naula, 2014).

4.2.4 Señales de emisión acústica.

La Emisión Acústica (EA) es un fenómeno en el cual se generan ondas elásticas transitorias debido a la expulsión fulminante de energía a partir de fuentes localizadas. Se tiene como fuentes elásticas clásicas de emisiones acústicas a los procesos de deformación relacionadas con defectos tales como la generación y propagación de fisuras, las deformaciones del material, los desprendimientos del agregado de la matriz y las contracciones o dilataciones originales por variaciones de temperatura (Sidorova, 2010).

Las señales en EA puede clasificarse por:

4.2.4.1 Señal transitoria (Bursts)

Son señales que tienen claramente definidos los puntos de principio y final del ruido provocado por un defecto. [5]

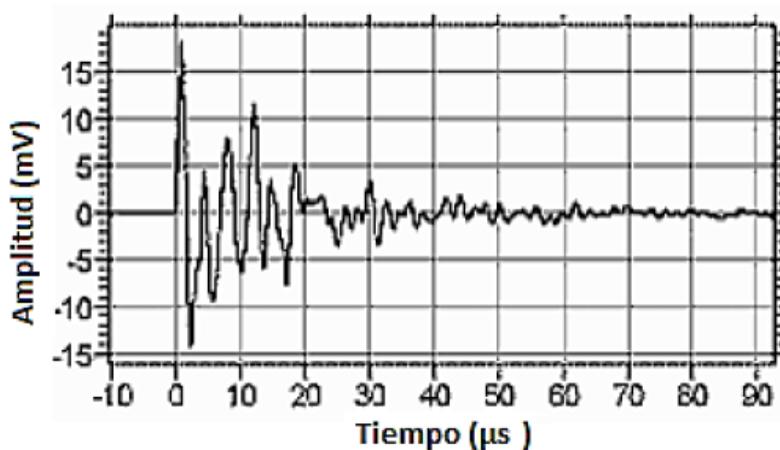


Figura 6. Señal transitoria.

Fuente: (Sidorova, 2010)

4.2.4.2 Señal Continua

Son ondas continuas que tienen amplitudes variadas y frecuencias, pero nunca se terminan. Estas señales están caracterizadas de movimiento (Sidorova, 2010).

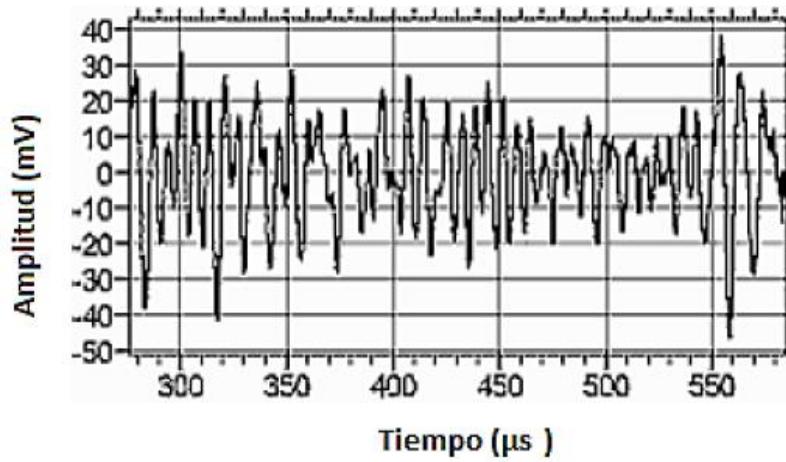


Figura 7. Señal continua.

Fuente: (Sidorova, 2010)

4.2.5 Parámetros de la señal acústica

Mediante la identificación de los datos parámetros sobre la forma de onda, se puede obtener la información sobre la fuente relacionada a su actividad e intensidad (Sidorova, 2010).

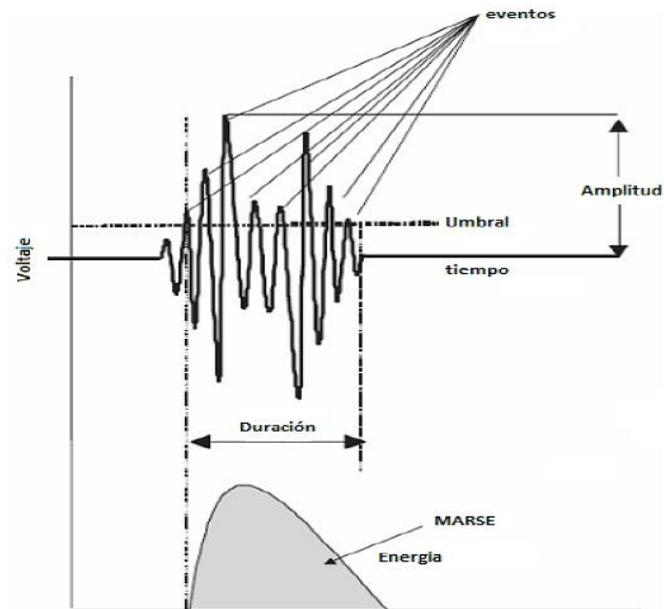


Figura 8. Parámetros de la señal acústica.

Fuente: (Sidorova, 2010)

4.3 Inteligencia artificial

Son las inteligencias no naturales en especímenes no vivos de manufactura humana que son capaces de pensar, actuar y evaluar problemas para alcanzar su objetivo basándose en principios de optimización. (Riobó Otero, 2012).

4.3.1 Inteligencia Computacional

En esta rama de la I.A se encuentran métodos como las redes neuronales, computación evolutiva, sistemas difusos y métodos de aprendizaje automático como las máquinas de soporte vectorial, árboles de decisión, K-NN, análisis discriminante entre otros. Métodos que combinan elementos de aprendizaje, evolución, adaptación, lógica difusa y estadística para aportan un soporte complementario para programas y algoritmos de ingeniería en desarrollo.

Los métodos (técnicas) que se presentan más adelante son sistemas que realizan una combinación entre un sistema físico (Hardware) y un sistema informático (Software y Herramientas de Aprendizaje y Clasificación).

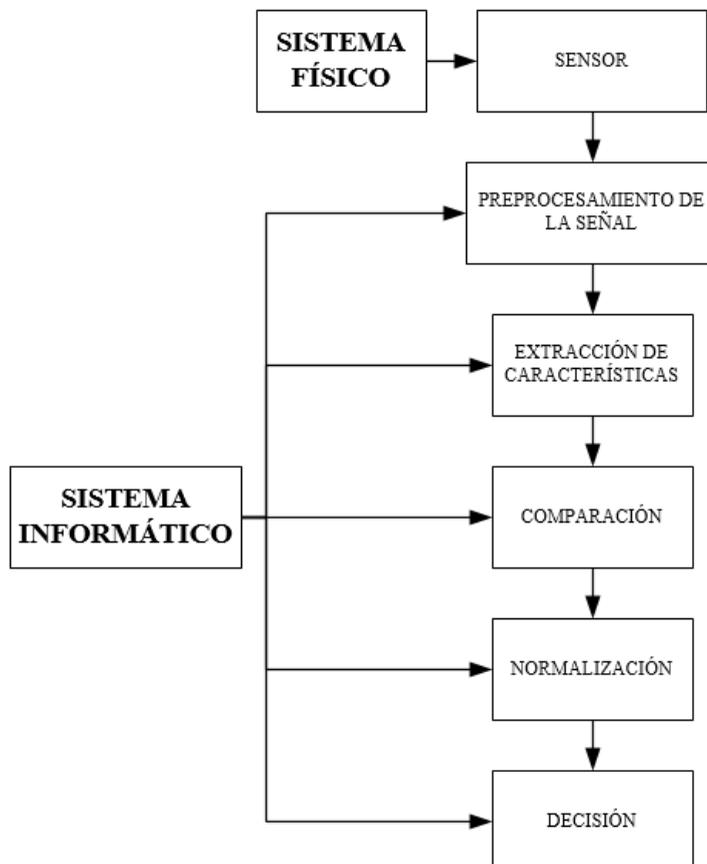


Figura 9. Esquema del proceso de Reconocimiento Autónomo.

4.3.1.1 Aprendizaje

(Riobó Otero, 2012) La I.A se basa en aprendizajes que buscan desarrollar técnicas que permitan a una máquina aprender de manera autónoma. El hecho de aprender está basado en el análisis de datos y la extracción de conclusiones lo cual está ligado directamente con la estadística inferencial y descriptiva. De forma práctica consiste en el desarrollo de programas informáticos que pueden generalizar comportamientos partiendo de información que se le haya suministrado. Mencionados programas se basan en algoritmos de aprendizaje que sirven para mejorar la realización de alguna tarea a través de la experiencia, con lo cual van aprendiendo hasta ser capaces de inducir una función capaz de resolver el problema al que se enfrentan.

4.3.2 Árboles de decisión

Es un modelo de predicción basado en el uso de resultados y probabilidades, en un árbol de decisión cada nodo del árbol es un atributo y cada rama representa un posible valor de ese atributo, se basa en el aprendizaje inductivo que partiendo de premisas se llega necesariamente a una conclusión.

El método de los árboles de decisión es un modelo que partiendo de una base de datos y creando diagramas de construcción lógica sirve para representar y categorizar una serie de sucesos que ocurren de forma sucesiva para la resolución del problema.

Un árbol de decisión posee unas entradas y a partir de ellas devuelve una respuesta, que es un conjunto de decisiones tomadas en función de las entradas. Las entradas pueden ser discretas o continuas aunque lo normal es emplear, por simplicidad, valores discretos (numéricos) (Riobó Otero, 2012).

Los árboles de decisión están formados de distintos elementos o nodos:

- **Nodos internos:** contienen un test sobre algún valor de una de las propiedades. Las decisiones que se tomen en estos nodos no son probabilísticas. Su representación es mediante un cuadrado.

- Nodos de probabilidad: marcan la probabilidad de algún evento aleatorio que tenga relación con el problema. Se representa con un círculo.
- Nodos hoja: marcan el valor que devolverá la resolución del problema.

Para resolver el problema con el árbol de decisión hay que calcular el valor de cada uno de los resultados, evaluando las consecuencias inciertas en los nodos de probabilidad multiplicando el valor en esos nodos por la probabilidad de que ocurran los sucesos. Cuando se tiene todos los resultados se puede tomar la decisión más beneficiosa.

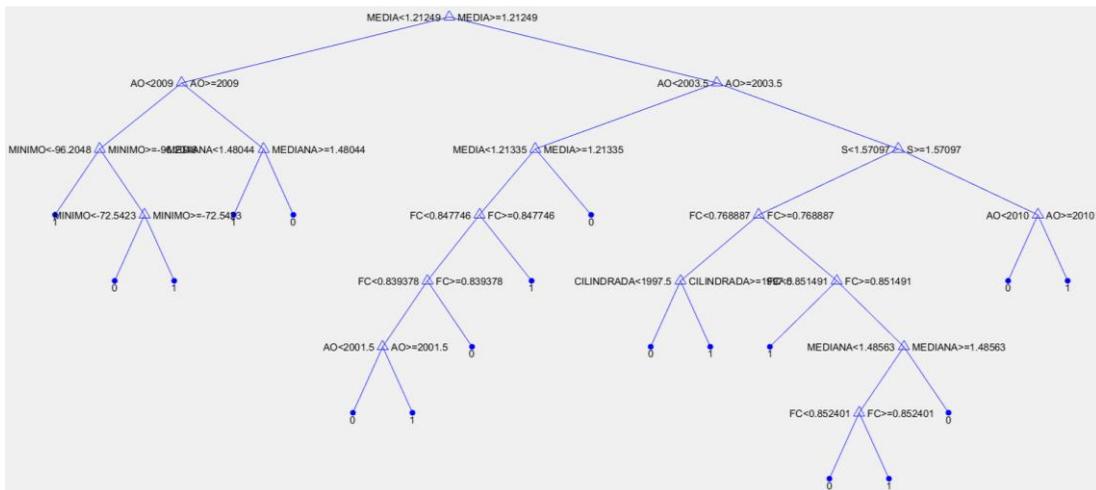


Figura 10. Árbol de Decisión.

4.3.3 Máquinas de Soporte Vectorial (SVM)

Una matriz de datos o base de datos de entrenamiento, las variables predictoras y de respuesta, se entrena un modelo basado en SVM, cuyo modelo que será capaz de predecir la clase de los nuevos datos que se le introduzca. Intuitivamente la SVM representa en un eje de coordenadas los vectores de entrenamiento, separando las clases presentes en los ejemplos por un espacio lo mayor posible (Frontera o Hiperplano), al introducir nuevos datos se localizan en el mismo eje y en función de su proximidad a uno de los grupos antes separados son clasificados en una u otra clase.

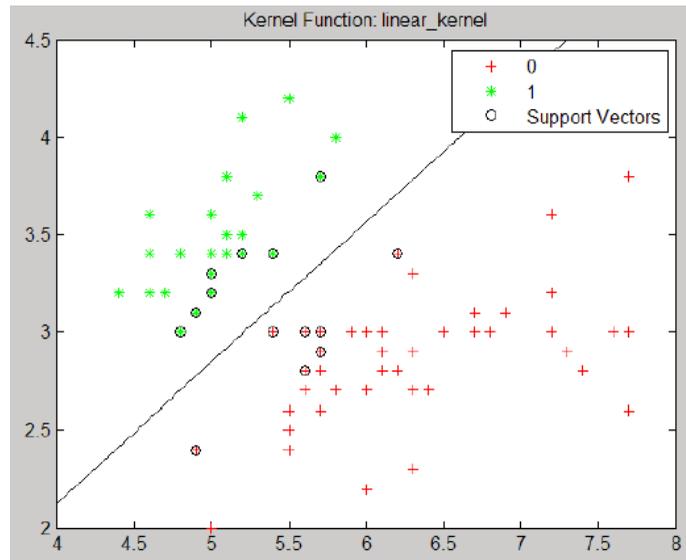


Figura 11. Clasificación de datos.

4.3.4 Método de K-NN

(Riobó Otero, 2012) Es un método de aprendizaje supervisado de tipo clasificación que sirve para estimar la función de densidad (x/ C_j). A partir de la información que se genera a través de los datos de entrenamiento, estima la probabilidad de que un elemento x pertenezca a la clase C_j , no haciendo ninguna suposición acerca de la distribución de las variables predictoras.

4.3.5 Análisis Discriminante

(De la Fuente Fernández, 2011) Es una técnica estadística multivariante cuya finalidad es analizar si existen diferencias significativas entre grupos de objetos respecto a un conjunto de variables medidas sobre los mismos para, en el caso que existan, explicar en qué sentido se dan y facilitan procedimientos de clasificación sistemática de nuevas observaciones de origen desconocido en uno de los grupos analizados.

(De la Fuente Fernández, 2011) El Análisis Discriminante se puede considerar como un análisis de regresión donde la variable dependiente es categórica y tiene como categorías la etiqueta de cada uno de los grupos, mientras que las variables independientes son continuas y determinan a qué grupos pertenecen los objetos.

5 ESTADO DEL ARTE

(Pezantes Domínguez & Zamora Cabrera, 2015) presentan la caracterización del tipo de combustible por medio de la variación de la estequiometría de la mezcla y el adelanto al encendido mediante un análisis estadístico y de espectros a través de un análisis de ruido, de esta manera se puede relacionar que el ruido generado está íntimamente ligado a la estequiometría de la mezcla y el adelanto al encendido, a razón de los resultados adquiridos en mencionado estudio se hace relación directamente a las emisiones contaminantes provocadas en el ciclo de funcionamiento de un motor otto.

(Rivera Campoverde & Chica Segovia , 2015) demostraron que factores como estequiometría de la mezcla, adelanto al encendido influye directamente sobre las emisiones contaminantes, ya que en ciclos de funcionamiento se provocan combustiones anómalas que se tiene como resultados concentraciones de gases de combustión emitidos a la atmósfera con presencia de proporciones elevadas de Monóxido de Carbono e Hidrocarburos no combustionados.

(Carmona Suárez, 2014) el origen e introducción de las máquinas de soporte vectorial (SVM) a trabajos sobre teoría de aprendizaje estadístico empieza en la década de los 90s, las SVMs fueron pensadas y creadas para resolver problemas de clasificación binaria y en la actualidad se las utiliza para resolver problemas de regresión, agrupación y multi-clasificación. Dentro de la tarea de clasificación, las SVMs pertenecen a la

categoría de los clasificadores lineales, puestos que inducen separadores lineales, ya sea en el espacio origen de los ejemplos de entrada, si su comportamiento es separable o cuasi-separable (ruido), o en un espacio transformado (espacio de características).

Las Herramientas de Aprendizaje y Clasificación en la actualidad se han aplicado a una serie de áreas profesionales como medicina, Ingeniería Mecánica, Ingeniería Electrónica y Eléctrica, Ingeniería Automotriz, entre otras, aplicaciones como: reconocimiento de características faciales humanas, detección y predicción del pulso cardiaco, clasificación y reconocimiento de objetos, reconocimiento de dígitos de matrículas vehiculares, entre otros. Las aplicaciones mencionadas se basan en modelos algorítmicos de SVM, por razón de la confiabilidad en relación del método matemático para el algoritmo, ya que el error en aplicación de la matemática y estadística es minúsculo, por ende es fiable para los resultados que se obtendrán.

Estudios referentes a estimaciones de emisiones contaminantes de motores de combustión interna alternativos basados en Herramientas de Aprendizaje y Clasificación; no existe documentación fidedigna, lo cual este estudio se basa en lo mencionado y relacionado a predicción de la aprobación de la Revisión Técnica Vehicular en el Cantón Cuenca.

6 MARCO METODOLÓGICO

En el presente apartado se lleva a cabo la descripción del desarrollo para la adquisición de la señal acústica del motor de encendido provocado, la manera en la cual se procede la caracterización de la señal y la creación de la base de datos.

6.1 Desarrollo

En la figura 1, se da a conocer el desarrollo de este estudio que contempla llevar a cabo una serie de procedimientos sistemáticos.

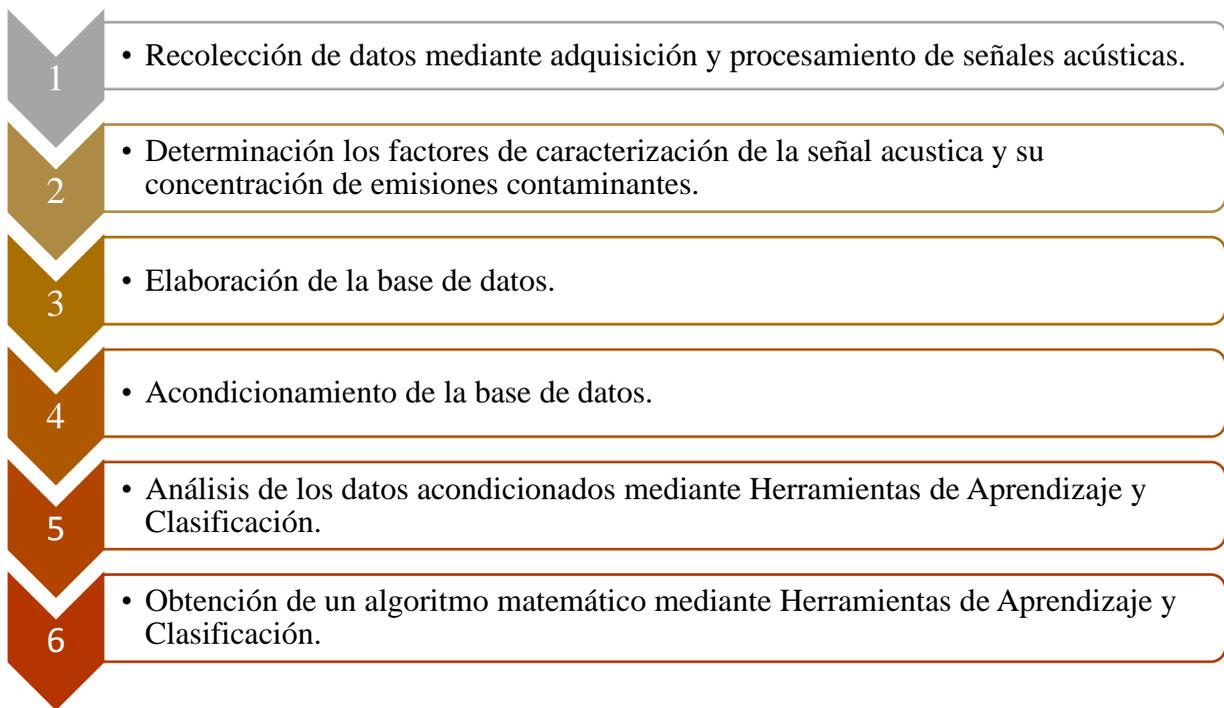


Figura 12. Desarrollo del estudio.

6.1.1 Adquisición de Señales Acústicas

La adquisición de las señales acústicas características del motor, se realiza a través del proceso de RTV llevado a cabo en la Ciudad de Cuenca, el mismo que se ejecuta durante la medición de emisiones contaminantes del vehículo, obteniendo de esta manera la señal temporal de audio con su concentración de emisiones contaminantes (J. Feijoo & J. Zapatán, 2016).

6.1.2 Instrumento de Muestreo

El instrumento que se utiliza para la adquisición de las señales acústicas es un dispositivo receptor de sonido, el cual permite obtener una muestra de audio en formato .wav.

6.1.3 Especificaciones Técnicas del Equipo

Tabla 1. Especificaciones técnicas del equipo de muestreo.

Sistema Operativo	IOS 9.3.2
Chipset	Apple A6
Procesador	1.3 GHz Dual Core
RAM	1 Gb DDR2
Audio Recorder	16 Bits con cancelación activa de ruido
Frecuencia de Muestreo	44.1 KHz

6.2 Factores de Inferencia

6.2.1 Factores de Inferencia para Aprueba HC y Aprueba CO

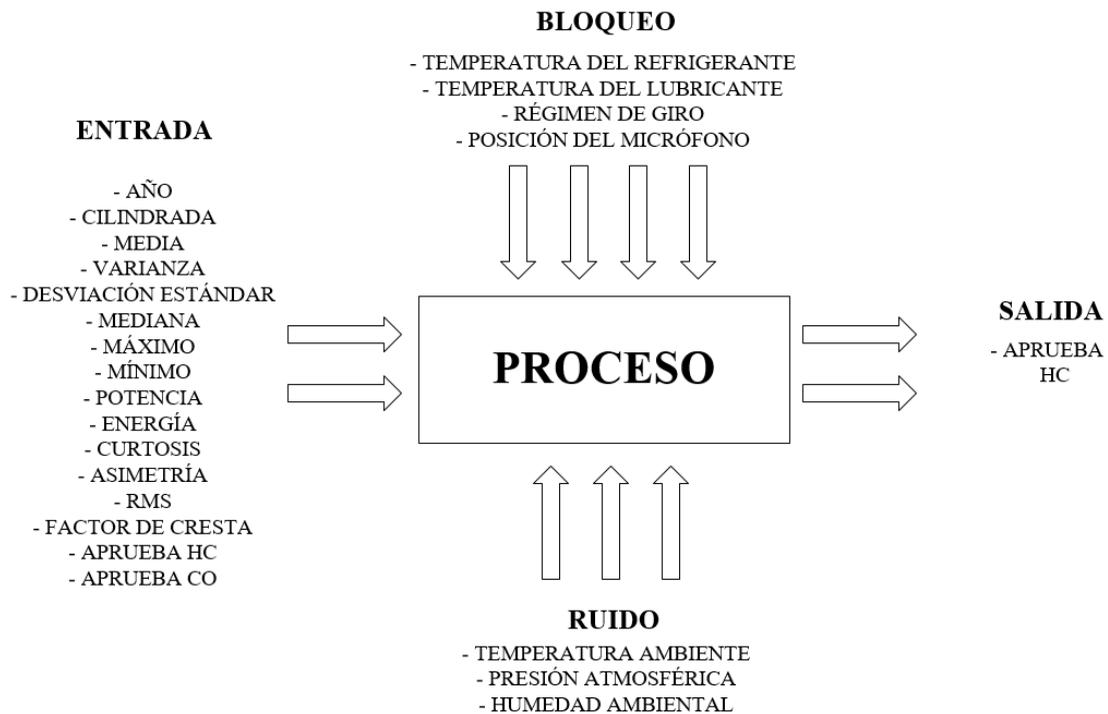


Figura 13. Factores de Inferencia para Aprueba HC.

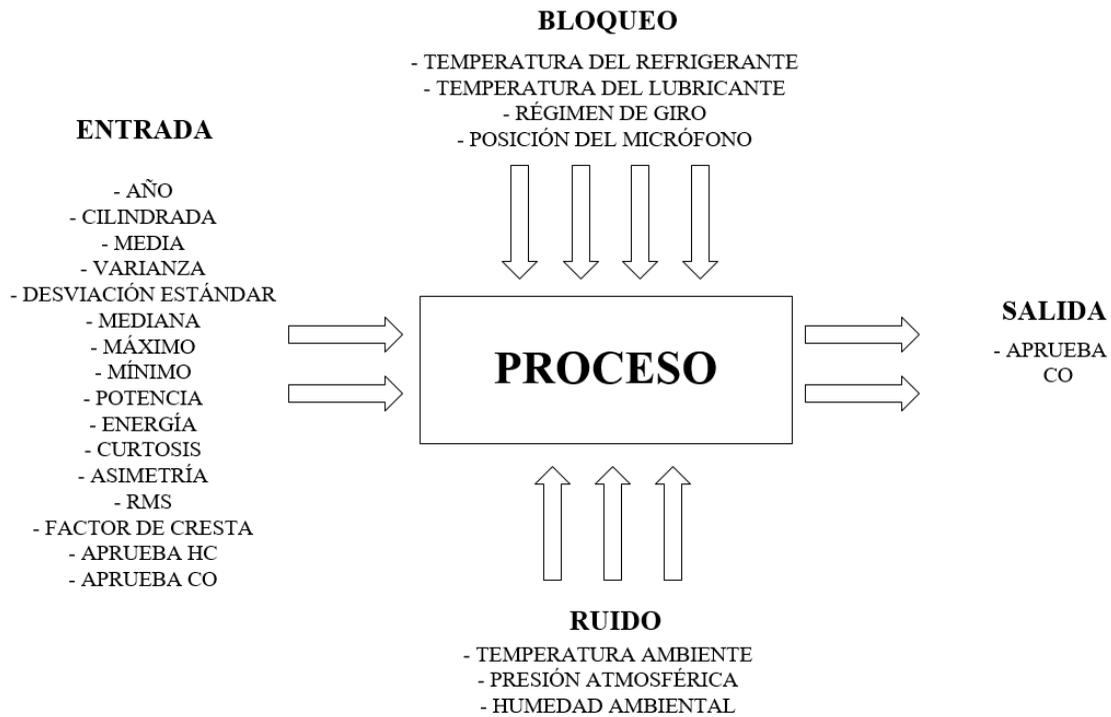


Figura 14. Factores de Inferencia para Aprueba CO.

6.3 Protocolo de Medición

En la figura 2, se muestra el diagrama de flujo del protocolo de medición desarrollado por El protocolo desarrollado por (J. Feijoo & J. Zapatán, 2016), que sirve para adquisición de toma de muestras acústicas.

6.3.1 Diagrama de Flujo del Proceso para mediciones

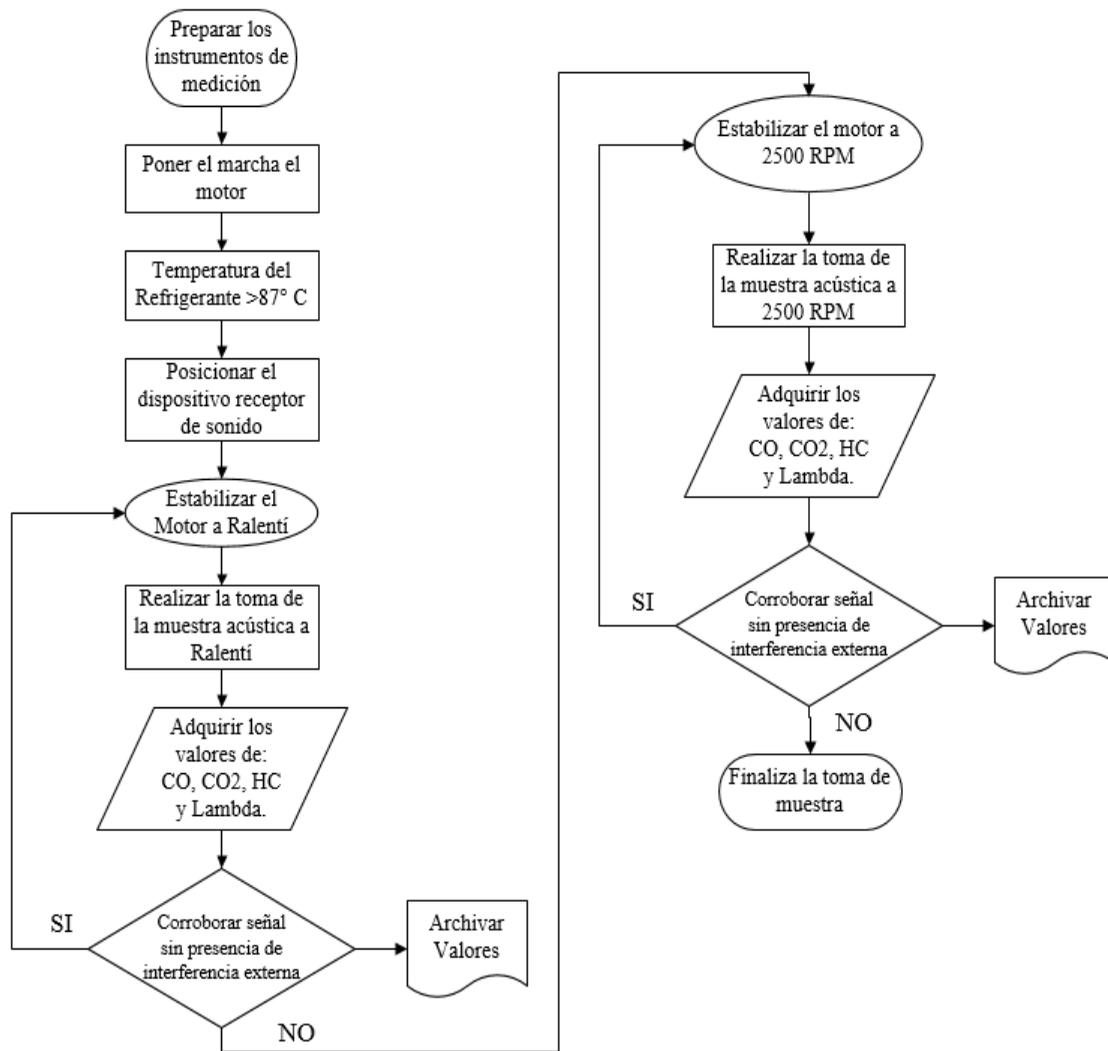


Figura 15. Diagrama de Flujo del Proceso para mediciones.

6.3.2 Atributos de la Señal Acústica

Se considera 3 atributos importantes que una señal acústica cumple, con ello garantizar la óptima confiabilidad de cada una de las muestras adquiridas.

Tabla 2. Atributos de la señal acústica.

Atributo	Cuantificación
Frecuencia de Muestreo	44100 Hz
Tiempo de Muestreo	5 s
Tamaño de la Muestra	220500 Elementos

6.4 Caracterización de la Señal Acústica

6.4.1 Media

Representa el centro de los datos de un conjunto entero de n mediciones, es igual a la suma de las mediciones dividida entre n (W. Mendenhall, R. J. Beaver & B. M. Beaver, 2010).

$$\bar{x} = \frac{\sum x_i}{n} \quad (1)$$

6.4.2 Mediana

La mediana de un conjunto de n mediciones es el valor de x que cae en la posición media cuando las mediciones son ordenadas de menor a mayor (W. Mendenhall, R. J. Beaver & B. M. Beaver, 2010).

6.4.3 Varianza

La varianza de una población de N mediciones es el promedio de los cuadrados de las desviaciones de las mediciones alrededor de su media u (W. Mendenhall, R. J. Beaver & B. M. Beaver, 2010).

$$\sigma^2 = \frac{\sum (x_i - u)^2}{N} \quad (2)$$

6.4.4 Desviación Estándar

Es igual a la raíz cuadrada positiva de la varianza.

$$\sigma = \sqrt{\sigma^2} \quad (3)$$

6.4.5 Potencia

Es la energía por unidad de tiempo en un intervalo, siendo en este caso específico el intervalo el número total de muestras (N. D. Rivera Campoverde & J. F. Chica Segovia, 2015).

$$P = \frac{1}{N_2 - N_1 + 1} \sum_{i=N_1}^{N_2} x_n^2 \quad (4)$$

Donde:

$N_2 - N_1$ El rango de medición en número de muestras.

X_n Es el valor muestral.

6.4.6 Energía

La energía de una señal está definida por la siguiente ecuación, siendo esta aplicada para una señal en tiempo discreto (N. D. Rivera Campoverde & J. F. Chica Segovia, 2015).

$$E = \sum_{n=N_1}^{N_2} |x(n)|^2 \quad (5)$$

6.4.7 Curtosis

Mide el grado de agudeza o achatamiento de una distribución con relación a la distribución normal, es decir cuan puntiaguda es una distribución. Determina el grado de concentración que presentan los valores en la región central de la distribución (M. O. Suárez & F. A. Tapia, 2012).

$$K = \frac{\sum (x_i - \bar{x})^4}{n\sigma^4} \quad (6)$$

6.4.8 Asimetría

Es una medida de forma de una distribución que permite identificar y describir la manera como los datos tiende a reunirse de acuerdo con la frecuencia con que se hallen dentro de la distribución. Permite identificar las características de la distribución de datos sin necesidad de generar el gráfico (M. O. Suárez & F. A. Tapia, 2012).

$$AS = \frac{3(\bar{x} - Md)}{s} \quad (7)$$

6.4.9 RMS

Es un estadístico global, que se define como la raíz cuadrada del promedio de la suma cuadrada de los valores de la señal en el intervalo de análisis. Su comportamiento es análogo al de la potencia y de la energía (N. D. Rivera Campoverde & J. F. Chica Segovia, 2015).

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2} \quad (8)$$

6.4.10 Factor de Cresta

Es una medida de la amplitud del pico máximo respecto del RMS (N. D. Rivera Campoverde & J. F. Chica Segovia, 2015).

$$FC = \frac{|x_{\max}|}{RMS} \quad (9)$$

6.5 Límites máximos admisibles de emisiones para fuentes móviles con motor a gasolina.

Los límites máximos admisibles de emisiones contaminantes establecidos por la norma (NTE INEN 2204, 2002) para motores con encendido provocado.

Tabla 3. Parámetros de la señal acústica.

AÑO MODELO	CO [%]		HC [ppm]	
	0 - 1500 msnm	1500 - 3000 msnm	0 - 1500 msnm	1500 - 3000 msnm
2000 Y POSTERIORES	1,0	1,0	200	200
1990 A 1999	3,5	4,5	650	750
1989 Y ANTERIORES	5,5	6,5	1000	1200

7 Acondicionamiento de la Base de Datos

El acondicionamiento se lleva a cabo a través de una técnica de normalización de datos y análisis de componentes principales (ACP), entendiéndose como normalización a la preparación y organización de datos de forma que resulten inferencialmente significantes para el objeto del estudio, consiste en la designación y la aplicación de reglas a las interconexiones obtenidas como elección, estandarización de variables inferenciales y eliminación de observaciones o variables que no presenten relaciones existentes.

7.1 Introducción de Matrices Acondicionadas para Aprueba HC y Aprueba CO.

Se establece las variables de predicción que contiene datos significativos de la señal acústica conveniente que proporciona información elemental para el entrenamiento. Las variables de respuestas se sitúan “Aprueba HC” y “Aprueba CO”, cuyas variables dispone de clases (Niveles) 1 y 0, los cuales respectivamente corresponden a: la aprobación y reprobación del vehículo en la RTV.

Tabla 4. Introducción matriz acondicionada - APRUEBA HC y APRUEBA CO.

PREDICTORES	RESPUESTA
Año	Aprueba HC Aprueba CO
Cilindrada	
Media	
Varianza	
Desviación Estándar	
Mediana	
Máximo	
Mínimo	
Potencia	
Energía	
Curtosis	
Asimetría	
RMS	
Factor de Cresta	

7.1.1 Denominación clases de predictores

En la tabla 4, se identifica dos clases de predictores, la clase “NO APRUEBA” con el predictor “0” y la clase “APRUEBA” con el predictor “1”.

Tabla 5. Asignación del Predictor.

	PREDICTOR
NO APRUEBA	0
APRUEBA	1

7.1.2 Variables de Respuesta

Para el análisis se consideran 2 parámetros de mayor inferencia, se indican a continuación en la tabla 6; mencionados parámetros son variables de respuesta que de ellos depende el resultado del análisis, Aprueba HC y Aprueba CO.

Tabla 6. Variables de Respuesta.

VARIABLES DE RESPUESTA
APRUEBA HC
APRUEBA CO

8 Análisis de datos acondicionados mediante la aplicación de HAC para obtener la mayor inferencia de cada factor.

8.1 Herramientas de Aprendizaje y Clasificación según la mayor inferencia

8.1.1 SVM Lineal

(Riobó Otero, 2012) La SVM Lineal se incorpora cuando el tipo de datos son linealmente separables, se utiliza un hiperplano $h(x_i)$ como frontera de decisión:

$$h(x) = w^T x + b = 0 \quad (10)$$

donde w y $x \in \mathfrak{R}^d$, siendo d la dimensión del espacio de entrada.

La resolución para dicho caso sería suponer que se tiene un conjunto de n datos separables linealmente $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$ donde $x_i \in \mathfrak{R}^d$ e $y_i \in \{-1, 1\}$. De acuerdo al lado que se localicen respecto de la frontera (Hiperplano):

$$w^T x + b > 0, \text{ para } y_i = 1, i = 1, \dots, n \quad (11)$$

$$w^T x + b < 0, \text{ para } y_i = -1, i = 1, \dots, n \quad (12)$$

Las ecuaciones descritas constan de dos clases que se presentan establecidas en estudio, de manera que al no ser mezcladas son separables linealmente, facilita el nivel matemático del hiperplano que las clasifica a las clases tratadas.

Las expresiones antes indicadas se pueden reducir en una sola:

$$y_i(w^T x + b > 0) \text{ para } i = 1, \dots, n \quad (13)$$

Para la resolución del problema, se considera que los vectores soporte cumplen:

$$h(x_i) = 1, \text{ para } y_i = 1 \quad (14)$$

$$h(x_i) = -1, \text{ para } y_i = -1 \quad (15)$$

No puede haber datos del conjunto de aprendizaje dentro del margen, por definición del método, por tal causa la ecuación $y_i(w^T x + b > 0)$ se expresa:

$$y_i(w^T x + b \geq 1), i = 1, \dots, n \quad (16)$$

La distancia $dist(h, x)$ de un punto al hiperplano es:

$$dist(h, x) = \frac{|h(x)|}{\|w\|} \quad (17)$$

Como los puntos más próximos al hiperplano cumplen $|h(x)| = 1$, su distancia al hiperplano sería:

$$dist(h, x) = \frac{1}{\|w\|} \quad (18)$$

Para encontrar los valores de w y b hay que resolver un problema de optimización que consiste en maximizar la distancia $dist(h, x)$ entre el hiperplano y el punto de entrenamiento más próximo:

Maximizar:

$$\frac{1}{\|w\|} \quad (19)$$

Sujeto a:

$$y_i(w^T x + b \geq 1), i = 1, \dots, n \quad (20)$$

Esta es la condición de que ningún vector de entrenamiento quede dentro del margen de separación de las dos clases.

Se puede demostrar que al maximizar $1/\|w\|$ se obtiene la misma solución que al minimizar $\|w\|^2/2$.

El problema se puede exponer en su formulación dual que es más sencilla de resolver. Como es un problema de programación no lineal se emplean multiplicadores de Lagrange y las condiciones de Karush-Kuhn-Tucker, que en realidad son una generalización de los multiplicadores. Como se comentó, el objetivo será minimizar $\|w\|^2/2$ sujeto a $y_i(w^T x + b \geq 1), i = 1, \dots, n$.

El planteamiento es el siguiente:

$$L(w, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + \sum_{i=1}^n \alpha_i (1 - y_i(w^T x + b)) \quad (21)$$

$$\frac{\partial L(w, b, \alpha)}{\partial w} = 0 \rightarrow w = \sum_{i=1}^n y_i \alpha_i x_i \quad (22)$$

$$\frac{\partial L(w, b, \alpha)}{\partial b} = 0 \rightarrow w = \sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0 \quad (23)$$

$$\alpha_i (1 - y_i(w^T x + b)) = 0; \quad 1 \leq i \leq n \quad (24)$$

$$1 - y_i(w^T x + b) \leq 0; \quad 1 \leq i \leq n \quad (25)$$

$$\alpha_i \geq 0; \quad 1 \leq i \leq n \quad (26)$$

Según las condiciones de Karusk-Kuhn-Tucker, en el caso en el que los datos son vectores soporte $\alpha_i = 0$

Sustituyendo en la ecuación de Lagrange, se obtiene la función objetivo de la formulación dual:

$$L(w, b, \alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{ij=1}^n y_i y_j \alpha_i \alpha_j x_i^T x_j \quad (27)$$

Esta nueva función objetivo se debe obtener los valores de w y b que definen el hiperplano. Esto se consigue al maximizar:

$$\sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n y_i y_j \alpha_i \alpha_j x_i^T x_j \quad (28)$$

Sujeto a las condiciones:

$$\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0; \quad \alpha_i \geq 0; \quad 1 \leq i \leq n \quad (29)$$

Los datos que no son vectores soporte tendrán un valor de $\alpha_i = 0$.

Al resolver se obtiene la siguiente solución:

$$w = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i \quad (30)$$

$$h(x) = w^T x + b = \sum_{i,j=1}^n y_i \alpha_i x_i^T x + b \quad (31)$$

$$b = -\frac{1}{2} (\max_{y_i=-1} \{w^T x_j\} + \min_{y_i=1} \{w^T x_j\}) \quad (32)$$

La ecuación del hiperplano solo depende de los vectores soporte ya los puntos restantes cumplen $\alpha = 0$. Esto significa que se llegaría a la misma solución si se volviera a calcular la frontera de decisión únicamente con los vectores soporte.

8.1.2 Porcentaje de Exactitud aplicando SVM Lineal a la base de datos en estado puro (Sin Normalizar ni Acondicionar).

Se introdujo la base de datos compuesta de 1161 observaciones, con ello se ingresa al Método SVM Lineal en las herramientas de aprendizaje y clasificación y por consecuencia se obtiene un porcentaje de exactitud igual a 85,2%, en la matriz de confusión del modelo matemático se observa que predice con completa significancia la clase 1 y clase 0 ni lo considera significativo, por lo que tampoco este algoritmo es apto para la estimar emisiones contaminantes.



Figura 16. Porcentaje de Exactitud sin normalizar.

8.1.3 Porcentaje de Exactitud aplicando SVM Lineal a la matriz acondicionada y normalizada.

Para el siguiente resultado se ingresa 581 observaciones con 14 variables de entrenamiento como predictoras, obteniendo como resultado del entrenamiento un porcentaje de exactitud de 95.2%.



Figura 17. Porcentaje de Exactitud normalizada.

8.2 Comparación del porcentaje de exactitud del aprendizaje y la validación.

En la tabla 8, se presenta una comparación entre técnicas de aprendizaje y clasificación analizadas, en donde se evalúa el rendimiento de predicción a través de cuatro métodos aplicados. Se selecciona al azar 168 observaciones con 14 variables como predictores cada una como muestras de aprendizaje, utilizando 30 observaciones adicionales como muestras de validación. Para cada método se ingresa la misma cantidad de muestras de aprendizaje y validación, para así realizar la comparación respectiva. El método resultante con mayor inferencia aplicando herramientas de Aprendizaje y Clasificación correspondiente para la base de datos es SVM Lineal, a causa que el error al momento de clasificar es 15.40% posesionándose con el error minoritario entre los cuatro métodos, a pesar que la técnica de árboles de decisión proporciona mayor porcentaje de exactitud en el aprendizaje; pero al momento de la validación dicho porcentaje disminuye evidentemente obteniendo un error de 23.66%.

Tabla 7. Comparación de la probabilidad de aciertos entre técnicas de aprendizaje.

MÉTODO	PRECISIÓN		
	Apren.	Test.	ERR.
SVM	96.40%	81.00%	15.40%
Árbol de Decisión	97.00%	73.33%	23.66%

KNN	94.50%	76.67%	17.83%
Análisis Discriminante	95.80%	76.67%	19.13%

9 Obtención de un modelo matemático a través del análisis de ruido mediante HAC para la estimación de emisiones contaminantes.

El desarrollo de la obtención del modelo matemático, se analiza estadísticamente las muestras ingresadas para el entrenamiento mediante el software de análisis estadístico Minitab® con el que se realiza el proceso de tratamiento de los datos.

9.1 Tratamiento de los datos

Las mediciones realizadas en la gran parte de los sucesos involucran ambigüedad por causa de factores adversos, por tanto los modelos que se basan en recursos matemáticos-estadísticos.

9.2 Validación de datos

Para verificar los efectos de la aleatorización en la realización de las muestras se grafican los residuos de cada una de las factores de entradas. En la figura 19 se muestra los gráficos de residuos para la variable “máximo”, donde se visualiza la inexistencia de patrones asimétricos definidos de cualquier muestra respecto de la anterior.

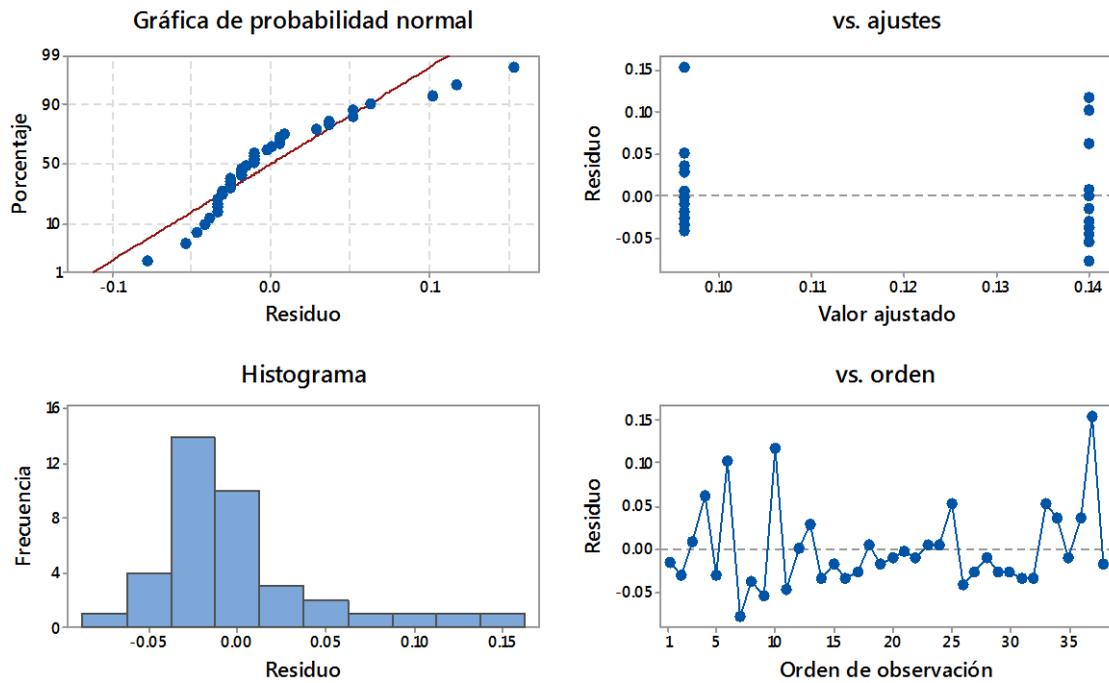


Figura 18. Gráfico de Residuos para Máximo.

De manera similar en la figura 20 se muestran las gráficas de residuos para la media, donde se aprecia la inexistencia de patrones característicos definidos, también existen datos atípicos por causa de ruido paracito en el instante de muestreo.

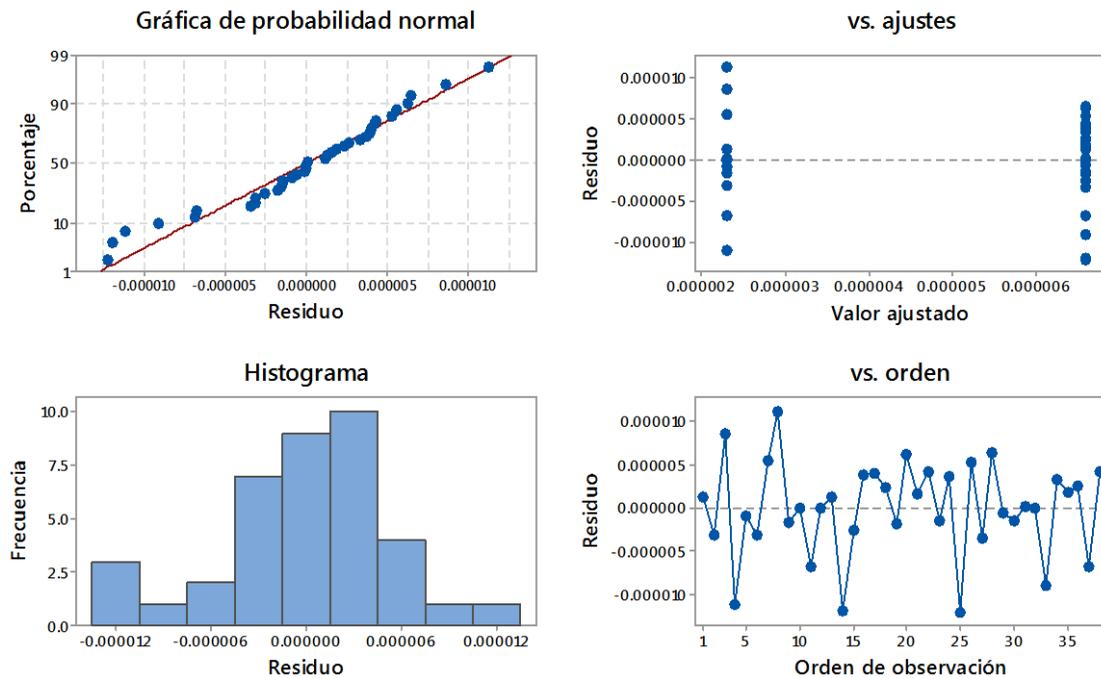


Figura 19. Gráfico de Residuos para Media.

Así mismo en la figura 21 se pueden apreciar las gráficas de residuos para el FC, donde se visualiza la inexistencia de patrones definidos, además se observa que no existen datos asimétricos y la existencia de datos atípicos a razón de interferencia externa no contralable al momento de adquirir la muestra.

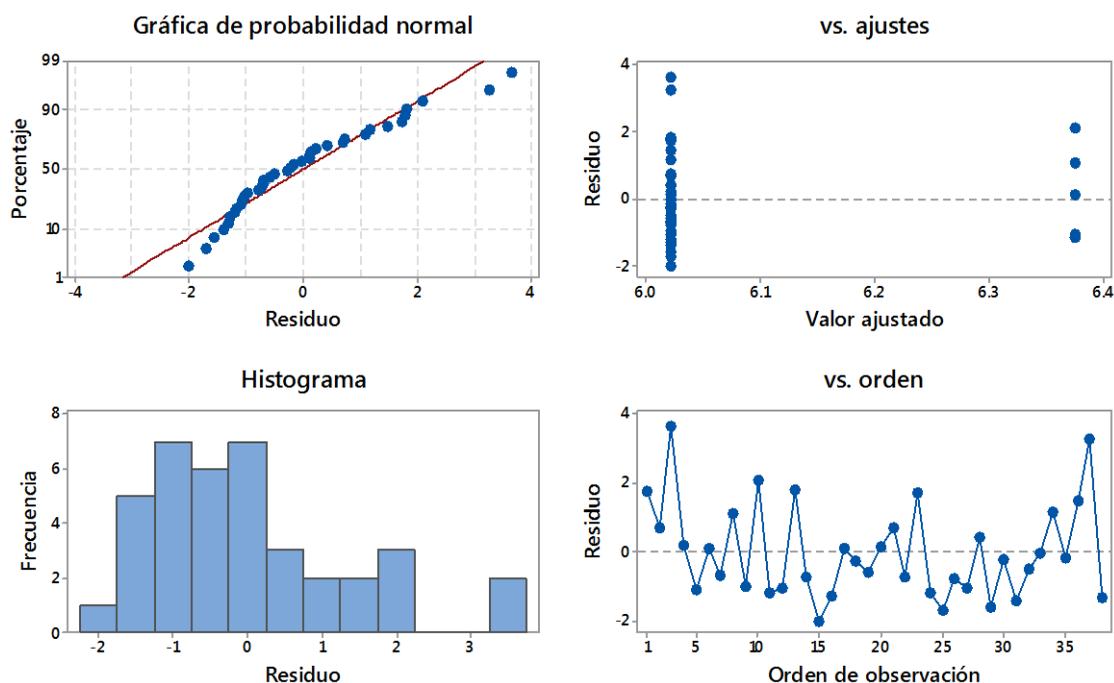


Figura 20. Gráfico de Residuos para FC.

10 Modelo Matemático para Aprueba HC

10.1 Entrenamiento con SVM Lineal para la variable de respuesta Aprueba HC.

Se utiliza la matriz de datos previamente tratada para introducirla en la herramienta de aprendizaje y clasificación a través del método de SVM Lineal, se usan variables de predicción (entrenamiento) como: Año (Anio), Cilindrada, Media, Varianza, Desviación Estándar (STD), Mediana, Máximo, Mínimo, Potencia, Energía, Curtosis (k), Asimetría (S), RMS y Factor de Cresta (FC), con lo que se construye un algoritmo matemático competente que como resultado proporciona una respuesta de predicción basada en decisiones tomadas en función de las variables de entrada, cuya respuesta estima la aprobación o reprobación de la RTV.

Para que la herramienta de aprendizaje y clasificación estime el valor de Hidrocarburos no Combustionados, se entrena el año, la cilindrada y la caracterización de la señal de ruido como variables predictoras y como variable respuesta se coloca los valores de Aprueba HC correspondientes para cada variable predictorora como se muestra en la figura 22.

Name	Type	Range	Import as
ANIO	double	2000 .. 2013	Predictor
CILINDRADA	double	850 .. 4200	Predictor
PASAHC	double	0 .. 1	Response
MEDIA	double	1.1813 .. 1.21675	Predictor
VARIANZA	double	0.919327 .. 0.999649	Predictor
STD	double	0.703967 .. 0.973571	Predictor
MEDIANA	double	1.43627 .. 1.52139	Predictor
MAXIMO	double	0.552496 .. 0.96746	Predictor
MINIMO	double	-99.8443 .. -72.0286	Predictor
POTENCIA	double	0.919327 .. 0.999649	Predictor
ENERGIA	double	0.919327 .. 0.999649	Predictor
K	double	0.849963 .. 0.987664	Predictor
S	double	1.22808 .. 1.95881	Predictor
RMS	double	0.703967 .. 0.973571	Predictor
FC	double	0.375731 .. 0.877696	Predictor

Figura 21. Elección de las variables de predicción y respuesta.

10.1.1 Matriz de Confusión

En el eje de las abscisas se encuentra la clase predicha y el eje de las ordenadas la clase verdadera, en la diagonal principal se ilustra los datos clasificados correctamente, para la clase 0 la envergadura de puntos clasificados de forma errónea se identifica con una tasa de falsos negativos de 6% y puntos clasificados correctamente con tasa de verdaderos positivos de 94%, para la clase 1 el porcentaje de error es 4%, teniendo el 96% de exactitud con datos clasificados correctos como se observa en la figura 6. Dicho de otra manera el 6% de la clase 0 se clasifica como clase 1 y el 4% de la clase 1 se comporta como clase 0, a razón que los datos tratados son ligeramente parecidos.

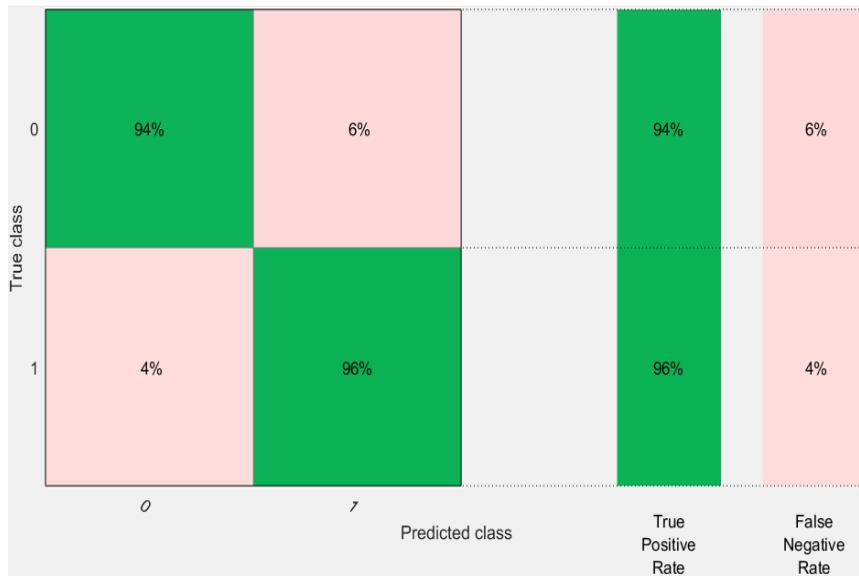


Figura 22. Matriz de Confusión para Aprueba General.

10.1.2 Curva Característica de Funcionamiento del Receptor (ROC)

En el figura 24, se presenta la curva característica de funcionamiento del receptor de Aprueba HC para la clase 0, muestra la relación de las tasas de verdaderos positivos contra los falsos negativos, dicho de otra manera, la clasificación para la clase 0 tiene las siguientes coordenadas (0.04,0.94) indica que los verdaderos positivos se encuentran cerca del punto más alto que puede llegar a tener 1; pero sufre algún tipo de interrupciones probabilísticas por datos clasificados de forma errónea; pero los falsos negativos en esta clasificación son inferencialmente insignificante, por tanto el valor del área bajo la curva (AUC) es de 0.99 [u²], con lo que el valor del área bajo la curva va a determina la calidad general del rendimiento del clasificador para la clase 0, mientras más grande sea indican un mejor rendimiento del clasificador.

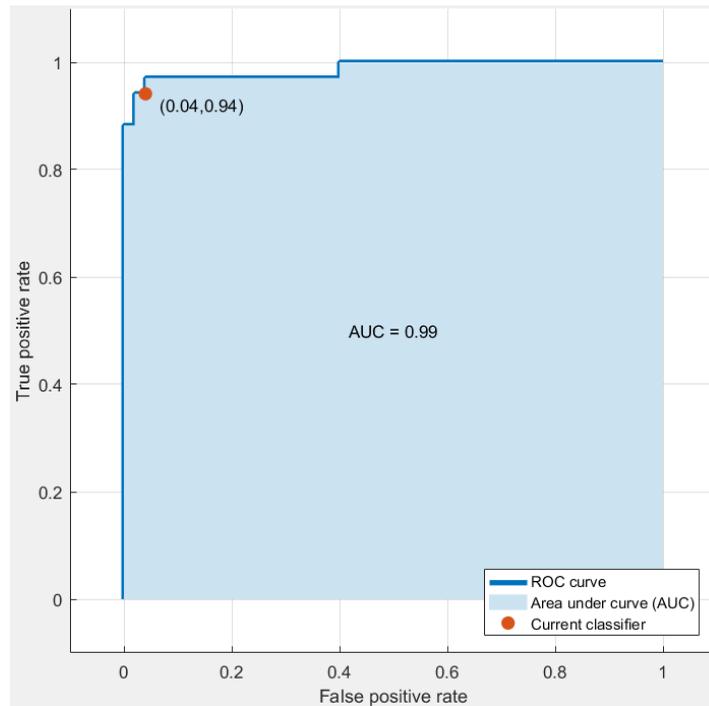


Figura 23. Curva ROC para Aprueba General.

10.1.3 Gráfico de Coordenadas Paralelas

En la figura 25, se muestra el gráfico de Coordenadas Paralelas donde se visualiza que cada parámetro que está representado por una secuencia de sus valores de coordenada trazados en función de sus índices de coordenadas, por consecuencia la relación que existe entre variables, mientras exista valores más alejados del valor medio (Mean) son significativamente valores inferenciales, las interacción de las líneas muestran la relación existente entre datos del modelo de entrenamiento, las líneas entre-cortadas muestran la inexistencia de relación entre los datos.

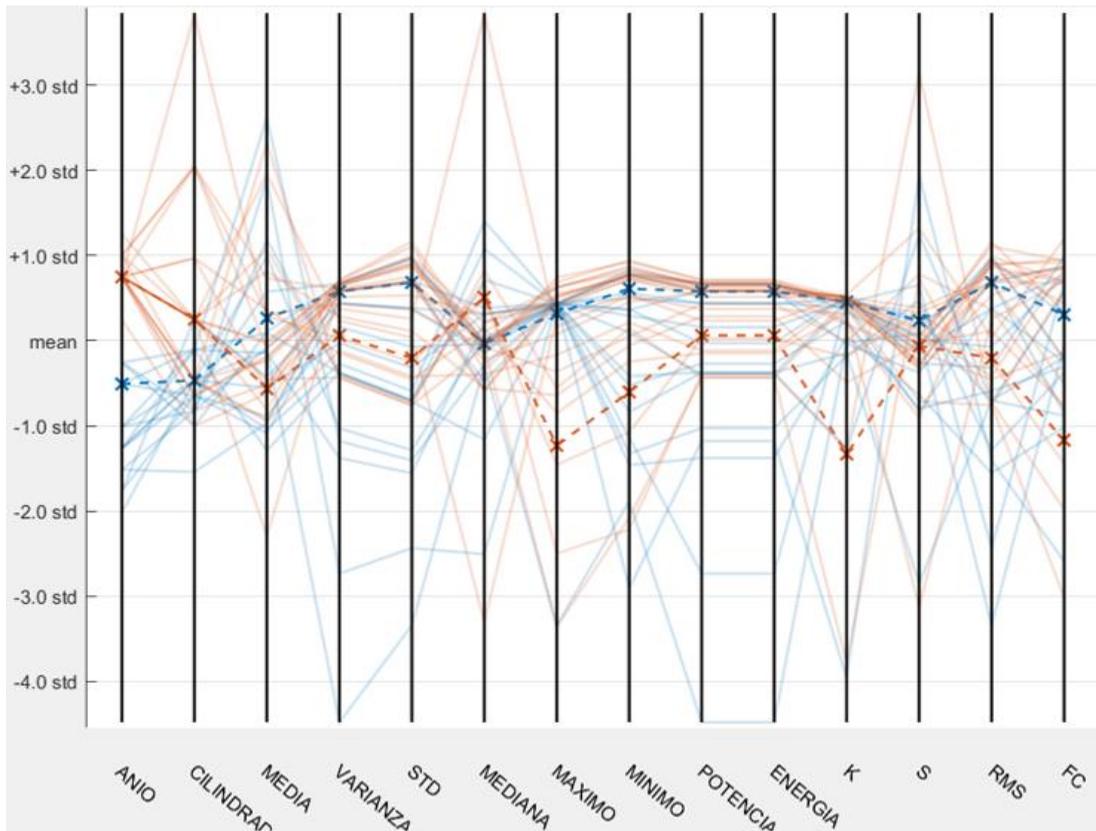


Figura 24. Gráfico de Coordenadas Paralelas para Aprueba HC.

10.1.4 Gráfico de Dispersión

En la figura 26, se puede apreciar el gráfico de dispersión de los valores trazados de los parámetros de la caracterización de las señales acústica, la distribución de los datos de las variables trazadas está sesgada hacia la izquierda, no obstante la inexistencia de una tendencia de linealidad entre variables.

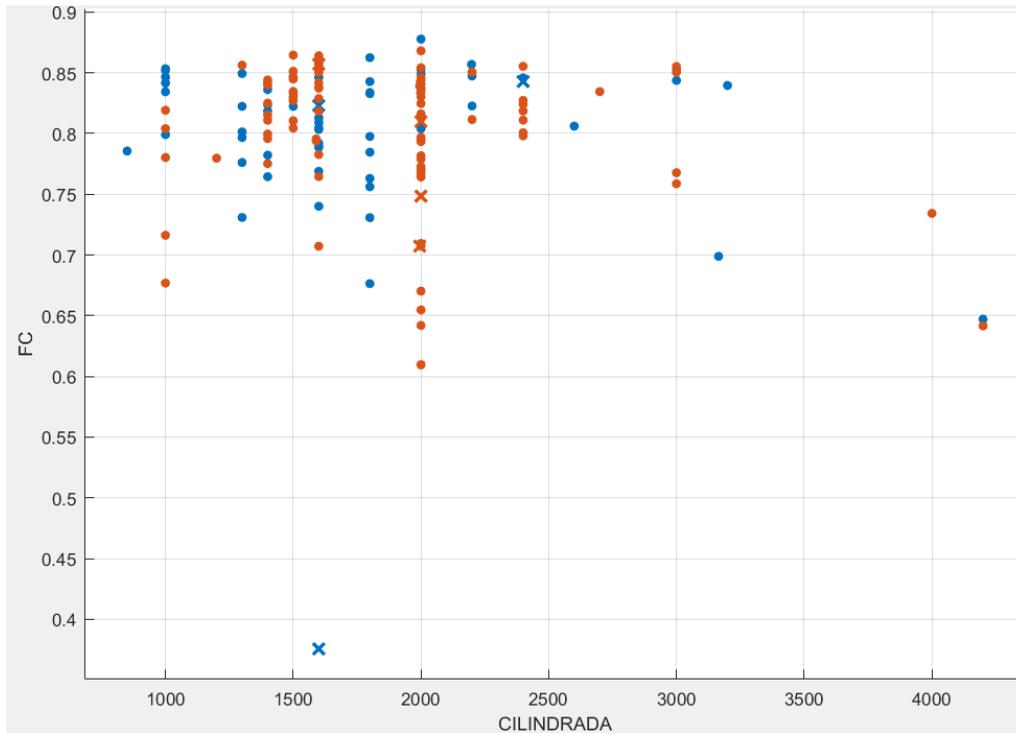


Figura 25. Gráfico de Dispersión para Aprueba HC.

10.2 Modelo Matemático para Aprueba CO

10.2.1 Introducción de la base de datos mediante HAC.

El entrenamiento y predicción de la herramienta de aprendizaje y clasificación mediante SVM Lineal, se utilizan 14 variables de entrada (entrenamiento), aprueba CO como variable respuesta. De manera equivalente al de aprueba HC se construye un modelo capaz de retornar una respuesta basada en decisiones tomadas en función de las variables de entrada, esta respuesta va a predecir la aprobación o reprobación de la RTV.

La HAC estime el valor de CO, se entrena 14 variables predictoras y como variable respuesta se coloca los valores de Aprueba CO correspondientes para cada variable predictora como se muestra en la figura 27.

Name	Type	Range	Import as
ANIO	double	2000 .. 2013	Predictor
CILINDRADA	double	1000 .. 4200	Predictor
PASACO	double	0 .. 1	Response
MEDIA	double	1.20467 .. 1.21675	Predictor
VARIANZA	double	0.946649 .. 0.999649	Predictor
STD	double	0.757081 .. 0.973571	Predictor
MEDIANA	double	1.46063 .. 1.52139	Predictor
MAXIMO	double	0.552496 .. 0.963595	Predictor
MINIMO	double	-98.4681 .. -72.0649	Predictor
POTENCIA	double	0.94665 .. 0.999649	Predictor
ENERGIA	double	0.94665 .. 0.999649	Predictor
k	double	0.849963 .. 0.987664	Predictor
S	double	1.22808 .. 1.95881	Predictor
RMSS	double	0.757081 .. 0.973571	Predictor
FC	double	0.375731 .. 0.877696	Predictor

Figura 26. Selección de las variables de predicción y de respuesta.

10.2.2 Matriz de Confusión

En la figura 28, se aprecia que para la clase 0 el porcentaje de la tasa de falsos negativos es 20% y la tasa de verdaderos positivos para la misma clase es 80%, para la clase 1 el 100% de exactitud con puntos clasificados correctamente, es decir el 20% de los datos de la clase 0 son clasificados erróneamente como si su comportamiento fuese de la clase 1.

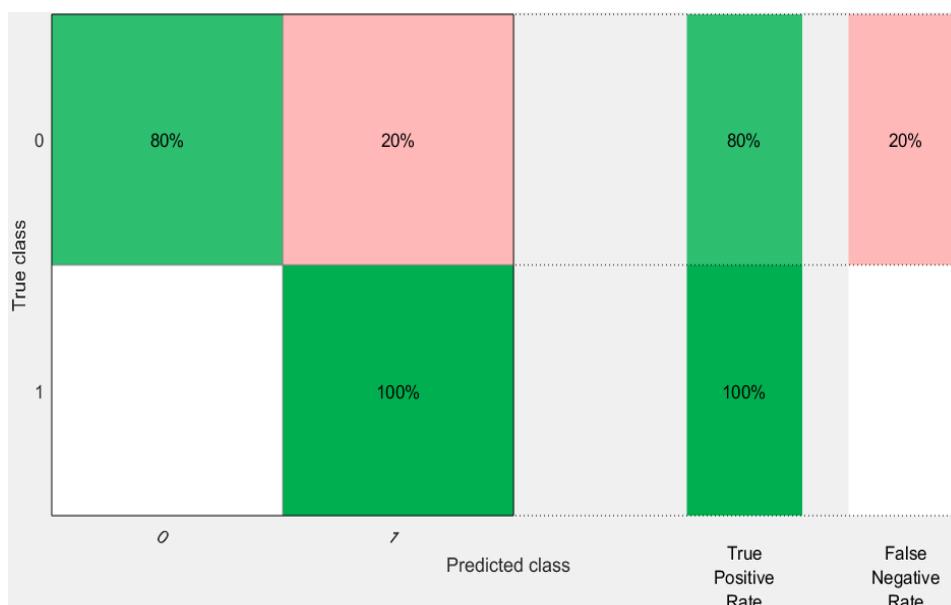


Figura 27. Matriz de Confusión para Aprueba CO.

10.2.3 Curva Característica de Funcionamiento del Receptor (ROC)

En el figura 29, se presenta la curva característica de funcionamiento del receptor de Aprueba CO para la clase 1, se aprecia la relación entre tasas de verdaderos positivos y falsos negativos, dicho clasificador para la clase 1 tiene las coordenadas (0.20,1.00), es decir que la coordenada 0.20 se refiere a la tasa de falsos negativos que se sitúa cerca del punto más bajo (cero), puede que los datos se clasifiquen de forma errónea y la coordenada 1.00 es la tasa de verdaderos positivos que está situada en el puntos más alto (unidad), no sufre ningún tipo de mala clasificados de datos. El valor del área bajo la curva (AUC) es igual a 0.87 [u²].

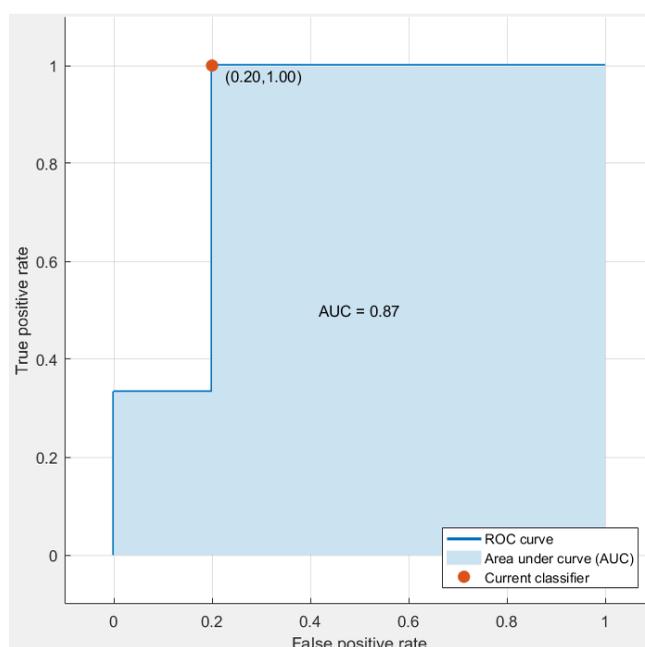


Figura 28. Curva ROC para Aprueba CO.

10.2.4 Gráfico de Coordenadas Paralelas

En la siguiente gráfico se visualiza cada parámetro que representa la relación existente entre variables, mientras exista valores más alejados del valor medio (Mean) son valores inferenciales. Las variables se encuentran dispuestas en paralelo enfrentadas una hacia otra como en la figura 30. Si las interacciones de los datos demuestran mayor relación entre variables trazadas, estas proporcionan información significativa para el modelo de entrenamiento, las interacción de las líneas entrecortadas muestran la inexistencia de relación entre datos predictores.

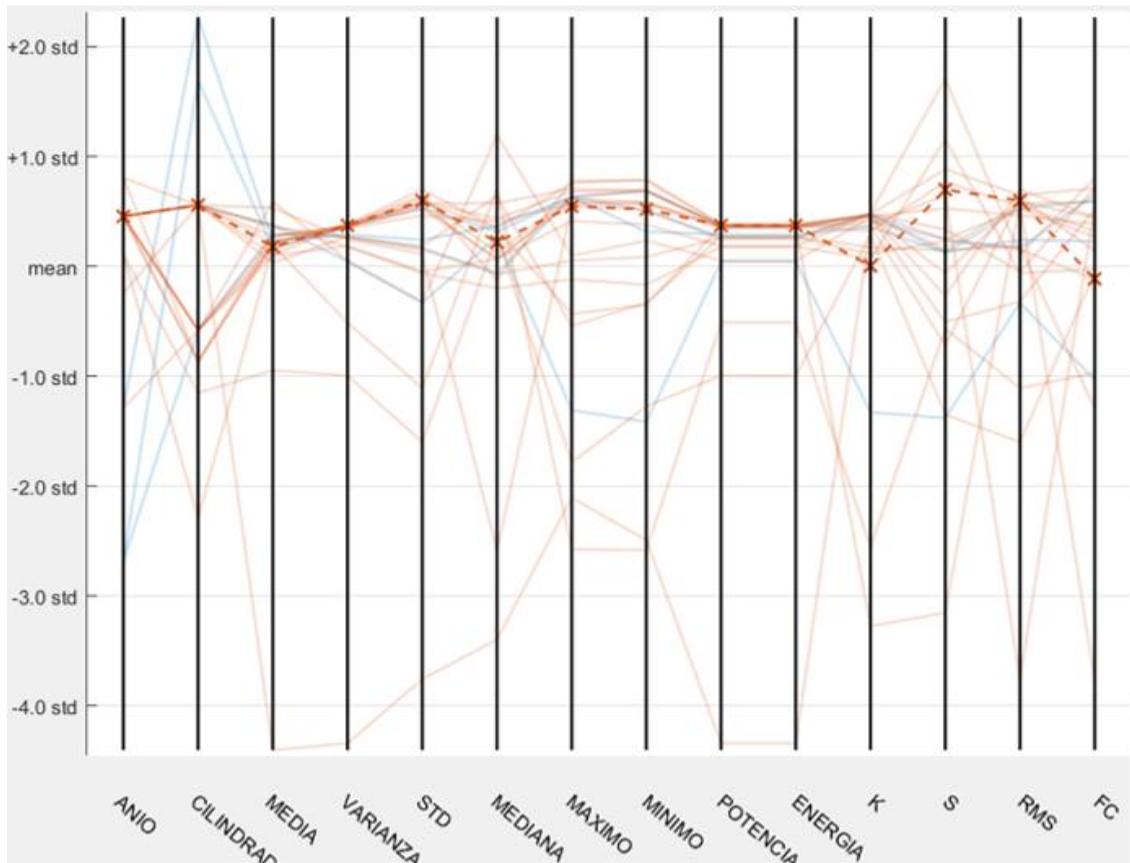


Figura 29. Gráfico de Coordenadas Paralelas para Aprueba CO.

10.2.5 Gráfico de Dispersión

En la figura 31, se muestra el gráfico de Dispersión correspondiente para Aprueba CO, se observa que todos los valores trazados de los parámetros característicos de las señales de sonido, la distribución de los puntos está sesgada a la izquierda, no obstante la inexistencia de una tendencia de linealidad, es decir la relación entre parámetros con sus respectivos valores es de dependencia inferencial significativa para el procesamiento del modelo matemático.

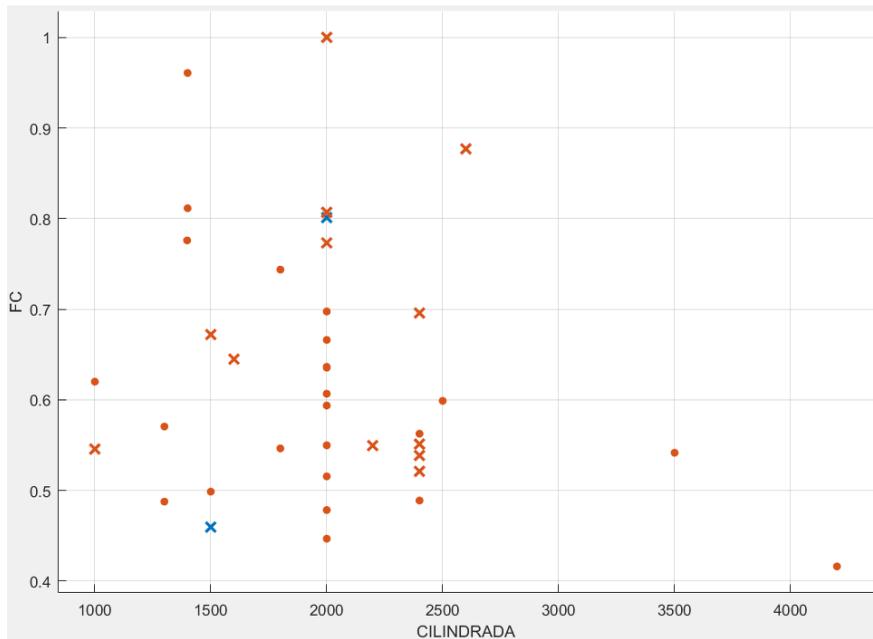


Figura 30. Gráfico de Dispersión para Aprueba CO.

11 Validación de resultados obtenidos mediante la comprobación estadística del modelo matemático para la estimación de emisiones contaminantes.

En el presente proyecto se busca demostrar la efectividad de la relación entre el ruido provocado por un motor de combustión interna con sus emisiones contaminantes y la validez de la clasificación de los datos de la caracterización de la señal acústica.

En primer lugar se define qué variables se ingresará tanto para el caso de Aprueba HC como para Aprueba CO, en caso que el modelo matemático encuentre valores de la caracterización de la señal tan similares sean posibles podrá dar un resultado de estimación anómalo, ya que existen porcentajes de clasificación errónea en los modelos.

11.1 Validación del Modelo Matemático con muestras nuevas a través de un Software de ingeniería.

Para la validación se lleva a cabo ingresando al algoritmo observaciones nuevas a las muestras de entrenamiento, se obtienen muestras mediante la adquisición de la señal acústica.

En la tabla 8, se muestra el número de muestras reales y predichas, se ingresa 128 observaciones, 34 muestras de clase 1 y 94 de la clase 0, como valores evidentes y

valores de predicción se tiene 26 muestras de clase 1 y 94 de clase 0, el porcentaje resultante de predicción es 81% de exactitud y el 19% de error en la clasificación.

Tabla 8. Resultados de la predicción de Aprueba HC

CLASES	REAL	PRED.	ACIERTO	FRACASO
1	34	26	104	24
0	94	102		
EXACTITUD			81.00%	19.00%

En la tabla 9, se puede apreciar el número de muestras ingresadas, tanto valores evidentes como de predicción, teniendo como resultado de exactitud de 79% y el 21% equivalente a errores producidos por mala clasificación.

Tabla 9. Resultados de la predicción de Aprueba CO.

CLASES	REAL	PRED.	ACIERTO	FRACASO
1	45	59	54	14
0	23	9		
EXACTITUD			79.00%	21.00%

11.2 Desarrollo del programa mediante la interface del Software LabVIEW®

El programa desarrollado capta la señal acústica producida por el motor de encendido provocado por medio del micrófono de la PC, luego la caracterización de la señal se realiza a través de un análisis de parámetros estadísticos que se consiguen como variables de entrenamiento, cuyos valores son ordenados, normalizados e ingresados al algoritmo desarrollado mediante herramientas de aprendizaje y clasificación, para así se ejecute la respectiva estimación de los valores de HC y CO, valores que posteriormente entran en un cálculo comparativo que se basa en decidir si ambos valores estimados son mayores a cero (0) el vehículo aprueba la inspección de gases de combustión caso contrario reprueba la Revisión Técnica Vehicular.

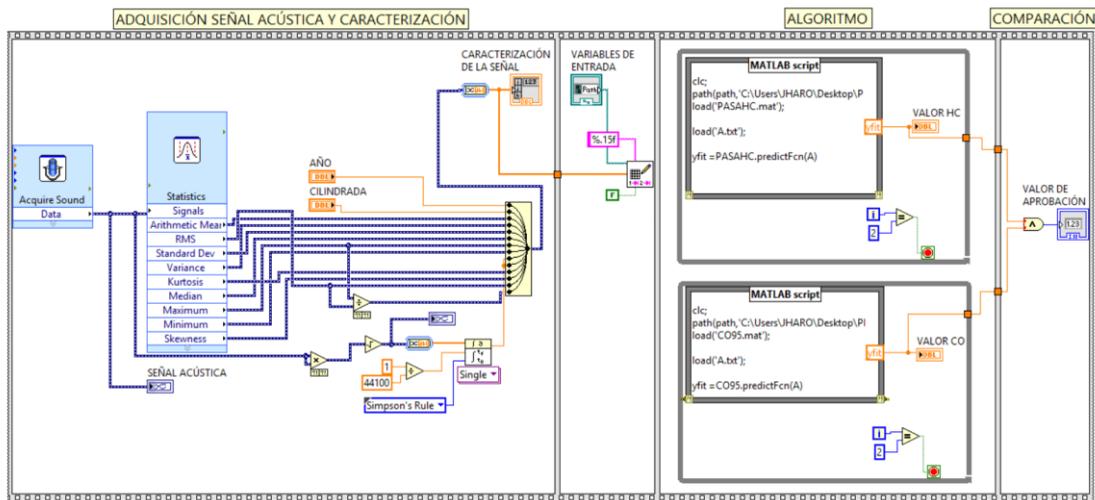


Figura 31. Programa desarrollado.

11.3 Validación en línea

Para la validación en tiempo real se posiciona el micrófono de manera que recpte la señal acústica del motor, se incorpora la misma y se determina la caracterización cuyos valores ingresan al algoritmo para proporcionar un valor resultante ya sea 0 o 1.

11.3.1 Caso 1: “No Aprueba la Revisión Técnica Vehicular”

11.3.1.1 Datos obtenidos mediante el analizador de gases.

En la tabla 10, se indica los valores obtenidos de HC y CO de un vehículo Kia Sportage del año 2011 y Cilindrada de 2000 cm³ mediante un analizador de gases.

Tabla 10. Valores de los gases de combustión analizados del caso 1.

GASES ANALIZADOS	Ralentí	Aprueba la RTV
HC [PPM]	355	✗
CO [%]	1.11	✗

11.3.1.2 Datos obtenidos a través del programa desarrollado.

Los valores predichos por el programa son los que se muestra en la figura 32 con lo que se concluye de acuerdo el modelo matemático para los Hidrocarburos no Combustionados un valor igual a 0, pero para Monóxido de Carbono un valor de predicción igual a 1, con lo que el vehículo no aprueba la RTV, que basándonos en la

(NTE INEN 2204, 2002) basta que uno de ambos gases de combustión supere el límite automáticamente en vehículo no aprueba.

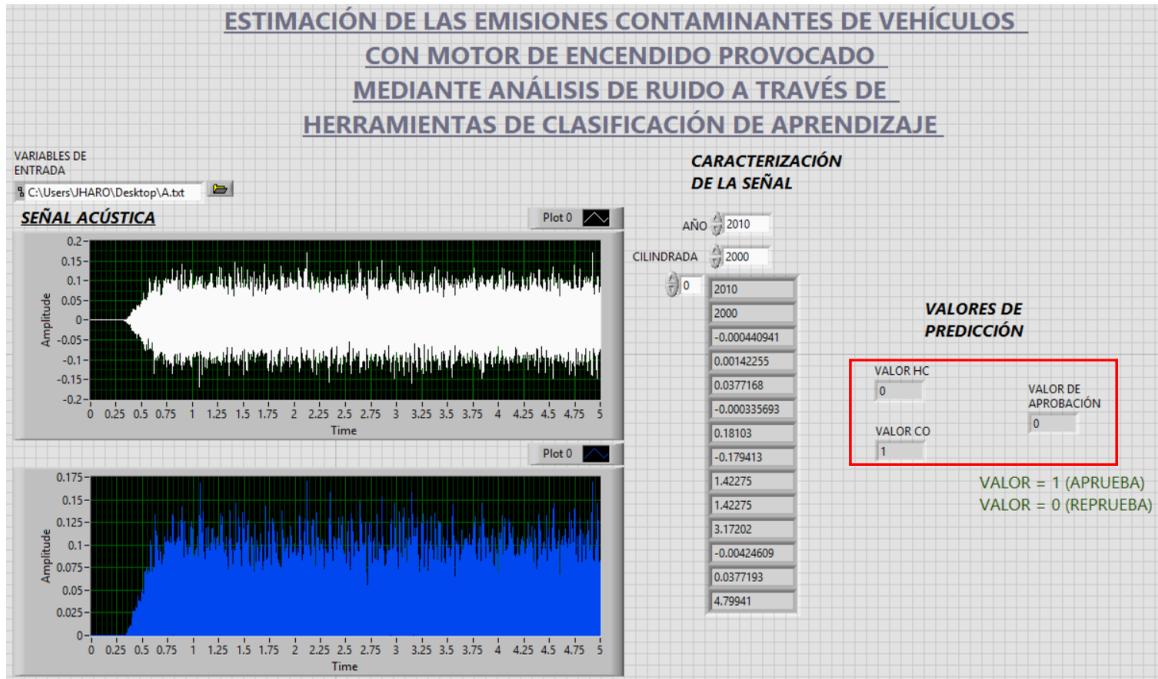


Figura 32. Resultados de HC y CO mediante programa para el caso 1.

El programa desarrollado sufre una mala clasificación en lo referente al valor de predicción de CO, ya que comparando con los valores obtenidos con el analizador tanto para HC y CO los valores se encuentran sobre los límites permisibles estipulados según la (NTE INEN 2204, 2002).

11.3.2 Caso 2: “Aprueba la Revisión Técnica Vehicular”.

11.3.2.1 Datos obtenidos mediante el analizador de gases.

En la tabla 11, se muestran los valores obtenidos de HC y CO de un vehículo Toyota RAV4 del año 2007 y Cilindrada de 2400 cm³.

Tabla 11. Valores de los gases de combustión analizados del caso 2.

GASES ANALIZADOS	Ralentí	Aprueba la RTV
HC [PPM]	8	✓
CO [%]	0.01	✓

11.3.2.2 Datos obtenidos mediante el programa desarrollado.

Los valores predichos se muestra en la figura 33 el modelo matemático proporciona un valor para los Hidrocarburos no Combustionados igual a 1 y para Monóxido de Carbono un valor de predicción igual a 1, con lo que el vehículo aprueba la RTV.

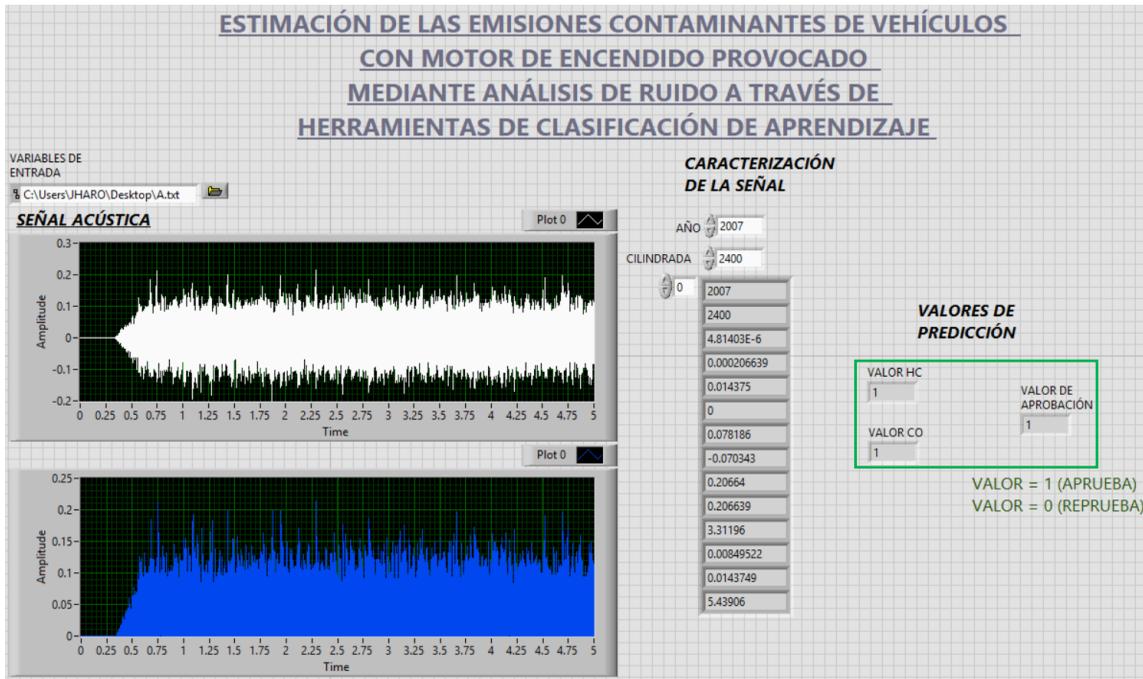


Figura 33. Resultados de HC y CO mediante programa para el caso 2.

12 CONCLUSIONES

- La utilización de la herramienta de Aprendizaje y Clasificación seleccionada para el estudio es SVM Lineal, la función kernel resultante para el caso del estudio es linealmente separable para las clases identificadas, a razón que los vectores soporte de entrenamiento ingresados se comportan fácilmente identificables a nivel gráfico. El método se basa de recursos menores para programación, en comparación con SVMs que se basan en funciones kernel de elevados grados.
- Los resultados obtenidos en este estudio proporcionan evidencias que sé es posible estimar las emisiones contaminantes producto de la combustión de un motor de encendido provocado con un porcentaje de exactitud significativamente considerable a través del análisis de ruido.
- Cuando se utiliza un clasificador basado en SVM Lineal, se puede conseguir una exactitud 95% como se llega a obtener en este estudio; sin perder de vista que se puede llegar a un 100% de la calidad de rendimiento del clasificador, ya sea aplicando técnicas estadísticas sofisticadas para el tratamiento de los datos adquiridos.
- El producto de evidentes errores en la clasificación está directamente ligado en el Kernel que se decida utilizar, dependiendo de los datos y el método aplicable con lo cual la función Kernel se ajusta de manera más propicia para obtener un resultado de clasificación eficaz.
- Los falsos negativos producidos en la clasificación se pueden desarrollar por similitud entre datos correspondiente a la mismas variables de validación con respecto de variables de entrenamiento, por causa en la adquisición de la señal acústica se produzcan interferencias externas no controlables.
- El rendimiento del algoritmo depende directamente del porcentaje de inferencia resultante del método aplicado, mientras los datos introducidos en una matriz acondicionada sean reales, por consecuencia la calidad del clasificador es significativamente inferencial.
- El método SVM Lineal aplicado para Aprueba: HC y CO se tiene un resultado un porcentaje de exactitud de 81% y 79% respectivamente, los valores de parámetros tratados se clasifica teniendo un margen porcentual de error del 19% y 21%.

- Todos los observadores ingresados tienen inferencia para el desarrollo de la clasificación que tiene el método y la significancia del error se puede considerar perjudicial para el resultado definitivo del modelo matemático, a causa que dependen directamente los datos de validación, mientras mejor se comporten estadísticamente incrementa la calidad de rendimiento del clasificador.
- Los datos de las variables de entrenamiento manipuladas para el desarrollo del algoritmo matemático no tienen una distribución lineal alguna, por tal manera que la dependencia de cada factor frente a otro es significativa con respecto del comportamiento general de las variables.

13 RECOMENDACIONES

- La adquisición de la señal acústica, la utilización de un sonómetro de mejores características se puede caracterizar de manera superior la señal y un pretratamiento de la caracterización de la señal obteniendo datos significativos para aplicar el método o técnica estadística apropiada para el comportamiento de los mismos ayudan a la calidad de rendimiento del clasificador, es decir mientras el cálculo estadísticos de las variables de entrenamiento sean significativamente inferenciales la relación frente a otros factores de estudio aumenta el porcentaje de exactitud en la interacción de mencionadas variables.
- Evitar la excesiva interferencia de ruido que afecta directamente a los valores de las variables tratadas para el estudio.
- Realizar un tratamiento a las variables de caracterización de la señal acústica para incrementar el porcentaje de confiabilidad en la aplicación de herramientas de aprendizaje y clasificación.

14 REFERENCIAS

- Carmona Suárez, E. (2014). *Tutorial sobre máquinas de vectores soporte (SVM)*. Madrid.
- De la Fuente Fernández, S. (2011). *Análisis Discriminante*. Madrid.
- Donayre Ramírez, J. C. (2012). *Estudio CFD de la Resonancia en la Cámara de Combustión de Motores Diésel HDI*. Valencia.
- G. B. O. G. D. & R. F. Viro. (2002). *Protocolo de mediciones para trazado de mapas de ruido normalizados*. Buenos Aires.
- G. F. Guarango Pillco & K. M. Lazo Naula. (2014). *Diagnóstico de Fallos en el Proceso de Combustión en Motores Alternativos de Encendido por Compresión utilizando el Método de Análisis de Ruido*. Cuenca.
- GSAmart. (2017). *GSAmart*. Obtenido de <http://www.testmart.com/sp.cfm/SPECTR/WILTEK/248806/>
- J. Feijoo & J. Zapatán. (2016). *Elaboración de una Base de Datos a partir de las Características de Señales de Ruido del Motor de Combustión Interna Alternativo, Obtenidas del Proceso de Revisión Técnica Vehicular y su Relación con las Emisiones Contaminantes*. Cuenca.
- M. O. Suárez & F. A. Tapia. (2012). *Interaprendizaje de Estadística Básica*. Ibarra.
- N. D. Rivera Campoverde & J. F. Chica Segovia. (2015). *Estudio del Comportamiento de un Motor Ciclo Otto de Inyección Electrónica respecto a la Estequiometría de la Mezcla y del Adelanto al Encendido para la Ciudad de Cuenca*. Quito.
- NTE INEN 2204. (2002). *Gestión Ambiental. Aire. Vehículos Automotores. Límites Permitidos de Emisiones Producidas por Fuentes Móviles Terrestres de Gasolina*. Quito.
- Pezantes Domínguez, R. F., & Zamora Cabrera, P. A. (2015). *Caracterización del tipo de gasolina en función de la estequiometría de la mezcla y el adelanto al encendido mediante análisis de ruido de un motor ciclo otto, para una altitud de 2500 msnm*. Cuenca.
- Riobó Otero, V. (2012). *Reconocimiento de localizaciones mediante máquinas de soporte vectorial*. Madrid.
- Rivera Campoverde, N. D., & Chica Segovia, J. F. (2015). *Estudio del comportamiento de un motor ciclo otto de inyección electrónica respecto de la estequiometría de la mezcla y del adelanto al encendido para la ciudad de Cuenca*. Quito.
- Sanz Vila, C. (2012). *Técnicas para el estudio acústico en vehículos*. Gandia.
- Sidorova, A. (2010). *Aplicación del Método de la Emisión Acústica en la Monitorización de las Estructuras de Hormigón*. Catalunya.

W. Mendenhall, R. J. Beaver & B. M. Beaver. (2010). *Introducción a la Probabilidad y Estadística*. México, D.F.: CENGAGE Learning.