

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:

**“ESTUDIO DE LAS SEÑALES PID’s OBTENIDAS A TRAVÉS DE OBD-II
EN FUNCIÓN DE LAS MANIOBRAS DE CONDUCCIÓN, ARRANQUE,
CAMBIO DE MARCHA Y FRENO MOTOR PARA EL DESARROLLO DE
UN ALGORITMO”**

AUTORES:

JHON HENRY VACACELA ROMERO

NÉSTOR FELIPE RIVERA CARRIÓN

TUTOR:

Ing. Néstor Diego Rivera Campoverde, M. Sc

Cuenca, Diciembre 2018

CESIÓN DE DERECHOS DE AUTOR

Nosotros, Jhon Henry Vacacela Romero, con documento de identificación N° 0705773208, y Néstor Felipe Rivera Carrión, con documento de identificación N° 1105024002, manifestamos nuestra voluntad y cedemos a la Universidad Politécnica Salesiana la titularidad sobre los derechos patrimoniales en virtud de que somos autores del Trabajo de Titulación: “ESTUDIO DE LAS SEÑALES PID’s OBTENIDAS A TRAVÉS DE OBD-II EN FUNCIÓN DE LAS MANIOBRAS DE CONDUCCIÓN, ARRANQUE, CAMBIO DE MARCHA Y FRENO MOTOR PARA EL DESARROLLO DE UN ALGORITMO”, 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.

Jhon Henry Vacacela Romero

Néstor Felipe Rivera Carrión

CERTIFICACIÓN

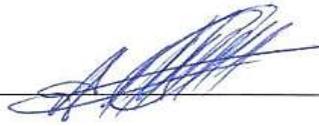
Yo, Néstor Diego Rivera Campoverde declaro que bajo mi tutoría fue desarrollado el Trabajo de Titulación: “ESTUDIO DE LAS SEÑALES PID’s OBTENIDAS A TRAVÉS DE OBD-II EN FUNCIÓN DE LAS MANIOBRAS DE CONDUCCIÓN, ARRANQUE, CAMBIO DE MARCHA Y FRENO MOTOR PARA EL DESARROLLO DE UN ALGORITMO”, realizado por Jhon Henry Vacacela Romero y Néstor Felipe Rivera Carrión, obteniendo el *Proyecto Técnico* que cumple con todos los requisitos estipulados por la Universidad Politécnica Salesiana.



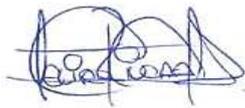
Ing. Néstor Diego Rivera Campoverde

DECLARATORIA DE RESPONSABILIDAD

Nosotros, Jhon Henry Vacacela Romero, con documento de identificación N° 0705773208, y Néstor Felipe Rivera Carrión, con documento de identificación N° 1105024002, autores del Trabajo de Titulación: “ESTUDIO DE LAS SEÑALES PID’S OBTENIDAS A TRAVÉS DE OBD-II EN FUNCIÓN DE LAS MANIOBRAS DE CONDUCCIÓN, ARRANQUE, CAMBIO DE MARCHA Y FRENO MOTOR PARA EL DESARROLLO DE UN ALGORITMO”, certificamos que el total contenido del *Proyecto Técnico* es de nuestra exclusiva responsabilidad y autoría.



Jhon Henry Vacacela Romero



Néstor Felipe Rivera Carrión

AGRADECIMIENTO

Primeramente, gracias a Dios con todo el corazón por cuidarme en mi estancia en la ciudad de Cuenca durante mis estudios universitarios.

A mi mamá Lola que con sus consejos y amor demostrado cada día ha logrado encaminarme por el camino correcto, sobresaltando la humildad, la honradez y los valores que hicieron de mí una mejor persona.

A mi padre Ángel que siempre me enseñó la importancia de la responsabilidad, la puntualidad y los trabajos realizados con eficiencia, apoyándome absolutamente en todas las decisiones de mi vida, siendo siempre un pilar esencial y ejemplo a seguir como padre de familia y amigo.

A Amanda, que siempre ha estado pendiente de mí a pesar de los momentos difíciles que hemos vivido y ofrecerme siempre su apoyo con todo cariño.

A mi familia y amigos, que de una u otra manera están pendientes de mí y sabré que siempre contare con su apoyo.

Y de manera especial al docente Ing. Néstor Rivera, por la disposición de su tiempo para la culminación de este estudio, por su amistad, por su confianza y enseñanzas que cada día compartía en las aulas de clases.

Jhon

AGRADECIMIENTO

Agradezco primeramente a Dios por haberme guiado durante mi estancia de estudio, además de darme la fuerza y la fortaleza para seguir adelante.

A mis padres quienes fueron los que me motivaron a no rendirme y con su ejemplo y dedicación pudieron inculcar excelentes principios y permitirme valorar el sacrificio del estudio.

A mis hermanos que con sus palabras de aliento y conocimientos me ayudaron en tiempos difíciles y siempre con una sonrisa me incentivaron para poder culminar mis estudios.

A los docentes de la carrera de Ingeniería Mecánica Automotriz quienes fueron los que compartieron y cimentaron los conocimientos para poder llegar a ser un excelente profesional.

Al Ingeniero Néstor Rivera por ser un gran amigo durante este periodo de aprendizaje y por haber sido el promotor para poder culminar este proyecto de estudio.

Néstor

DEDICATORIA

Dedico este trabajo a mis padres Lola y Ángel, quienes me impulsaron a seguir con mis estudios y por la confianza depositada en mí estando lejos de casa, son mi ejemplo de lucha, fortaleza y persistencia, gracias por ayudarme a ser mejor cada día, por creer en mí, no los decepcione, la mejor herencia que me pudieron haber dejado es el estudio y estaré ínfimamente agradecido con ustedes.

A mis hermanos Lenin y Jahir, por el ánimo y aliento que siempre me brindaban para no rendirme y motivarlos de esta manera a seguir con sus estudios.

Jhon

DEDICATORIA

Dedico este trabajo a mis padres Néstor Alfonso Rivera y Luz Eufemia Carrión por ser la base fundamental durante esta trayectoria de estudio y apoyarme a conseguir esta meta.

A mis hermanos Diego, Armando, María por ser el soporte para no rendirme y darme el aliento a culminar este objetivo.

Néstor

RESUMEN

Actualmente en el Ecuador se cuenta con un mercado liderado por vehículos dotados por sistemas de inyección electrónica, siendo estos más eficientes y menos contaminantes que las generaciones anteriores de automóviles. En este proyecto se desarrolla un algoritmo capaz de visualizar los comportamientos de los PID's en función de las maniobras de conducción desarrolladas; con esto se conseguirá conocer valores en las señales PID's, que permitan diferenciar entre fallos detectados por la ECU cuando algún sistema presente anomalías y los efectos de maniobras de conducción que influyen en los PID's de una manera errónea, este estudio permite discriminar información cuando no se genere códigos de avería y así poder dar diagnósticos más fiables y efectivos.

La adquisición de datos mediante diagnostico abordo (OBD-II), se la realiza con un dispositivo "Data Logger" capaz de recolectar información y adjuntarla en un archivo con extensión ".CSV", que con ayuda de un software de ingeniería como es MATLAB®, se procede a adquirir los vectores necesarios para el estudio respectivo (Gárate, 2018).

Posteriormente se considera dos métodos de clasificación para los datos obtenidos, como son las máquinas de soporte vectorial (Support Vector Machine) y el aprendizaje no supervisado "k-means", con la ayuda del software Matlab®.

Finalmente se presenta el algoritmo capaz de reconocer los diferentes estilos de conducción de que dependerá de como un conductor interactúe con el vehículo.

ABSTRACT

Currently in Ecuador there is a market led by vehicles with electronic injection systems, these are more efficient and less polluting than previous generations of automobiles. In this project an algorithm is developed which is capable of visualizing the behaviors of the PID's according to the developed driving maneuvers; with this we will get to know the values in the PID's signals, which will differentiate the faults detected by the ECU when it is in place, the conditions and the maneuvers of the direction that influence the PID's in an erroneous way, this study allows to discriminate the information when no fault codes are generated and to be able to diagnose more reliable and effective.

The acquisition of data through on-board diagnostics (OBD-II), is done with a "Data Logger" device capable of collecting information and attaching it to a file with .CSV extension, which with the help of an engineering software such as MATLAB®, For more information, see the analysis manual (Gárate, 2018).

Subsequently, two classification methods for the data are considered, such as the vector support machines and the unsupervised "k-means" learning, with the help of MATLAB® software.

Finally, the algorithm is capable of recognizing the different driving styles that will depend on how the driver interacts with the vehicle.

ÍNDICE

1. INTRODUCCIÓN.....	1
2. PROBLEMA.....	2
3. OBJETIVOS.....	3
3.1 OBJETIVO GENERAL	3
3.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS	3
4. PRINCIPIOS TEÓRICOS	4
4.1 MOTOR DE COMBUSTIÓN INTERNA.....	4
4.1.1 <i>Ciclo de funcionamiento del motor de combustión interna.....</i>	4
4.2 SISTEMA DE INYECCIÓN ELECTRÓNICA	5
4.2.1 <i>Sensores.....</i>	6
4.3 EMBRAGUE.....	15
4.3.1 <i>El sistema de embrague.....</i>	15
4.3.2 <i>Clasificación del sistema de embrague</i>	15
4.3.3 <i>El embrague de fricción</i>	15
4.3.4 <i>Disposición del embrague en el vehículo.....</i>	16
4.3.5 <i>Funcionamiento.....</i>	16
4.4 CAJA DE VELOCIDADES SIMPLIFICADA.....	17
4.4.1 <i>Diagrama de velocidades para una caja de cambios</i>	18
4.5 GRUPO DIFERENCIAL	19
4.6 EL NEUMÁTICO	20
4.6.1 <i>Resistencia a la rodadura</i>	20
4.6.2 <i>Tracción</i>	20
4.7 INTELIGENCIA ARTIFICIAL COMPUTACIONAL.....	21
4.7.1 <i>Máquinas de soporte vectorial</i>	22
4.7.2 <i>Máquinas de soporte vectorial para clasificación</i>	22
4.7.3 <i>Posibles problemas con las SVM</i>	24
4.8 CLUSTERING	24
4.8.1 <i>K-means.....</i>	24
4.8.2 <i>K-nearest neighbors.....</i>	25
5. ESTADO DEL ARTE	27
6. MARCO METODOLÓGICO.....	28
6.1 PLANIFICACIÓN DEL EXPERIMENTO	28
6.2 VARIABLES DE ENTRADA O ESTUDIO	29

6.3	VARIABLES DE BLOQUEO O FACTORES DE CONTROL	29
6.4	VARIABLES DE RUIDO.....	30
6.5	VARIABLES DE RESPUESTA O SALIDA.....	30
6.6.	UNIDAD EXPERIMENTAL.....	31
6.7.	OBTENCIÓN DE DATOS MEDIANTE PUERTO OBD-II CON AYUDA DE UN DISPOSITIVO DATA LOGGER.....	31
	6.7.2. Señales obtenidas a través del dispositivo “Frenticas One +”	32
6.8.	VEHÍCULO A ESTUDIAR PRIMERA PRUEBA EXPERIMENTAL.....	32
	6.8.1. Visualización de principales señales obtenidas a través de Freematics One + y Matlab®.....	33
6.9.	DESARROLLO DE CLASIFICACIÓN MEDIANTE PENDIENTES PROMEDIOS.....	40
6.10.	VALIDACIÓN DE LA CLASIFICACIÓN DE DATOS MEDIANTE EL USO DE LAS MSV (MÁQUINAS DE SOPORTE VECTORIAL)	41
6.11.	APLICACIÓN DEL MÉTODO DE CLASIFICACIÓN POR AGRUPAMIENTO DE DATOS K- MEANS APLICADO AL DIAGRAMA DE VELOCIDADES.	42
7.	ESTUDIO CENTRADO EN EL ARRANQUE DEL VEHÍCULO PARTIENDO DEL REPOSO ABSOLUTO	44
8.	ESTUDIO CENTRADO AL FRENO MOTOR APLICADO A UNA PRUEBA EXPERIMENTAL	61
9.	ESTUDIO CENTRADO EN LA BÚSQUEDA DE CAMBIOS DE MARCHA EN UNA PRUEBA EXPERIMENTAL	69
10.	INTERPRETACIÓN DE LAS MANIOBRAS DE ESTUDIO EN VSS, MAP Y EL DIAGRAMA DE VELOCIDADES.	77
11.	APLICACIÓN DEL ALGORITMO CAMBIANDO VARIABLES DE ENTRADA PARA VALIDACIÓN DE ADAPTABILIDAD EN FUNCIÓN DE DIFERENTES VEHÍCULOS.....	79
12.	CONCLUSIONES.....	80
13.	RECOMENDACIONES.....	82
14.	REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	83
15.	ANEXOS	86

ÍNDICE DE FIGURAS

<i>Figura 1: Fases de un motor de cuatro tiempos</i>	4
<i>Figura 2: Diagrama del sistema de inyección.</i>	6
<i>Figura 3: Ubicación del sensor IAT.</i>	7
<i>Figura 4-: Comportamiento que genera la lectura del sensor IAT.</i>	7
<i>Figura 5: Ubicación del sensor MAF.</i>	8
<i>Figura 6: Comportamiento que genera la lectura del sensor MAF.</i>	8
<i>Figura 7: Ubicación del sensor TPS.</i>	9
<i>Figura 8: Comportamiento que genera la lectura del sensor TPS.</i>	9
<i>Figura 9: Ubicación del sensor MAP.</i>	10
<i>Figura 10: Comportamiento que genera la lectura del sensor MAP.</i>	10
<i>Figura 11: Ubicación del sensor O2.</i>	11
<i>Figura 12: Comportamiento que genera la lectura del sensor O2.</i>	11
<i>Figura 13: Ubicación del sensor ECT.</i>	12
<i>Figura 14 Comportamiento que genera la lectura del sensor ECT.</i>	12
<i>Figura 15: Ubicación del sensor CKP.</i>	13
<i>Figura 16: Comportamiento que genera la lectura del sensor CKP.</i>	13
<i>Figura 17: Ubicación del sensor VSS.</i>	14
<i>Figura 18: Comportamiento que genera la lectura del sensor VSS.</i>	14
<i>Figura 19: Sistema de embrague</i>	16
<i>Figura 20: Distribución del conjunto de embrague en el vehículo.</i>	16
<i>Figura 21: Desembragado y Embragado del sistema.</i>	17
<i>Figura 22: Estructura de una caja de cambios simplificada.</i>	18
<i>Figura 23: Diagrama de velocidades teórico.</i>	18
<i>Figura 24: Grupo Diferencial situado en caja de cambios simplificada.</i>	19
<i>Figura 25: Componentes del grupo diferencial.</i>	19
<i>Figura 26: Distribución de presiones en neumático.</i>	20
<i>Figura 27: Deformación del neumático en tracción.</i>	21
<i>Figura 28: Diferentes clases en función de los conjuntos de los datos.</i>	23
<i>Figura 29: Clasificación de datos limitándose por las fronteras del modelo.</i>	23
<i>Figura 30: Interacciones del aprendizaje no supervisado k-means.</i>	25
<i>Figura 31: Interpretación gráfica de criterio de los vecinos K más cercanos.</i>	26
<i>Figura 32: Variables involucradas en el sistema a estudiar.</i>	28
<i>Figura 33: Dispositivo Freematics One +.</i>	31
<i>Figura 34: Vehículo utilizado para las pruebas experimentales.</i>	32

<i>Figura 35: Registro de datos obtenidos mediante el sensor VSS.....</i>	<i>33</i>
<i>Figura 36: Registro de datos obtenidos mediante el sensor CKP</i>	<i>34</i>
<i>Figura 37: Registro de datos obtenidos mediante el sensor TPS.</i>	<i>35</i>
<i>Figura 38: Registro de datos obtenidos mediante el sensor MAP.....</i>	<i>36</i>
<i>Figura 39: Registro de datos obtenidos mediante el sensor O2.</i>	<i>37</i>
<i>Figura 40: Registro de datos obtenidos mediante la corrección de combustible a corto plazo. 38</i>	
<i>Figura 41: Registro de datos obtenidos mediante la corrección de combustible a largo plazo. 39</i>	
<i>Figura 42: Pendientes medias en función de las marchas impuestas.....</i>	<i>40</i>
<i>Figura 43: Clasificación de datos mediante el uso de la MSV con valores desconocidos de las etiquetas.</i>	<i>41</i>
<i>Figura 44: Diagrama de velocidades real.....</i>	<i>43</i>
<i>Figura 45: Clasificación k-means.....</i>	<i>43</i>
<i>Figura 46: Introducción de información errónea en la clasificación de datos.</i>	<i>45</i>
<i>Figura 47: Malinterpretación de residuos en base de clasificación errónea.</i>	<i>45</i>
<i>Figura 48: Visualización de reajuste en clasificación de datos k-means.</i>	<i>47</i>
<i>Figura 49: Reajuste k-means en base de la discriminación de información.</i>	<i>47</i>
<i>Figura 50: Resultados esperados en maniobra de arranque del vehículo mediante reajuste de clasificación de datos.....</i>	<i>48</i>
<i>Figura 51: Comportamiento real de residuos en arranque del vehículo.....</i>	<i>49</i>
<i>Figura 52: Visualización del comportamiento que se genera en arranque del vehículo en los sensores MAP, TPS y VSS.....</i>	<i>50</i>
<i>Figura 53: Comportamiento del sensor TPS en arranque del vehículo.</i>	<i>52</i>
<i>Figura 54: Comportamiento del sensor MAP en arranque del vehículo.....</i>	<i>53</i>
<i>Figura 55: Visualización del comportamiento que se genera en arranque del vehículo en el sensor O2 y las correcciones de combustible.</i>	<i>54</i>
<i>Figura 56: Comportamiento del sensor O2 en arranque del vehículo.</i>	<i>56</i>
<i>Figura 57: Introducción de todos los arranques del vehículo encontrados en la prueba experimental.....</i>	<i>57</i>
<i>Figura 58: Visualización del arranque del vehículo en estudio.</i>	<i>58</i>
<i>Figura 59: Residuos en todos los arranques del vehículo más implementación del arranque en estudio.</i>	<i>58</i>
<i>Figura 60: Interpretación de la relación r en base del sensor VSS y TPS.</i>	<i>59</i>
<i>Figura 61: Arranques del vehículo encontrados en función del tiempo.....</i>	<i>60</i>
<i>Figura 62: Visualización de velocidades máximas en función de los arranques del vehículo encontrados.....</i>	<i>60</i>
<i>Figura 63: Búsqueda y visualización del freno motor en función de la velocidad del vehículo. 62</i>	

<i>Figura 64: Visualización del comportamiento que se genera en el freno motor en los sensores MAP, TPS y VSS.....</i>	<i>63</i>
<i>Figura 65: Visualización del comportamiento que se genera en el freno motor en el sensor O2 y las correcciones de combustible.</i>	<i>65</i>
<i>Figura 66: Introducción de todos los frenos motor encontrados en la prueba experimental.....</i>	<i>67</i>
<i>Figura 67: Visualización del freno motor en estudio.....</i>	<i>67</i>
<i>Figura 68: Residuos en todos los frenos motor del vehículo más implementación del freno motor de estudio.....</i>	<i>68</i>
<i>Figura 69: Freno motor encontrados en función del tiempo.</i>	<i>68</i>
<i>Figura 70: Visualización de la relación (VSS / RPM).....</i>	<i>69</i>
<i>Figura 71: Interpretación de marchas en función de la relación (VSS / RPM).....</i>	<i>70</i>
<i>Figura 72: Desviación estándar en marchas en función de la relación (VSS / RPM).....</i>	<i>71</i>
<i>Figura 73: Interpretación de cambios de marchas efectuados en el vehículo con ayuda de residuos aplicado en la relación (VSS / RPM) y desviación estándar para discriminación de datos.....</i>	<i>72</i>
<i>Figura 74: Cambios de marcha efectuados en prueba experimental.</i>	<i>73</i>
<i>Figura 75: Comportamiento del sensor O2 cuando se efectúa cambios de marcha.</i>	<i>74</i>
<i>Figura 76: Comportamiento del sensor TPS cuando se efectúa cambios de marcha.....</i>	<i>75</i>
<i>Figura 77: Comportamiento del sensor MAP cuando se efectúa cambios de marcha.</i>	<i>76</i>
<i>Figura 78: Residuos en todos los cambios de marcha del vehículo.</i>	<i>76</i>
<i>Figura 79: Ilustración de todas las maniobras declaradas en el estudio aplicado en el Diagrama de Velocidades.</i>	<i>77</i>
<i>Figura 80: Ilustración del VSS en función de las maniobras de conducción.</i>	<i>78</i>
<i>Figura 81: Ilustración del MAP en función de las maniobras de conducción.</i>	<i>78</i>
<i>Figura 82: Diagrama de Velocidades basado en vehículo distinto.</i>	<i>79</i>

ÍNDICE DE TABLAS

<i>Tabla 1: Visualización numérica de los sensores VSS, MAP y TPS de un arranque del vehículo que parte de un estado estacionario.</i>	<i>50</i>
<i>Tabla 2: Visualización numérica del sensor O2 y los ajustes de corrección de combustible de un arranque del vehículo que parte de un estado estacionario.</i>	<i>54</i>
<i>Tabla 3: Visualización numérica de los sensores VSS, MAP y TPS de un freno motor.....</i>	<i>63</i>
<i>Tabla 4: Visualización numérica del sensor O2 y las correcciones de combustible de un freno motor.</i>	<i>65</i>

ÍNDICE DE ANEXOS

<i>Figura A - 1: Error en el recálculo en los valores que se alejan de la media más cercana.....</i>	<i>86</i>
<i>Figura A - 2: Error en pendientes promedios debido a valores erróneos de límites de marchas.</i>	<i>86</i>
<i>Figura A - 3: Diagrama de velocidades alternando variables de entrada.</i>	<i>87</i>
<i>Figura A - 4: Diagrama de velocidades alternando el conductor.</i>	<i>87</i>
<i>Figura A - 5: Pendientes de marchas insuficientes para clasificación (categorías no adaptables).....</i>	<i>88</i>
<i>Figura A - 6: Ejemplo de pocas marchas ejecutadas y categorías no adaptables.</i>	<i>88</i>
<i>Figura A - 7: Mala interpretación del recalcu lo en reajuste a la pendiente más cercana.</i>	<i>89</i>
<i>Figura A - 8: Reajuste k-means con distinto ruta.</i>	<i>89</i>
<i>Figura A - 9: Falla en reajuste del Diagrama de velocidades por discriminación por vss.....</i>	<i>90</i>
<i>Figura A - 10: Comportamiento en residuos de la relación (VSS / RPM) y las marchas ejecutadas.....</i>	<i>90</i>

1. INTRODUCCIÓN

La esencia de este proyecto radica en permitir conocer las diversas características que existen al momento de ejecutar ciertos estilos de conducción de manera convencional, siendo así una manera de conseguir información que no es posible visualizar por medio de códigos de averías, las cuales ayudaran a realizar un diagnóstico más fiable y efectivo, eliminando así tiempos imprudentes al momento de estudiar las anomalías que el vehículo presente.

En el siguiente proyecto se establecen pruebas experimentales para la recolección de información suficiente para la ejecución de diversos criterios de clasificación y aprendizajes no supervisados, que permitan establecer parámetros únicos entre variedades de datos, esto permitirá a dar priorización incluso las maniobras de conducción más significativas para tomar en cuenta en el estudio.

Con el modelo matemático creado en función de los datos de las diferentes variables que intervienen (variable de entrada, ruido, bloqueo y salida) se realizan los estudios correspondientes de los diferentes comportamientos que se producen conforme varíen las maniobras de conducción.

2. PROBLEMA

Todos los sensores asociados al funcionamiento del motor se representan por medio de PID's, los cuales son encargados de proveer información para detectar fallos y de no ser corregidos estos provocan incrementos en las emisiones de gases contaminantes y mayor consumo de combustible; sin embargo, los PID's se ven afectados por las maniobras de conducción, arranque, cambio de marcha y freno motor; basado en un análisis realizado por (Palacios & Pesántez, 2016) que de no caracterizarlas adecuadamente afectan el comportamiento de los PID's directamente generando errores para la detección de fallas y consecuentemente los diagnósticos no reales que implican más tiempo de reparación y costos de mantenimiento.

3. OBJETIVOS

3.1 Objetivo General

Estudiar las señales PID's en función de las maniobras de conducción, arranque, cambios de marcha, y freno motor mediante el desarrollo de un algoritmo para la determinación de los comportamientos de las señales.

3.2 Objetivos Específicos

- Adquirir datos mediante el uso del dispositivo Data Logger, de puerto OBD-II mediante un protocolo de pruebas.
- Determinar las características de las señales obteniendo valores reales de funcionamiento para el análisis del comportamiento normal del motor.
- Analizar gráfica y estadísticamente las señales mediante un software de cálculo, comparando como afectan las variaciones en las maniobras de conducción.
- Desarrollar un algoritmo que permita la discriminación de valores erróneos de las señales obtenidas.
- Probar el funcionamiento del algoritmo mediante análisis estadístico multivariante.

4. PRINCIPIOS TEÓRICOS

4.1 Motor de combustión interna

Un motor de combustión interna es una máquina termodinámica conformada por un conjunto de elementos fijos y móviles, cuyo trabajo primordial es de convertir energía térmica en energía mecánica, mediante la combustión cuando se da dentro del cilindro generada por la mezcla de dosificada, esperando un trabajo útil, tal como el desplazamiento de un vehículo o cualquier otro vehículo automotor (Payri & Desantes, 2011).

4.1.1 Ciclo de funcionamiento del motor de combustión interna

En los motores de combustión interna de 4 tiempos, el ciclo de trabajo dura dos vueltas del cigüeñal (que es igual a 720 grados) o cuatro carreras de desplazamiento del embolo (que es igual a 180 grados cada desplazamiento) que es lo mismo, como se indica en la Figura 1 (Payri & Desantes, 2011).

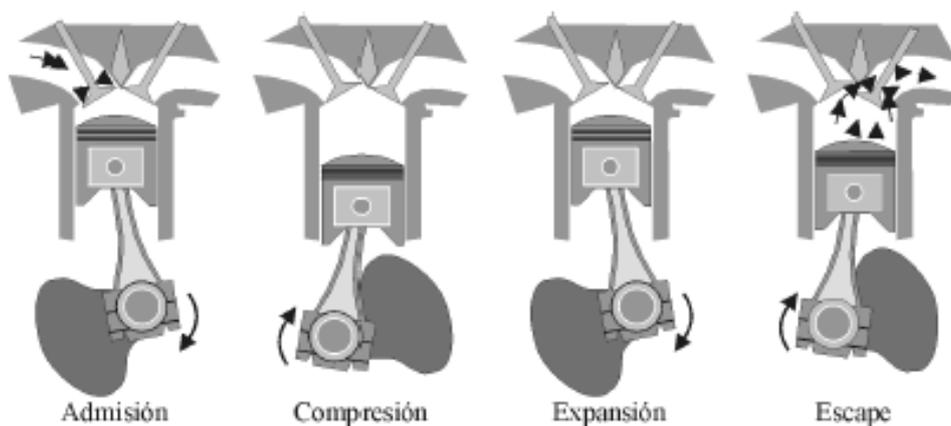


Figura 1: Fases de un motor de cuatro tiempos

- **Proceso de admisión:** la fase de admisión comienza con el movimiento descendente del pistón (del PMS al PMI), en donde la o las válvulas que permiten el ingreso de la mezcla dosificada permanecen abiertas mientras que las de escape cerradas, este desplazamiento crea un aumento de volumen en el cilindro lo cual conlleva a una depresión que oscila entre los 0.1 a 0.2 bares, y evidentemente se crea una aspiración de aire de la atmosfera conjuntamente del

combustible provisto del inyector (siendo sistemas de inyección indirecta), las válvulas de admisión se cierran antes que el pistón llegue al PMI, permitiendo paso así a la siguiente fase de operación (Payri & Desantes, 2011).

- **Proceso de compresión:** teniendo las válvulas de admisión y de escape cerradas, la dosificación ingresada dentro del cilindro se comprime de la 6^a o 10^a parte del volumen del cilindro (desplazamiento ascendente del PMI al PMS), la temperatura que se genera en la compresión va de unos 400°C a 500°C, por los que la presión interna generada estará por unos 18 bares (Payri & Desantes, 2011).
- **Proceso de expansión:** teniendo aun las válvulas cerradas y el pistón cerca de llegar al PMS, se introduce calor por medio de una chispa eléctrica que aporta la bujía, siendo así que la mezcla aire-combustible explota, produciendo entre otros efectos, el aumento de presión en el interior del cilindro, empujando el pistón hacia abajo (PMI), en este desplazamiento es donde se obtiene trabajo mecánico. Antes de llegar al PMI la o las válvulas de escape comienzan a abrirse para el siguiente ciclo de operación (Payri & Desantes, 2011).
- **Proceso de escape:** con la o las válvulas de escape abiertas, el pistón comienza a ascender del PMI al PMS, expulsando todos los gases generados por la combustión de la mezcla, antes que llegue el pistón al PMS existe un cruce valvular en el cual la o las válvulas de admisión empiezan a abrirse y la o las de escape comienzan a cerrarse (Payri & Desantes, 2011).

4.2 Sistema de inyección electrónica

Los sistemas de inyección electrónica tienen la misión de preparar una mezcla de dosificación (aire-combustible), que se ajusta lo mejor posible con respecto al estado del motor. Esta mezcla es denominada como “estequiométrica” que representa a una relación de 14,7 gramos de aire por cada gramo de combustible (Sánchez & Delgado, 2012).

Los sistemas de inyección poseen mayor grado de eficiencia que las generaciones anteriores como los carburadores, que hoy en día exigen cumplir límites preestablecidos respecto a la composición de la mezcla. De esto resultan ventajas, hablando de gastos de combustible con emisiones contaminantes principalmente. Las demandas a nivel mundial, son cada vez más estrictas sobre gases de escape, teniendo en consideración que los sistemas de inyección electrónica en algún momento saque del mercado a los sistemas a carburador.

Los diversos sistemas electrónicos son capaces de registrar toda una serie de entradas adecuado a la temperatura ambiente, presión atmosférica, temperatura del motor, posición del cigüeñal, entre otros, produciendo así una respuesta oportuna en la que se provee la cantidad y momento preciso de la inyección de combustible y la creación de la chispa correspondiente al encendido (Sánchez & Delgado, 2012).

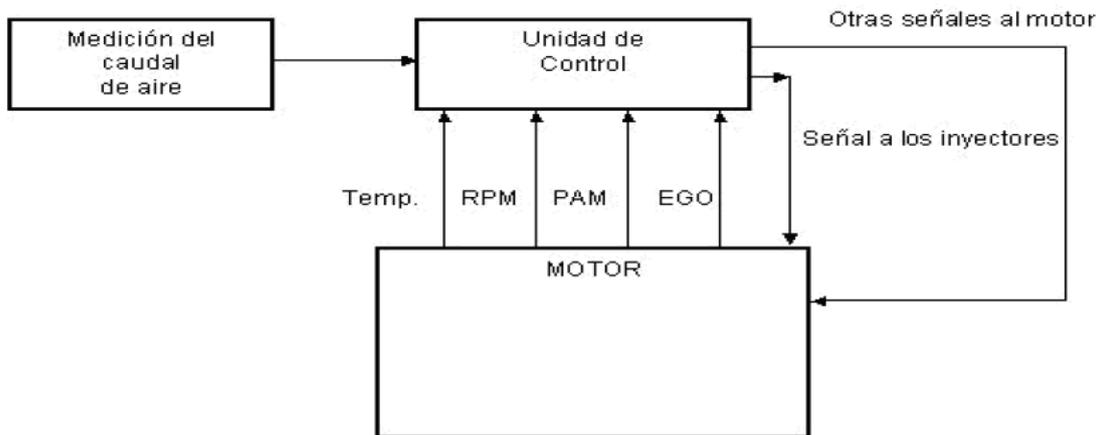


Figura 2: Diagrama del sistema de inyección.

Fuente: (Paredes, 2011)

4.2.1 Sensores

Un sensor es un artilugio electrónico con la capacidad de medir magnitudes físicas, y modificarlas en variables eléctricas. Estas variables pueden ser: temperatura, intensidad lumínica, distancia, aceleración, inclinación, desplazamiento, presión, fuerza, torsión, humedad (Paredes, 2011).

4.2.1.1 IAT (Intake Air Temperature Sensor) Sensor de Temperatura del Aire.

Función:

El sensor de temperatura del aire de admisión (IAT) trabaja con coeficiente de temperatura negativo (NTC) en donde desciende la resistencia según la temperatura del sensor aumenta (Universidad Politécnica Salesiana, 2016).

Ubicación en el motor:

- Se ubica en el ducto de admisión, o formando un solo cuerpo con el sensor MAF.
- En la carcasa del filtro de aire



Figura 3: Ubicación del sensor IAT.

Forma De Onda Característica

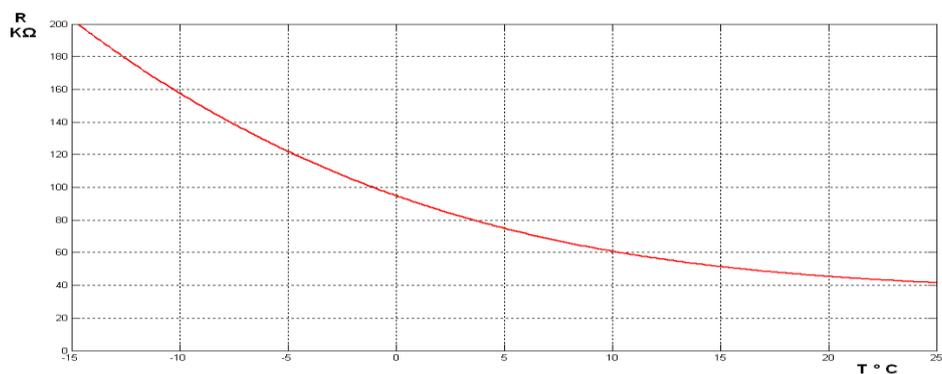


Figura 4: Comportamiento que genera la lectura del sensor IAT.

Fuente: (Universidad Politécnica Salesiana, 2016)

4.2.1.2 MAF (Mass Air Flow Sensor) Sensor de Flujo de Aire

Función:

El sensor de flujo de aire (MAF) posee una resistencia de hilo caliente que actúa como elemento sensible, este mide el volumen de aire que ingresa hacia el cilindro. En ciertos vehículos se encuentra que tienen 5 o 6 cables, teniendo integrado el sensor IAT. Este sensor tiene una alimentación de 12v ya que necesita del este voltaje por el hilo caliente (Universidad Politécnica Salesiana, 2016).

Ubicación en el motor:

- Localizado en el conducto de aire, pasando el filtro de aire.



Figura 5: Ubicación del sensor MAF.

Fuente: (Universidad Politécnica Salesiana, 2016)

Forma De Onda Característica

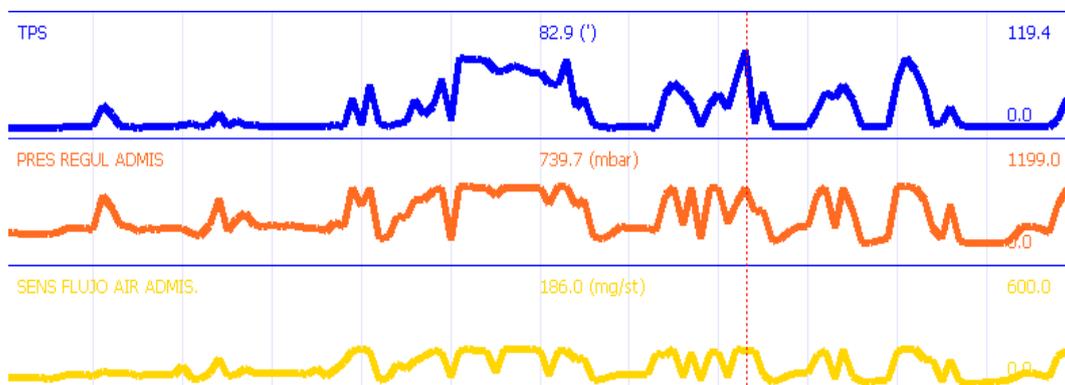


Figura 6: Comportamiento que genera la lectura del sensor MAF.

Fuente: (Universidad Politécnica Salesiana, 2016)

4.2.1.3 TPS (Throttle Position Sensor) Sensor de posición del acelerador

Función:

Este sensor de posición de la mariposa de aceleración contiene un potenciómetro que envía a la Unidad de Control Electrónica (ECU) un voltaje de “señal” que se manifiesta de manera lineal y es directamente proporcional a la posición del pedal del acelerador (Universidad Politécnica Salesiana, 2016).

Ubicación en el motor:

- El sensor TPS se localiza en el cuerpo de aceleración, acoplado al eje de la mariposa.



Figura 7: Ubicación del sensor TPS.
Fuente: (Universidad Politécnica Salesiana, 2016)

Forma De Onda Característica

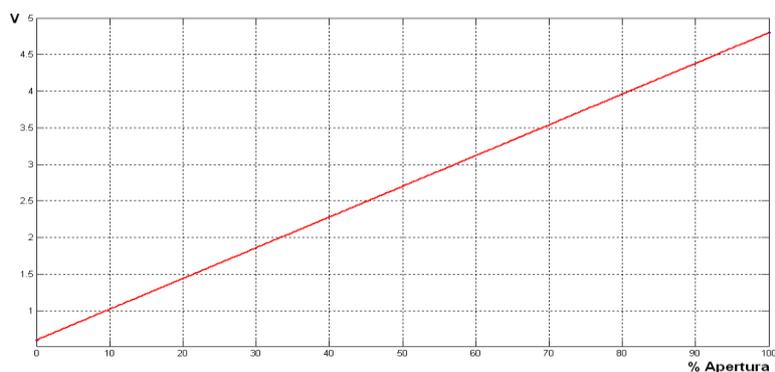


Figura 8: Comportamiento que genera la lectura del sensor TPS.
Fuente: (Universidad Politécnica Salesiana, 2016)

4.2.1.4 MAP (Manifold Absolute Pressure Sensor) Sensor de Presión del Colector

Función:

Tiene la capacidad de registrar los cambios de presión atmosférica, en el colector de entrada de aire, emitiendo una señal a la ECU en donde manipula el tiempo de ignición y logra ajustar la dosificación en las diversas operaciones de carga del motor y altitud sobre el nivel del mar (Sánchez & Delgado, 2012).

Ubicación en el motor:

- Localizado después de la mariposa de aceleración y este siempre está conectado por una manguera al múltiple de admisión (Sánchez & Delgado, 2012).



Figura 9: Ubicación del sensor MAP.
Fuente: (Universidad Politécnica Salesiana, 2016)

Forma De Onda Característica

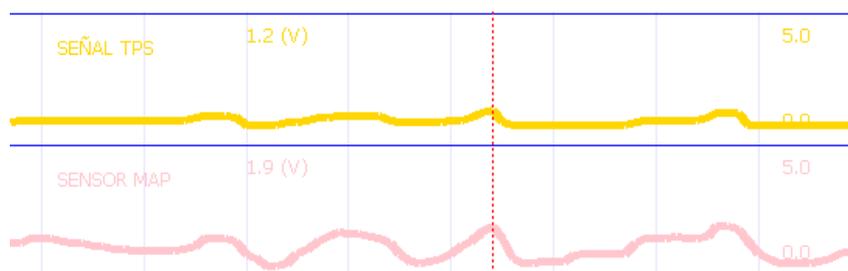


Figura 10: Comportamiento que genera la lectura del sensor MAP.
Fuente: (Universidad Politécnica Salesiana, 2016)

4.2.1.5 O2 (Oxigen Sensor) Sensor de Oxígeno

Función:

Se caracteriza por producir corriente, alternando el voltaje de salida de 0.1 a 0.9 V, cuando el sensor registra oxígeno en el múltiple de escape, se interpreta como una mezcla rica, o pobre, dependiendo de la lectura de sonda lambda, permitiendo que la ECU ajuste la dosificación, tratando de equilibrar una mezcla lo más homogénea posible (lambda lo más próximo a 1), en donde la lectura ideal del sensor de alrededor de 0.45V (Sánchez & Delgado, 2012).

Ubicación en el motor:

- Generalmente ubicado en el múltiple de escape.



Figura 11: Ubicación del sensor O2.
Fuente: (Paredes, 2011)

Forma De Onda Característica

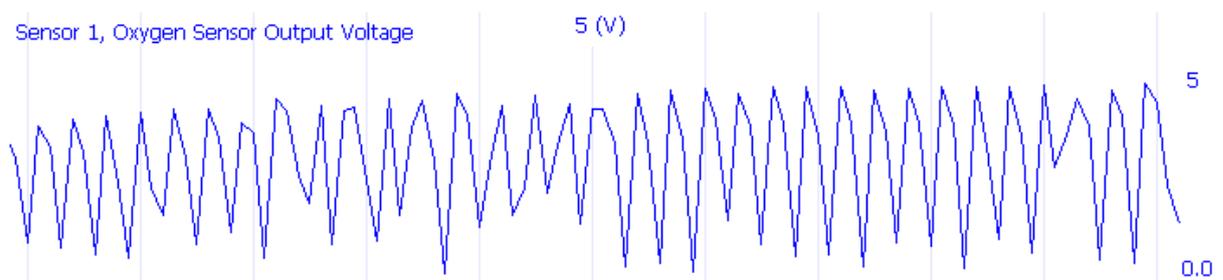


Figura 12: Comportamiento que genera la lectura del sensor O2.
Fuente: (Universidad Politécnica Salesiana, 2016)

4.2.1.6 ECT (Engine Coolant Temperature Sensor) Sensor de temperatura del refrigerante.

Función:

Es comunicar a la computadora la temperatura del refrigerante, en donde este calcula la proporción de combustible, es decir, varia el tiempo de inyección, ajustando la dosificación y la permanencia de pulsos de los inyectores (Sánchez & Delgado, 2012).

Ubicación en el motor:

- Este sensor se encuentra ubicado cerca al termostato, en donde tiene contacto directo con el refrigerante.



Figura 13: Ubicación del sensor ECT.
Fuente: (Universidad Politécnica Salesiana, 2016)

Forma De Onda Característica

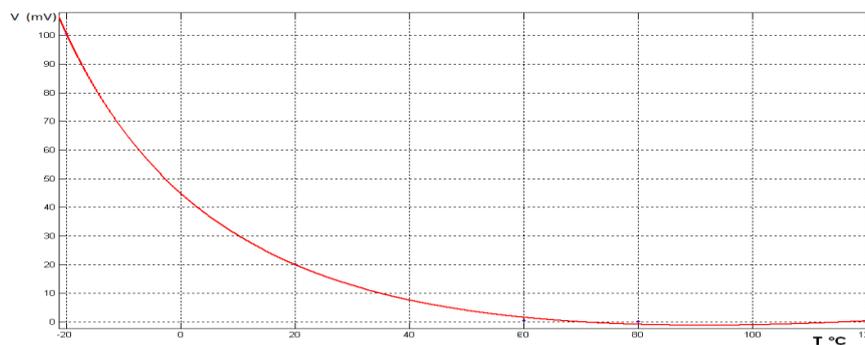


Figura 14 Comportamiento que genera la lectura del sensor ECT.

Fuente: (Universidad Politécnica Salesiana, 2016)

4.2.1.7 CKP (Crankshaft Position Sensor) Sensor de posición del cigüeñal.

Función:

Es un sensor de tipo inductivo, también existen de efecto hall. Localizado contiguo a la rueda de la polea del cigüeñal, estos dientes pasan a una distancia muy corta al sensor inductivo (de 0.2 a 1.2 mm) en donde los dientes generan un pulso de corriente. La señal del CKP establece la posición angular del cigüeñal, velocidad del motor, punto de encendido y momento de la inyección (Sánchez & Delgado, 2012).

Ubicación en el motor:

- Localizado cerca de la polea del cigüeñal o en la tapa de la distribución.



Figura 15: Ubicación del sensor CKP.

Fuente: (Universidad Politécnica Salesiana, 2016)

Forma De Onda Característica

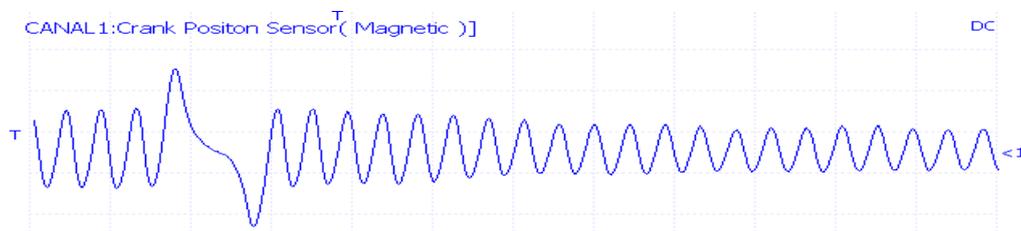


Figura 16: Comportamiento que genera la lectura del sensor CKP.

Fuente: (Universidad Politécnica Salesiana, 2016)

4.2.1.8 VSS (Vehicle Speed Sensor) Sensor de Velocidad del Vehículo

Función:

El sensor de velocidad o VSS, es el encargado de medir la velocidad de transmisión. Este sensor es un generador de imán permanente montado en el transeje, el imán genera una onda de corriente alterna que es directamente proporcional a la velocidad del vehículo, la cual informa al usuario de la velocidad de desplazamiento del vehículo automotor (Cepeda & Rivera, 2017).

Ubicación en el motor:

- Se encuentra ubicado comúnmente en la caja de cambios del automotor

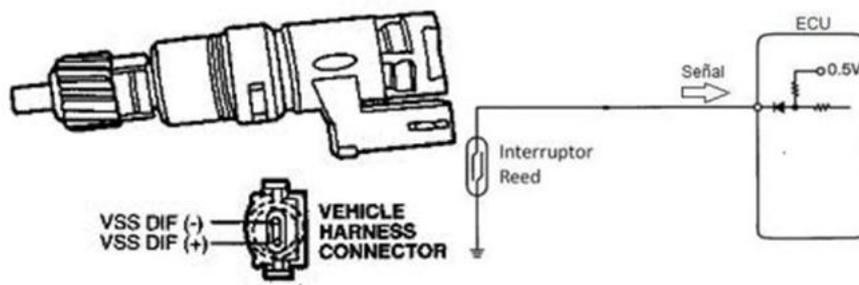


Figura 17: Ubicación del sensor VSS.

Fuente: (González, 2015)

Forma De Onda Característica



Figura 18: Comportamiento que genera la lectura del sensor VSS.

Fuente: (Universidad Politécnica Salesiana, 2016)

4.3 Embrague

4.3.1 El sistema de embrague

La disposición del sistema de embrague se da entre la caja de cambios y el motor y su función es la de transferir o romper la transmisión del motor hasta los neumáticos. Este embrague está provisto de una alta resistencia que sirve para transmitir todo el par motor, así como para proceder el cambio de marcha. También asegura los arranques, las aceleraciones se ejecuten de manera avanzada, es decir, sin la más mínima presencia de tirones (Universidad Carlos III de Madrid).

También, el embrague debe realizar las respectivas amortiguaciones de las vibraciones generados por el motor, permitiendo así cuidar los diversos componentes de la transmisión cuando se dan anomalías (Universidad Carlos III de Madrid).

4.3.2 Clasificación del sistema de embrague

Existen tres grandes grupos, como son (Shaver, 1995):

- Sistemas de embragues hidráulicos.
- Sistemas de embragues electromagnéticos.
- Sistemas de embragues de fricción.

El estudio está centrado únicamente en el tipo de embrague por fricción, ya que los vehículos en el mercado y los que se dispone para las diferentes pruebas experimentales, cuentan con este tipo de embrague que es categorizado como convencional (Shaver, 1995).

4.3.3 El embrague de fricción

Estos sistemas trabajan con fricción de dos superficies de contacto. Este tipo funciona principalmente con disco único. El disco único (automóviles) fabricado por un recubierto (en ambas caras) especial para fricción (Universidad Carlos III de Madrid).

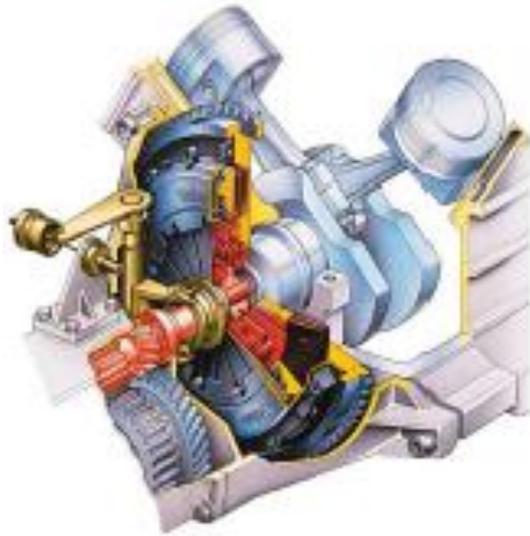


Figura 19: Sistema de embrague
Fuente: (Universidad Carlos III de Madrid)

4.3.4 Disposición del embrague en el vehículo

El conjunto de elementos de embrague tiene la siguiente configuración montado en un vehículo:



Figura 20: Distribución del conjunto de embrague en el vehículo

4.3.5 Funcionamiento

Permite al usuario manipular la transmisión del motor a la caja de cambios. Este proceso lo comanda el pedal de embrague. Si no existe una fuerza que se aplique al pedal el motor transfiere par a la caja de cambios, caso contrario se corta todo tipo de transferencia de par hacia la caja de cambios (Universidad Carlos III de Madrid).

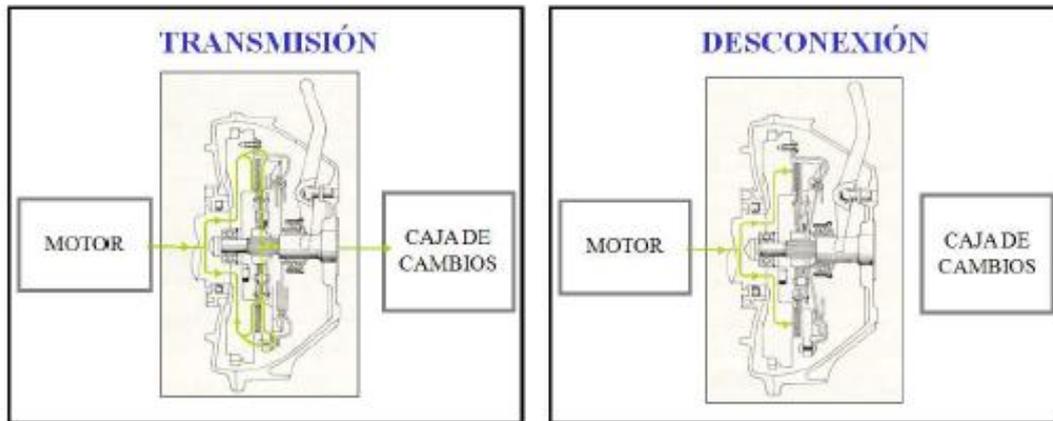


Figura 21: Desembragado y Embragado del sistema.

Fuente: (Universidad Carlos III de Madrid)

4.4 Caja de velocidades simplificada

La caja de cambios cumple un papel indispensable en el vehículo, ya que tiene por misión la de acoplar el motor y el sistema de transmisión con diversas relaciones de engranajes que ayudan al avance o retroceso del mismo desde estado estacionario, mediante la transferencia de movimiento del motor hacia las ruedas pasando por el sistema de embrague, caja de cambios y conjunto diferencial (Barahona & Pozo, 2012).

El conductor tiene libertad de seleccionar la marcha a voluntad, dependiendo de la caída de revoluciones, con el objetivo de minimizar el esfuerzo del motor creado por cargas, condiciones geográficas o condiciones externas, y así aprovechar la inercia y velocidad que lleva en ese instante (Barahona & Pozo, 2012).

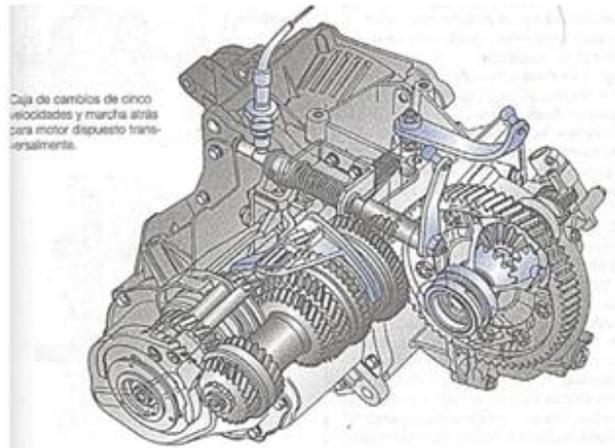


Figura 22: Estructura de una caja de cambios simplificada.

Fuente: (Diaz, Espinosa, & Zamudio , 2015)

4.4.1 Diagrama de velocidades para una caja de cambios

Para calcular las diversas relaciones de multiplicación y desmultiplicación que se acoplan a una caja de cambios, hay que disponer las mismas en función del par máximo transferido por el motor, ya que dentro de este régimen es donde se consigue la mayor fuerza de propulsión en las ruedas. Para ello, basta simbolizar en un sistema de ejes coordenados las revoluciones máximas del motor, que están vinculadas directamente con la velocidad obtenida en las ruedas en función de su diámetro.

Siendo "n" le régimen máximo del motor y "n1" las revoluciones en donde se obtiene el par máximo del motor.

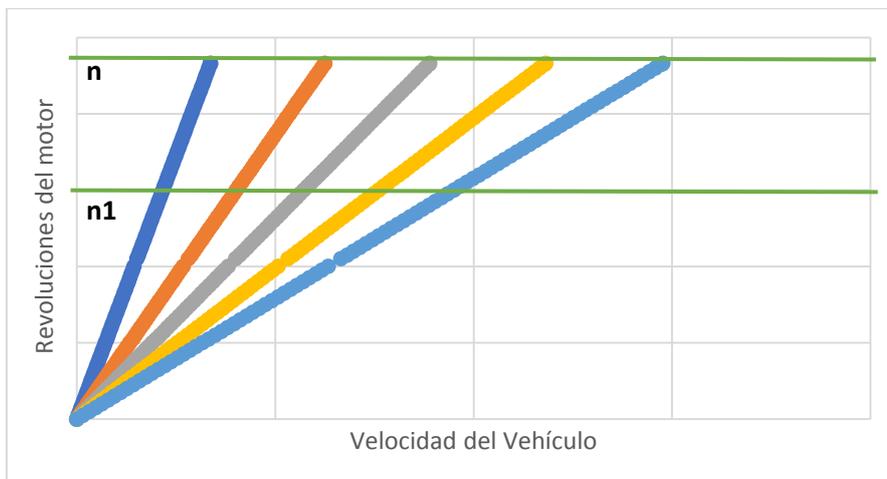


Figura 23: Diagrama de velocidades teórico.

4.5 Grupo diferencial

El grupo diferencial se comparte con la caja de cambios. Que descansa en dos cojinetes de rodillos cónicos, instalados en la carcasa de la misma caja.

Los retenes (de distintas dimensiones para los lados izquierdo y derecho) sellan la carcasa hacia fuera. La corona está situada fijamente a los engranajes denominados satélites y conjunto con el árbol secundario (reduce la sonoridad de los engranajes por la geometría de los dientes de la corona) (Garcia, 2014).

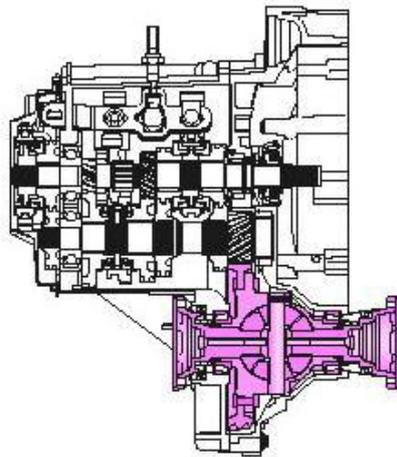


Figura 24: Grupo Diferencial situado en caja de cambios simplificada.

Fuente: (Garcia, 2014)

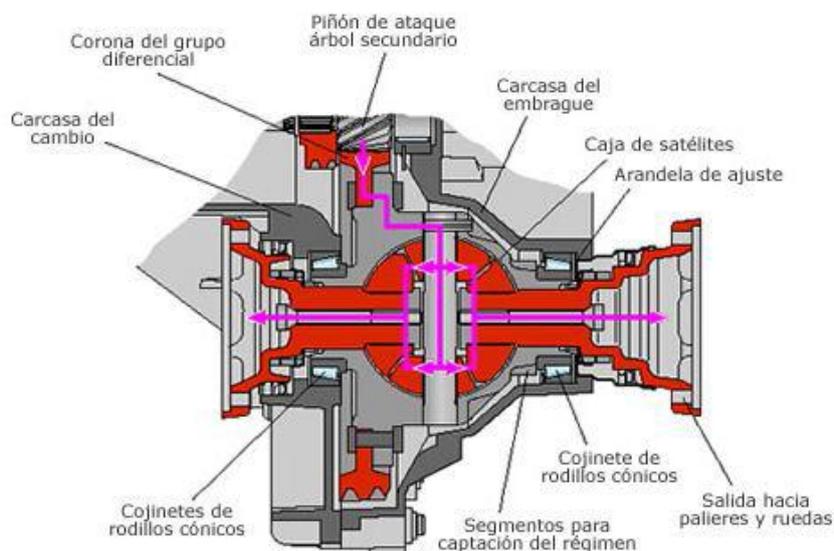


Figura 25: Componentes del grupo diferencial.

Fuente: (Garcia, 2014)

4.6 El neumático

4.6.1 Resistencia a la rodadura

Si el neumático gira sobre un espacio rígido, este soporta una fuerza vertical, que crea una distorsión radial de incuestionable peso. Entonces la repartición de presiones en la superficie de contacto es asimétrica en referencia del eje Y.

Las presiones y la resultante de fuerzas verticales se trasladan del eje X, lo que crea un momento alrededor del eje de rotación del neumático, contraria a su movimiento. A este momento M_y se lo conoce como momento de resistencia a la rodadura (Heras, 2010).

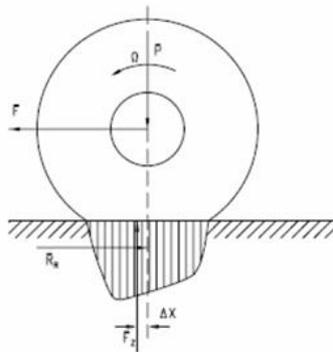


Figura 26: Distribución de presiones en neumático.

Fuente: (Heras, 2010)

Según estudios, algunas respuestas experimentales han puesto resultados notorios en rangos de velocidades de 128 a 152 km/h donde las pérdidas son: debido a histéresis interna, 90-95 %; debido al rozamiento neumático-suelo 2-10 %; debido a resistencia del aire 1.5-3 % (Heras, 2010).

4.6.2 Tracción

El neumático que gira resiste una fuerza, contiene un momento tractor (M_t), en el área de contacto (huella) junto a los esfuerzos normales, tensiones tangenciales cuya resultante F_x produce, un momento igual y contrario a M_t . Ambos eventos opuestos, conllevan a la deformidad de este, aplastando la banda de rodadura a la entrada del área de contacto, y estirándose a la salida (Heras, 2010).

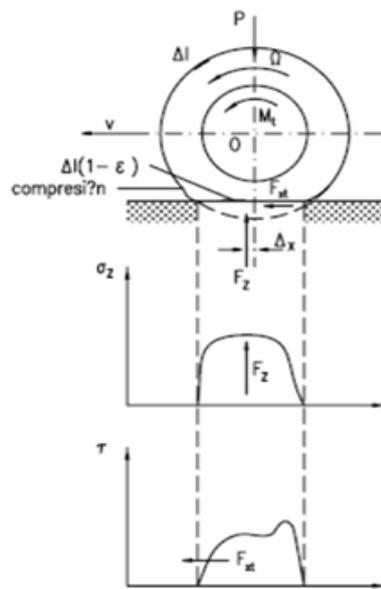


Figura 27: Deformación del neumático en tracción.

Fuente: (Heras, 2010)

Debido a esta deformación, el radio del neumático se comporta como si fuera más reducido que la medida original (sin momento tractor o de frenado). Esta desigualdad de velocidades es contemplada como un resbalamiento por deformación (Heras, 2010).

4.7 Inteligencia artificial computacional

La inteligencia artificial computacional es conocida como “IA sub simbólica-inductiva” e “IA fuerte implica desarrollo o aprendizaje iterativo”. Este sistema se basa en el aprendizaje con datos empíricos. La IA computacional consta de varias herramientas para la toma de decisiones como son (Takeyas & López, 2017):

- **Máquinas de soporte vectorial:** es un sistema que permite la identificación de patrones de gran importancia.
- **Redes neuronales:** un sistema con potencia de reconocimiento de datos.
- **Modelos ocultos de Markov:** este modelo de aprendizaje en función en dependencia de eventos probabilísticos no utilizados en el campo automotriz.

4.7.1 Máquinas de soporte vectorial

Las Máquinas de Soporte Vectorial es un novedoso algoritmo de clasificación de datos pronunciándose en años recientes. Las SVM se basan en la minimización de riesgo estructural (SRM). En muchas utilidades, las SVM demostraron tener un alto nivel de eficiencia, aún más que el aprendizaje convencional como las redes neuronales. Las SVM han sido herramientas efectivas para la clasificación de datos (Betancourt, 2005).

4.7.2 Máquinas de soporte vectorial para clasificación

Al hablar de clasificación necesariamente se relaciona con el concepto de conjunto, es decir, que comúnmente este proceso requiere en realizar una separación de los datos que conforman un conjunto en diferentes subconjuntos, a los cuales se les designan como clases. Necesariamente se deben determinar las características en las que se clasificarán los elementos del conjunto original (modelos), cada uno de los elementos son equiparados y clasificados con cada uno de los modelos, para determinar a cuál de ellos pertenece (Cuevas, 2010).

La idea principal del clasificador SVM es construir un hiperplano lineal en una dimensión alta (o incluso infinita) en la que todos los ejemplos de entrenamiento se asignen a través de un truco del núcleo para que los ejemplos no lineales puedan clasificarse con mayor precisión (Vong & Wong, 2011).

La SVM se utiliza en muchas aplicaciones del aprendizaje automático debido a su alta precisión y buenas capacidades de generalización. La SVM se basa en la teoría del aprendizaje estadístico y clasifica mejor que las redes neuronales (ANN por su nombre en inglés Artificial Neural Networks) debido al principio de minimización del riesgo (Sugumaran & Ramachandran, 2011).

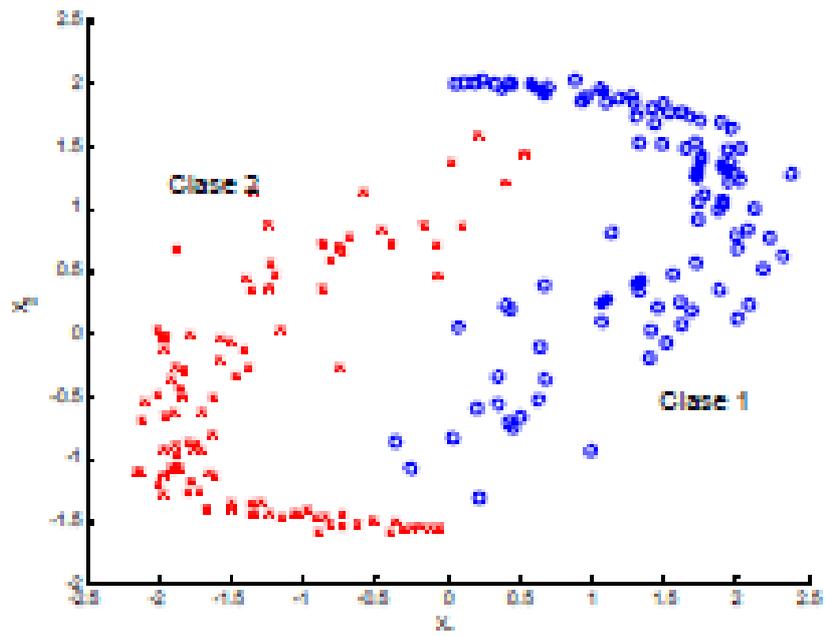


Figura 28: Diferentes clases en función de los conjuntos de los datos.

Fuente: (Betancourt, 2005)

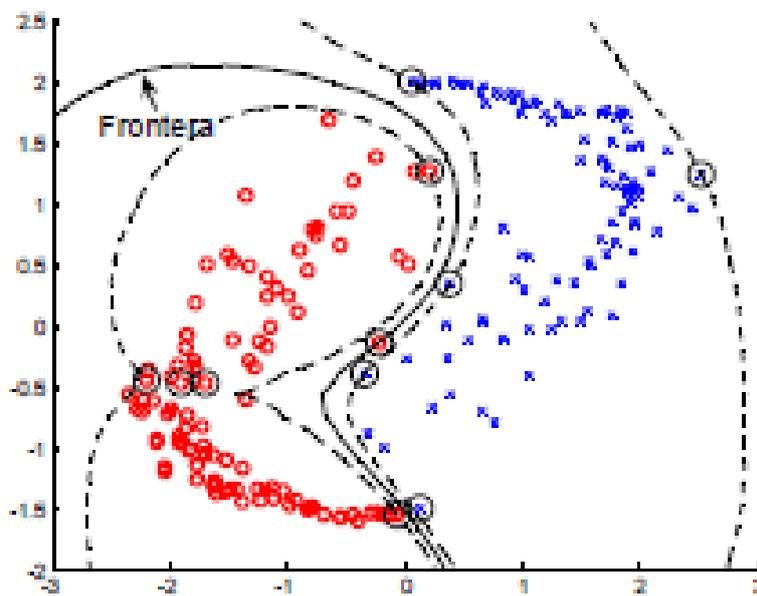


Figura 29: Clasificación de datos limitándose por las fronteras del modelo.

Fuente: (Betancourt, 2005)

4.7.3 Posibles problemas con las SVM

Los principales inconvenientes que se dan en el proceso de clasificación de datos mediante el uso de las máquinas soporte vectorial se dan de la siguiente manera (Colmenares, 2011):

- El más común es denominado “*Overtraining*” o sobre entrenamiento, se da cuando los datos de entrenamiento se conocen a la perfección, pero no logra clasificar con eficiencia ejemplos nunca realizados, es decir, una mala interpretación del modelo que provoca confusión al momento de comparar y clasificar los datos que conlleva en el peor de los casos a entrar un bucle infinito que no dará respuesta alguna.
- Un inconveniente más que se hace presente es cuando no se conoce del todo el modelo a estudiar (que respuesta se desea obtener), dándose así una clasificación errónea. El experimentador debe considerar todos los puntos de estudio y tener una clara visión de lo que busca en base de una clasificación.

4.8 Clustering

El Clustering (o algoritmo de agrupamiento) consiste en agrupar un conjunto de vectores según la necesidad en clusters definidos con anterioridad. Usualmente el criterio aplicado para el agrupamiento suele ser la semejanza entre datos que agrupa los vectores en grupos. Es considerado como un aprendizaje no supervisado dentro de la minería de datos (Blanco & Sanz, 2016).

4.8.1 K-means

Se encarga de fraccionar los N objetos en K particiones (K siendo un valor arbitrario) sabiendo que un dato corresponde al cluster con la media menos distanciada. El algoritmo es capaz de definir K centroides arbitrariamente, luego establece a los datos al centro más unido. Este se recalcula, una vez actualizado se repite el proceso de asignar los valores al más cercano y así hasta tener convergencia (Blanco & Sanz, 2016).

Este algoritmo es NP-Hard. Necesita de la asignación preliminar de los centros, sin embargo, puede dar un resultado u otro debido al recalcular de la media por lo que es necesario realizar varias pruebas con alternando valores. Una variante llamada K-means++ intenta resolver este problema al escoger mejores centros (Blanco & Sanz, 2016).

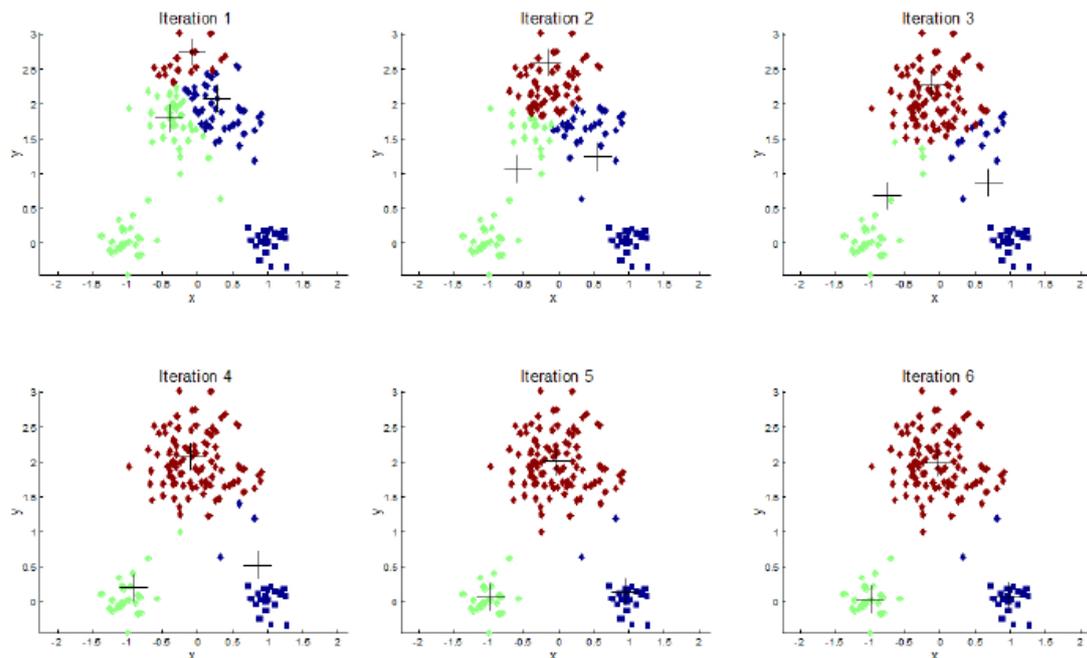


Figura 30: Interacciones del aprendizaje no supervisado k-means.

Fuente: (Blanco & Sanz, 2016)

En la primera iteración se observa tres cruces debido a los 3 centros iniciales debidamente caracterizado. Se reasigna los puntos al centro más cercano. Seguidamente se calcula la media de los puntos estipulados al cluster y se reemplaza el centroide con este valor. En la iteración dos como se han trasladado los centroides y se han recalculado los puntos al centro más cercano. Se sigue realizando más interacciones hasta que las asignaciones de los puntos no cambien (Blanco & Sanz, 2016).

4.8.2 K-nearest neighbors

En este algoritmo se decide el conjunto de población de datos masivos, teniendo en cuenta sus vecinos (información). Se determina a que cluster pertenece calculando a que

cluster pertenece la mayor parte de sus vecinos K más próximo a él. Se trata de unos de los algoritmos más simples de aprendizaje automático (Blanco & Sanz, 2016).

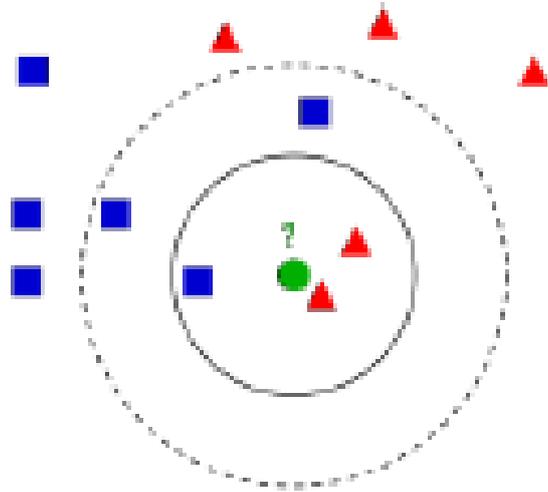


Figura 31: Interpretación gráfica de criterio de los vecinos K más cercanos.

Fuente: (Blanco & Sanz, 2016)

5. ESTADO DEL ARTE

El motor de combustión interna a lo largo de la historia ha logrado numerosos avances principalmente tecnológicos, que son capaces de monitorear todos los sistemas que lo conforman de manera constante con ayuda de componentes electrónicos como son los sensores que trabajan conjuntamente con Unidades de Control Electrónicas (ECU), que almacenan información de lo que captura cada sensor provisto en el vehículo, es así que nace el interés de registrar estos valores almacenados en el ECU para analizar mediante software de ingeniería las diferentes maniobras de conducción aplicados en las diversas pruebas experimentales.

Según (Malekian, Moloisane, Maharaj, Chude-Okonkwo, & Nair, 2014) el lector OBD-II que se creo tiene la capacidad de conectarse al puerto OBD-II de cualquier vehículo y almacenar información de sensores desde la ECU provista en un vehículo. El sistema tiene por misión proporcionar mediciones de velocidad, distancia recorrida y el consumo de combustible. Estos datos logran transmitirse a un servidor remoto a través de una red Wifi, que posteriormente se analiza mediante una interfaz gráfica.

(Dzhelekarski & Alexiev, 2005^{1,1}) Describe el proceso de lectura e interpretación de los datos de diagnóstico de sistema OBD utilizando un probador basado en PC. El probador es compatible con el protocolo ISO 9141-2 y la palabra clave 2000 (ISO 14230), que son los protocolos de diagnóstico más comunes en Europa. El software está escrito en C ++ y proporciona una gráfica de usuario interfaz para la visualización de elementos de datos de diagnóstico basados en la adquisición del almacenamiento que obtiene la ECU.

(Goo Lee, Kwon Jung, Kuk Park, & Jae Yoo, 2011) Asumieron que las RPM, TPS, tienen una relación con el consumo de combustible de las RPM de un vehículo, y el TPS como entrada mediante el uso de la ecuación polinomial. Modelaron como una función cuadrática con datos OBD-II y datos de consumo de combustible respaldados por la compañía automotriz en la vida real. Con el fin de verificar la eficacia del método

propuesto, se realizaron pruebas de carretera reales de 5 km. Los resultados mostraron que el método puede estimar con precisión el consumo de combustible a partir de datos múltiples del vehículo. Se observó que los modelos propuestos que utilizan RPM de motores instantáneos y TPS pueden predecir bastante bien el consumo de combustible con un coeficiente de correlación de 76% y 88% respectivamente.

6. MARCO METODOLÓGICO

6.1 Planificación del experimento

Para realizar el estudio, es necesario concluir las diferentes variables que se van a analizar y las respuestas que se desean estudiar, sin embargo, hay que incluir factores los cuales ingresen al sistema obteniendo así alteraciones no deseadas. Las variables involucradas comúnmente para un diseño experimental son variables de entrada, bloqueo, ruido y respuesta, como se muestra a continuación (Rivera & Chica, 2015).

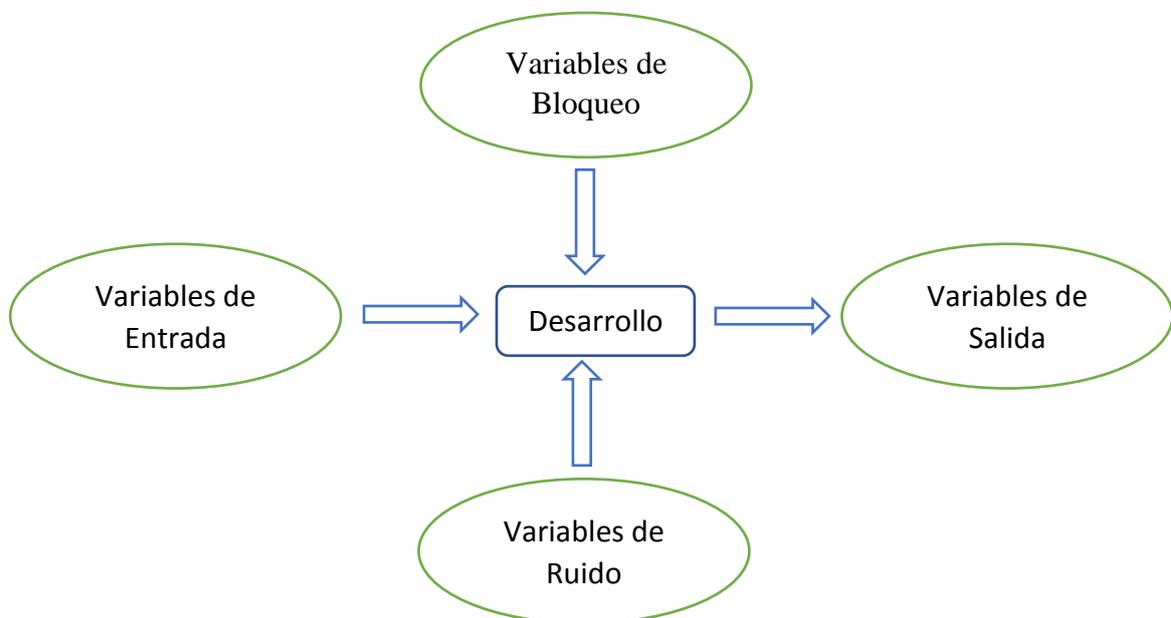


Figura 32: Variables involucradas en el sistema a estudiar.

6.2 Variables de entrada o estudio

Son aquellos factores que intervienen directamente en las variables de salida del sistema, no tienen dependencia entre sí, es decir, la alteración de un factor de análisis no puede alterar la alteración de otro factor de análisis, de esta manera se evita errores durante el desarrollo del experimento.

Las variables de entrada o estudio consideradas para las pruebas experimentales son las siguientes:

- Estilo de conducción.
- Rutas
- Tráfico

6.3 Variables de bloqueo o factores de control

Es un procedimiento comúnmente utilizado para incrementar la exactitud de un experimento. Se impone cuando se percibe la fuente de incertidumbre y se puede controlar.

Las variables de bloque o factores de control considerados para las pruebas experimentales son las siguientes:

- Tipo de vehículo
- Rango de temperatura de funcionamiento del motor.

6.4 Variables de ruido.

Estas variables influyen mayor grado de inconvenientes mientras se efectúa el desarrollo experimental, no son sencillas de manejar, la actividad del sistema se verá directamente afectado de acuerdo a las condiciones climáticas de la ciudad de Cuenca o la disposición del conductor en la operación de manejo que este ejecute en las pruebas experimentales. Las variables de ruido consideradas para las pruebas experimentales son las siguientes:

- Presión atmosférica.
- Humedad relativa del aire
- Temperatura del combustible
- Temperatura del aire.
- Calzada

6.5 Variables de respuesta o salida.

Son las respuestas del modelo, lo que se examina es la mejor alternativa que se da como resultado en función de los requerimientos del usuario para conseguir entender y deducir la interacción de PID's aplicados a las diferentes maniobras de conducción.

Las variables de respuesta consideradas para las pruebas experimentales en función del tiempo son las siguientes:

- VSS.
- RPM.
- TPS.
- MAP.

6.6. Unidad experimental.

Hay que especificar que son varios los vehículos a los cuales se pueden estudiar las diferentes maniobras de conducción planteadas en este estudio, ya que el método de clasificación de K-means es capaz de adaptarse a cualquier archivo “.CSV”.

6.7. Obtención de datos mediante puerto OBD-II con ayuda de un dispositivo Data Logger

El dispositivo elegido para la adquisición de datos mediante puerto OBD-II, fue el “Freematics One +”, debido a la facilidad de manejo y a la programación ejecutada logra registrar la información de todos los sensores del motor accediendo a la Unidad de Control (ECU) y guardando los datos en un archivo con extensión “.CSV” que se puede guardar en una tarjeta de memoria micro SD para luego realizar su respectiva lectura mediante Matlab® (Gárate, 2018).



Figura 33: Dispositivo Freematics One +.

Fuente: (Freematics, 2018)

6.7.2. Señales obtenidas a través del dispositivo “Frenticas One +”

Como se ha explicado anteriormente en los fundamentos teóricos, los sensores a estudiar serán los siguientes:

- Sensor de Temperatura del Aire (IAT).
- Sensor de Flujo de Aire (MAF).
- Sensor de posición del acelerador (TPS).
- Sensor de Presión del Colector (MAP).
- Sensor de Oxígeno (O2).
- Sensor de temperatura del refrigerante (ECT).
- Sensor de posición del cigüeñal (CKP).
- Sensor de Velocidad del Vehículo (VSS).

6.8. Vehículo a estudiar primera prueba experimental

El vehículo designado para realizar los respectivos recorridos por la ciudad de Cuenca, fue un Hyundai i30 del año 2014, un solo conductor fue definido en toda la prueba experimental y los datos obtenidos como variables de respuestas fueron las esperadas.



Figura 34: Vehículo utilizado para las pruebas experimentales.

6.8.1. Visualización de principales señales obtenidas a través de Freematics One + y Matlab®

- **Velocidad del vehículo**

Bajo las diferentes maniobras de conducción que generó el conductor designado aplicado a un recorrido experimental, se obtiene la siguiente gráfica en función de la velocidad del vehículo (Km/h) y el tiempo (seg) empleado en dicha prueba experimental.

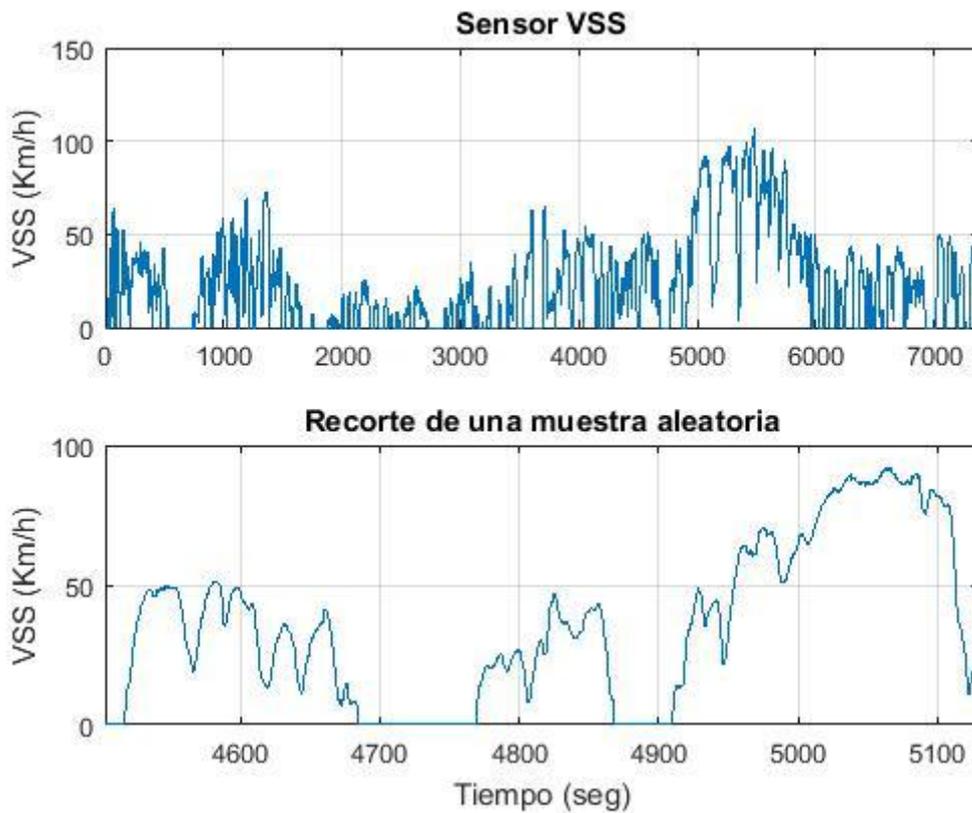


Figura 35: Registro de datos obtenidos mediante el sensor VSS.

- **Revoluciones del motor**

Las revoluciones del motor están captadas gracias al sensor CKP y la adquisición de datos muestra en la siguiente gráfica de revoluciones del motor (RPM) y el tiempo (seg) empleado.

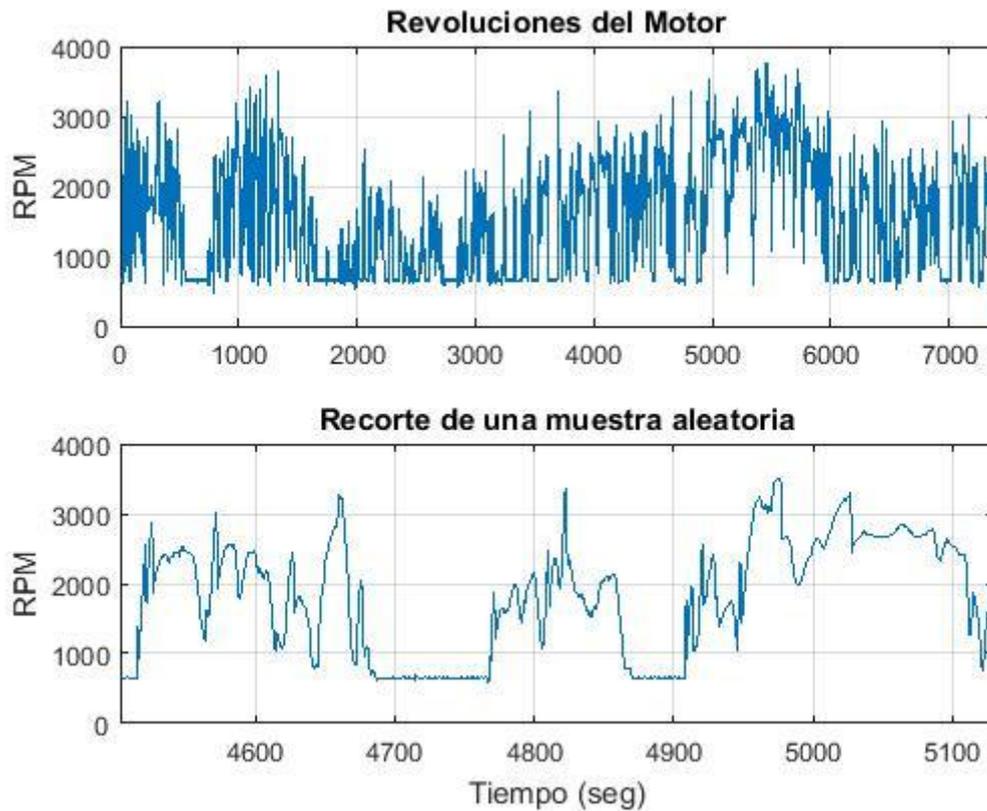


Figura 36: Registro de datos obtenidos mediante el sensor CKP

- **Abertura de la mariposa de aceleración**

El sensor TPS es el encargado de sensar esta apertura de la mariposa de aceleración según la fuerza que se ejerce en el pedal de aceleración, en la siguiente gráfica se muestra el comportamiento del TPS (%) y el tiempo (seg) que se emplea en todo el recorrido.

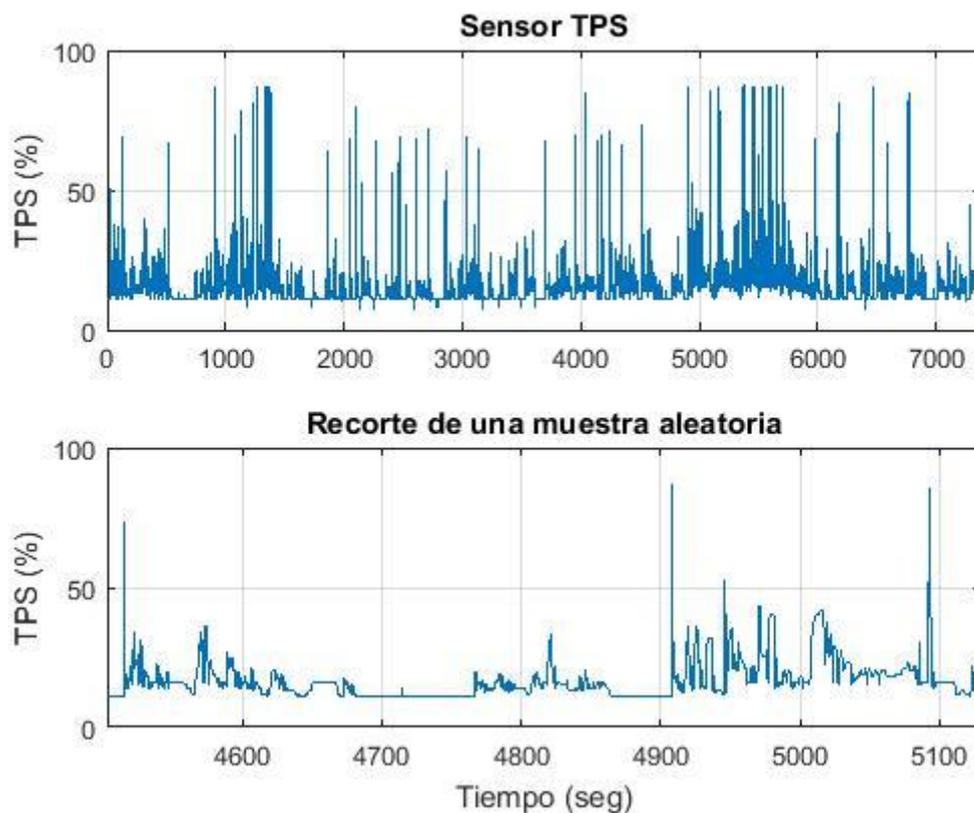


Figura 37: Registro de datos obtenidos mediante el sensor TPS.

- **Presión absoluta en el colector de admisión**

El sensor MAP es capaz de medir la depresión generada por la aspiración del pistón en el cilindro cuando este se desplaza del PMS al PMI, en la siguiente gráfica se muestra como actúa el MAP (Kpa) y el tiempo (seg) que se emplea para este recorrido:

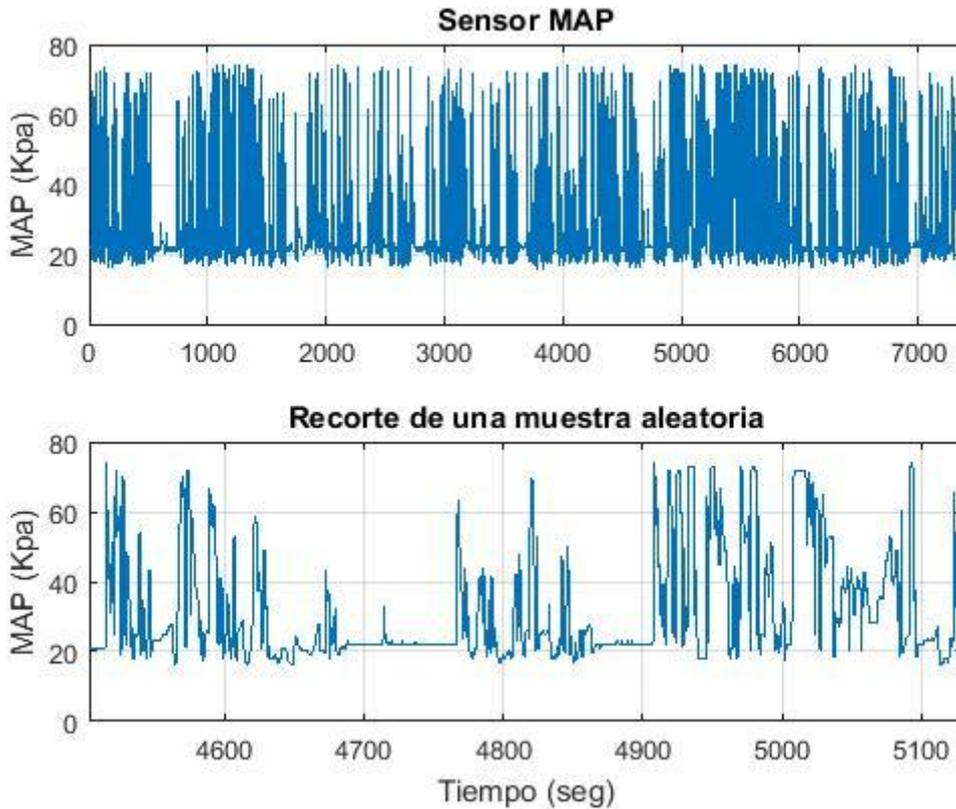


Figura 38: Registro de datos obtenidos mediante el sensor MAP.

- **Sonda Lambda**

El sensor O2 capaz de diferenciar de mezcla rica y mezcla pobre en base a la lectura de oxígeno existente en el escape, envía señales a la Unidad de Control (ECU) y así corregir tratando de mantenerse en la mezcla estequiométrica ideal en donde se busca combustionar toda la dosificación dentro del cilindro, en la siguiente gráfica se muestra como actúa el O2 (V) y el tiempo (seg).

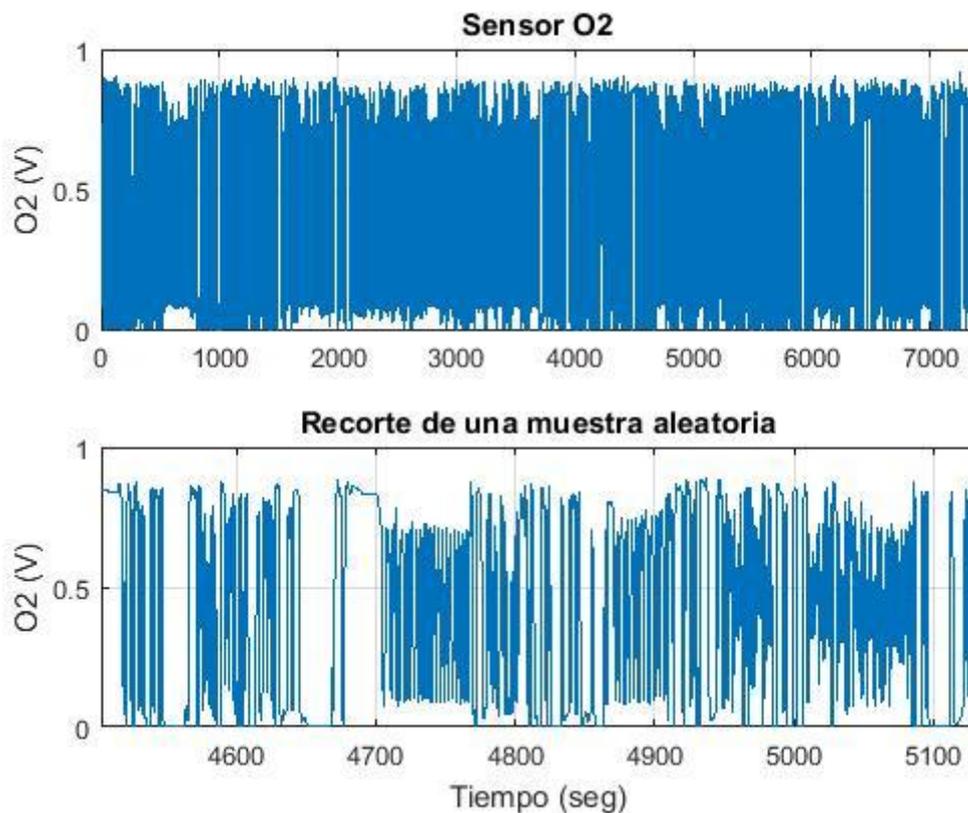


Figura 39: Registro de datos obtenidos mediante el sensor O2.

- **Ajuste a corto plazo del combustible**

El ajuste a corto plazo contribuye a equilibrar la mezcla estequiométrica en función de la lectura del sensor de oxígeno (Calderón, 2012). La siguiente gráfica muestra los valores de STFT (%) en función del tiempo (seg) empleado.

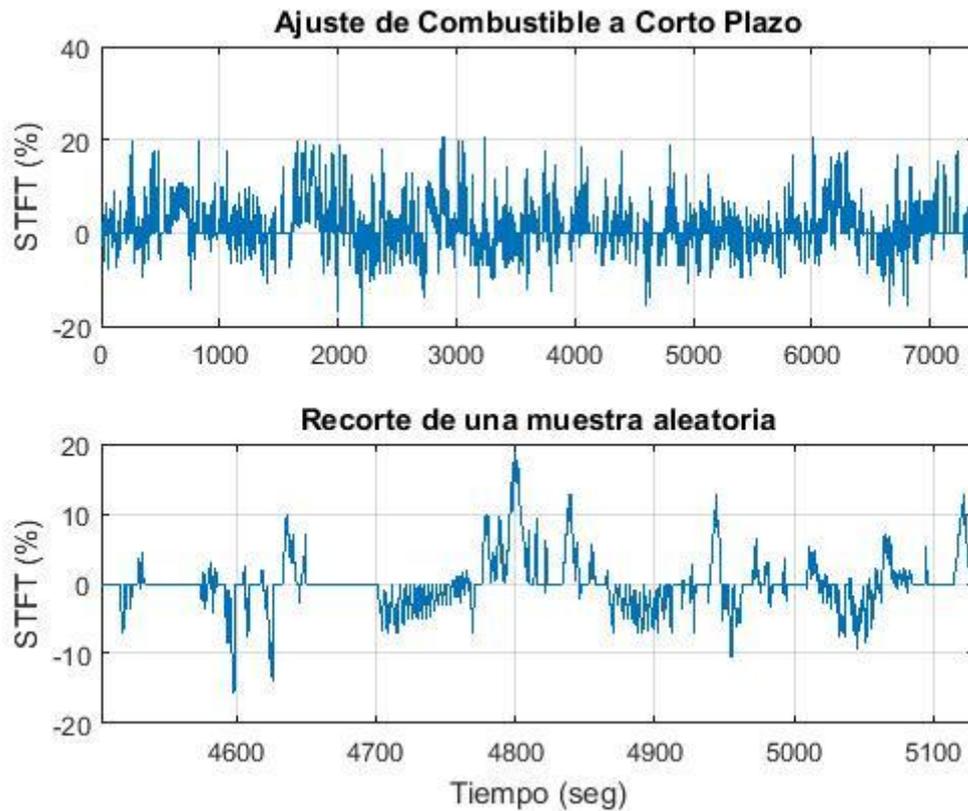


Figura 40: Registro de datos obtenidos mediante la corrección de combustible a corto plazo.

- **Ajuste a largo plazo de combustible**

El ajuste a largo plazo muestra la alteración calculada del ajuste de acuerdo con la lectura de la sonda lambda. Puede ser positivo o negativo de acuerdo a la necesidad (Calderón, 2012). La siguiente gráfica muestra como actúa el LTFT (%) en función del tiempo (seg) empleado en el recorrido.

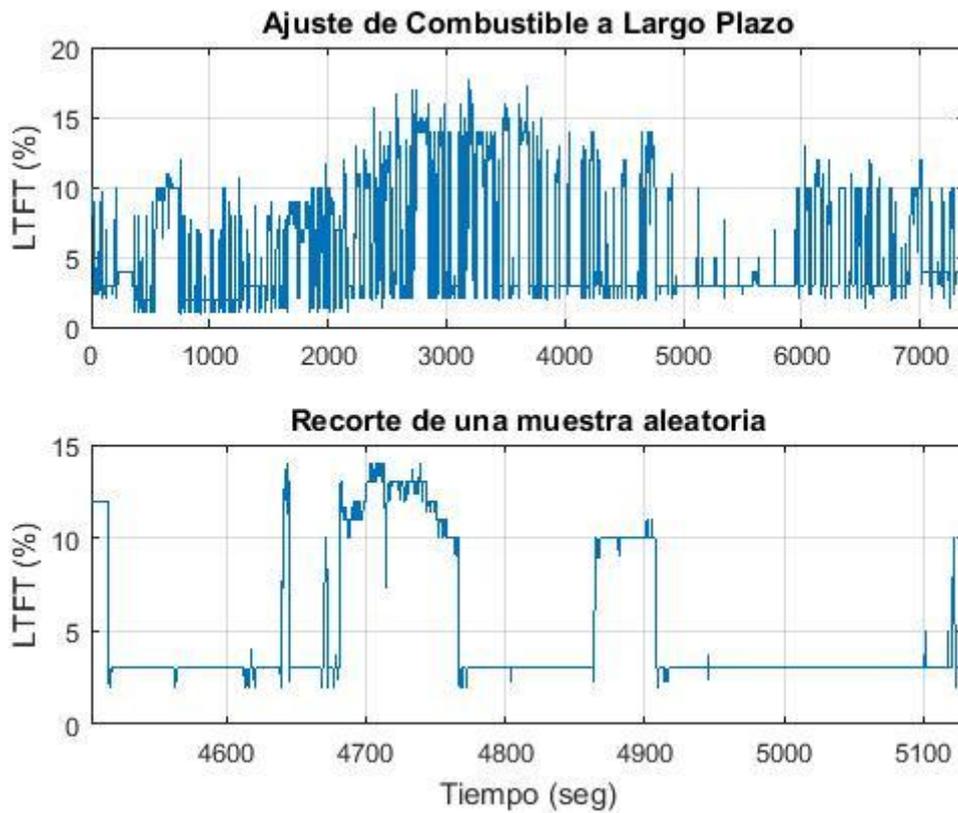


Figura 41: Registro de datos obtenidos mediante la corrección de combustible a largo plazo.

6.9. Desarrollo de clasificación mediante pendientes promedios.

La primera opción planteada para la clasificación de datos masivos, constaba de encontrar la pendiente que pase por el centro de los datos dependiendo la marcha, para después asignar valores según las circunstancias de la información, es decir, buscar todos aquellos datos que se acerquen más a la pendiente que otros.

Una vez encontrados estos valores, el estudio se enfocaría en las maniobras de conducción asignadas, sin embargo, los problemas se hicieron presentes ya que se necesitaba conocer a ciencia cierta cuantos datos pertenecían a cada marcha, sin esta información, no existían referencias para sacar una mediana exacta, es entonces que se impusieron límites de velocidad en donde no excedan la misma dependiendo de la marcha, aunque el criterio utilizado no era el más apropiado, se obtuvieron resultados que después de diversas pruebas se dio por descartado este método.

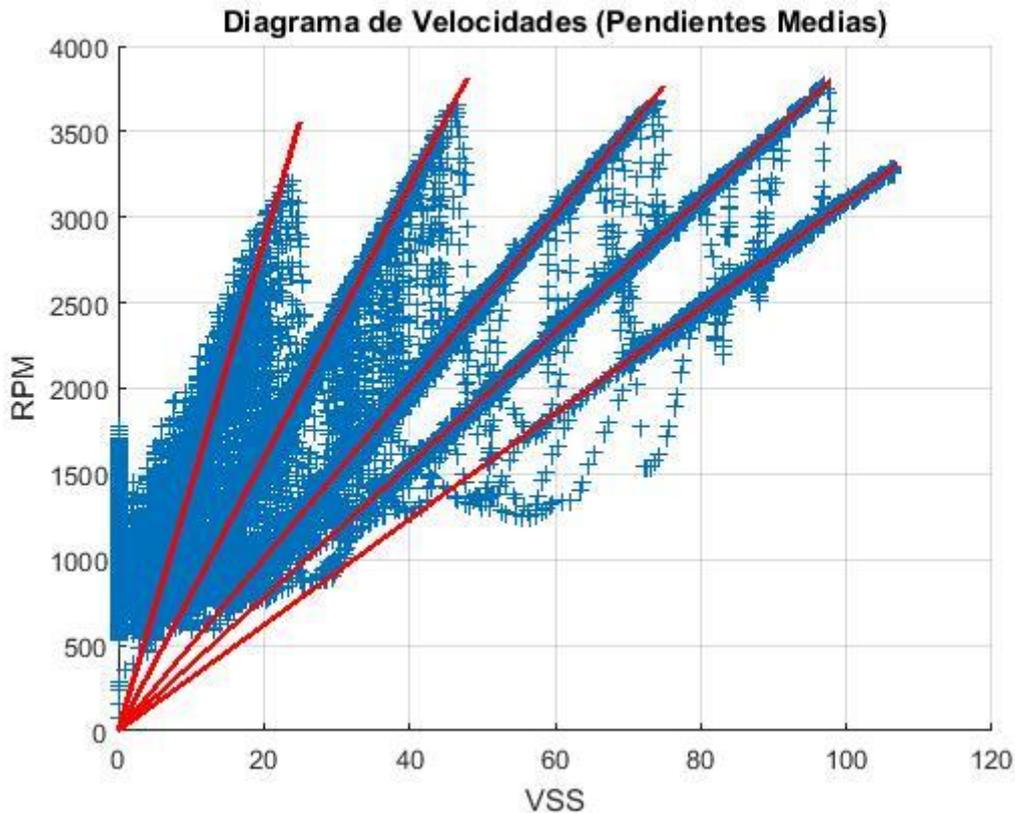


Figura 42: Pendientes medias en función de las marchas impuestas.

6.10. Validación de la clasificación de datos mediante el uso de las MSV (Máquinas de Soporte Vectorial)

Como se ha mencionado anteriormente, las MSV son excelentes clasificadores, sin embargo, tienen sus desventajas y en este modelo se dieron a conocer. Ya que no se conocía con exactitud las etiquetas (las respuestas del sistema), debido a las fluctuaciones de los datos relacionados al Diagrama de Velocidades (VSS y RPM) y dependiendo del estilo de manejo estas varían mucho más, es entonces que este algoritmo entraba al sobre entrenamiento, en donde no era posible encontrar una solución al modelo.

Debido a la magnitud de los datos obtenidos, encontrar una relación en base a la velocidad y las revoluciones del motor y destinar así un valor al que corresponda una marcha, no era lo más adecuado ya los valores obtenidos no se asemejaban en nada a la realidad, es así que se descartó esta herramienta de clasificación.

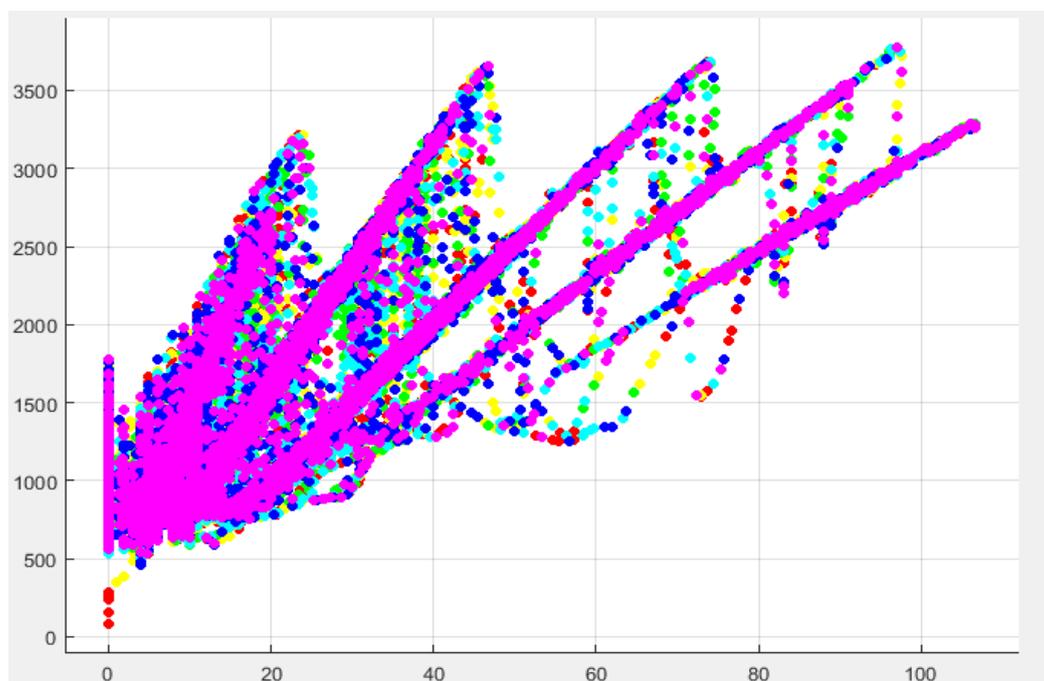


Figura 43: Clasificación de datos mediante el uso de la MSV con valores desconocidos de las etiquetas.

6.11. Aplicación del método de clasificación por agrupamiento de datos K-means aplicado al diagrama de velocidades.

Uno de los principales inconvenientes que se encontró a lo largo de este estudio fue la clasificación de agrupamientos de datos en el diagrama de velocidades puntualmente, ya que se diferencia del teórico por la cantidad masiva de datos que este contiene.

Teniendo en cuenta que intervienen categorías como la marcha neutral, el cambio de marchas ascendentes, el cambio de marchas descendentes, el freno motor, el embragado, el desembragado, etc. Dificulta aún más la interpretación de las pendientes en cada marcha obtenidas en función de la prueba experimental.

Es aquí cuando las máquinas de soporte vectorial no tuvieron respuestas eficientes ya que no se conocían las etiquetas con exactitud y a pesar de ser una muy buena herramienta de clasificación esta no fue la opción pertinente para el estudio realizado, como se muestra la Figura 43.

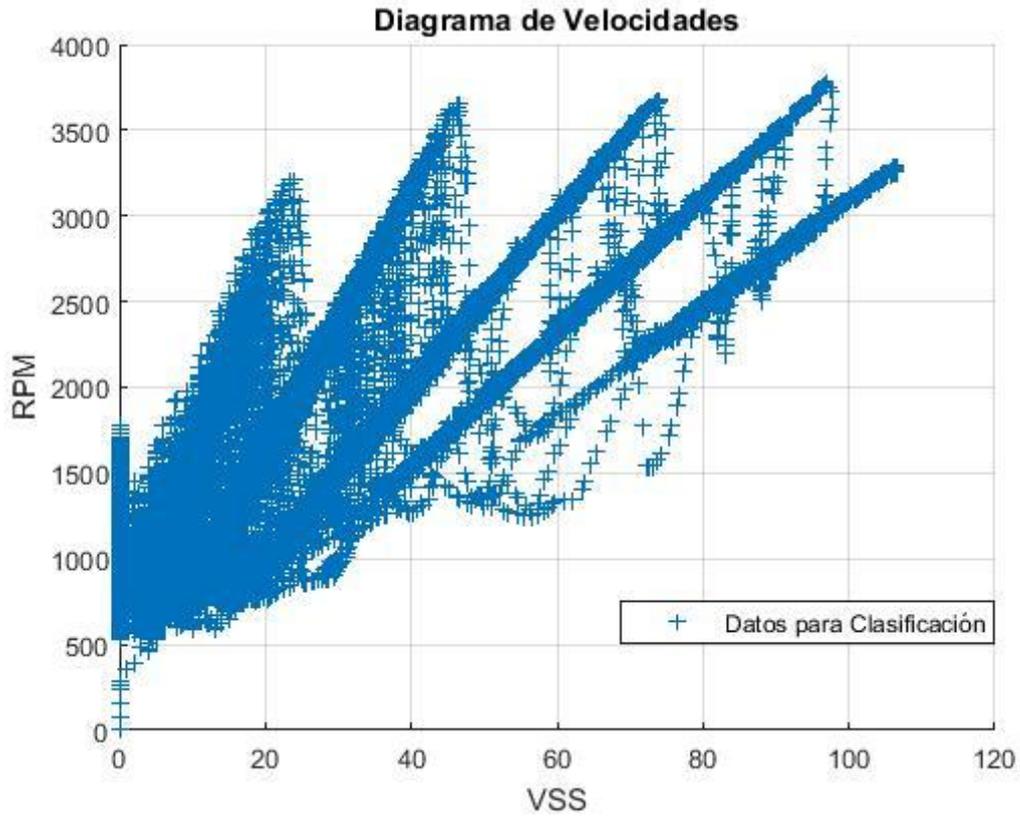


Figura 44: Diagrama de velocidades real.

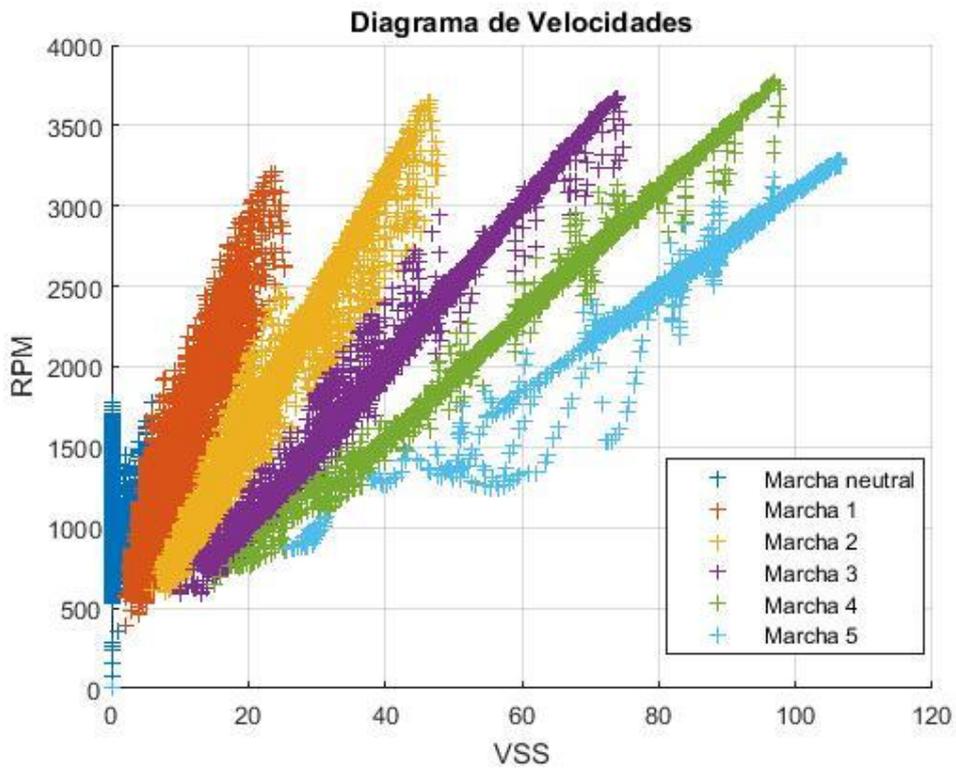


Figura 45: Clasificación k-means.

7. ESTUDIO CENTRADO EN EL ARRANQUE DEL VEHÍCULO PARTIENDO DEL REPOSO ABSOLUTO

Para este estudio fue necesario imponerse condiciones para discriminar datos innecesarios de toda la base recolectada en la prueba experimental, ya encontrado los puntos en donde se produce un arranque es necesario aplicar análisis de residuos para comprender con exactitud qué es lo que pasa no solo con las dos variables involucradas (VSS y RPM) sino con elementos como neumáticos, embrague y sensores implicados en el estudio.

De esta manera la información que resulte de este análisis puede ser utilizada en futuras investigaciones para estudios más exhaustivos en donde intervengan más categorías como análisis de gases en cambios de marchas, freno motor o arranque del vehículo.

En la Figura 46 se representa como interactúa los datos del VSS en un arranque, siendo esta clasificación aun no exacta, ya que intervine información no deseada como es la categoría del neutro en ciertos puntos que no se interpretaría de tal forma, cabe recalcar que la clasificación por medio de K-means aún necesita reajuste para que no está involucrada información errónea.

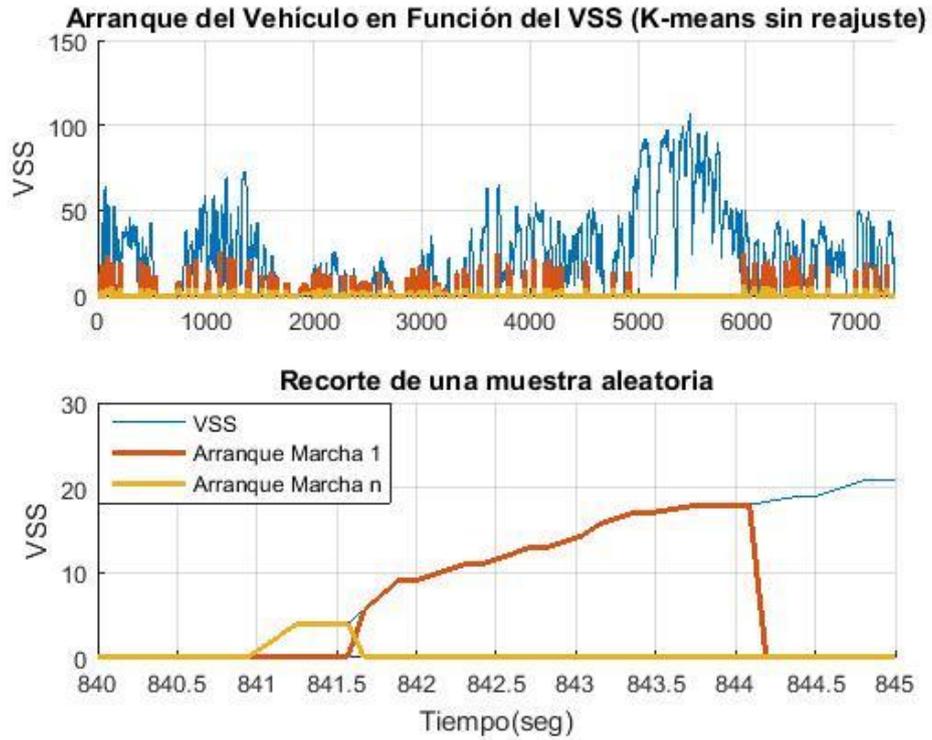


Figura 46: Introducción de información errónea en la clasificación de datos.



Figura 47: Malinterpretación de residuos en base de clasificación errónea.

En la gráfica anterior Figura 47 se observa claramente un error en la distribución de datos, debido a la interpretación q conlleva en sí mismo, teniendo esto en cuenta se cree necesaria un reajuste de la clasificación k-means, en donde por definición se obtuvieron problemas al momento de escoger los centroides para la selección de datos que se acercan a la media recortada de cada categoría seleccionada, es decir, en esta selección de datos que se considera parte de la categoría “Marcha neutra”, los datos se alejan mucho de la media recortada para la dicha categoría, siendo así una confusión ya que se acerca más a la media recortada de la categoría siguiente (“Marcha uno”) q de la que debería colocarse.

Siendo esta un parámetro a considerar influyente en el estudio del Arranque del vehículo, ya que es necesario filtrar información, siendo la mejor opción implementar la discriminación por el vector de velocidad del vehículo (VSS), en donde se considera un reposo absoluto una velocidad de 0 Km/h.

La siguiente gráfica demuestra la discriminación de datos de “Marcha neutral”, considerando lo descrito anteriormente.

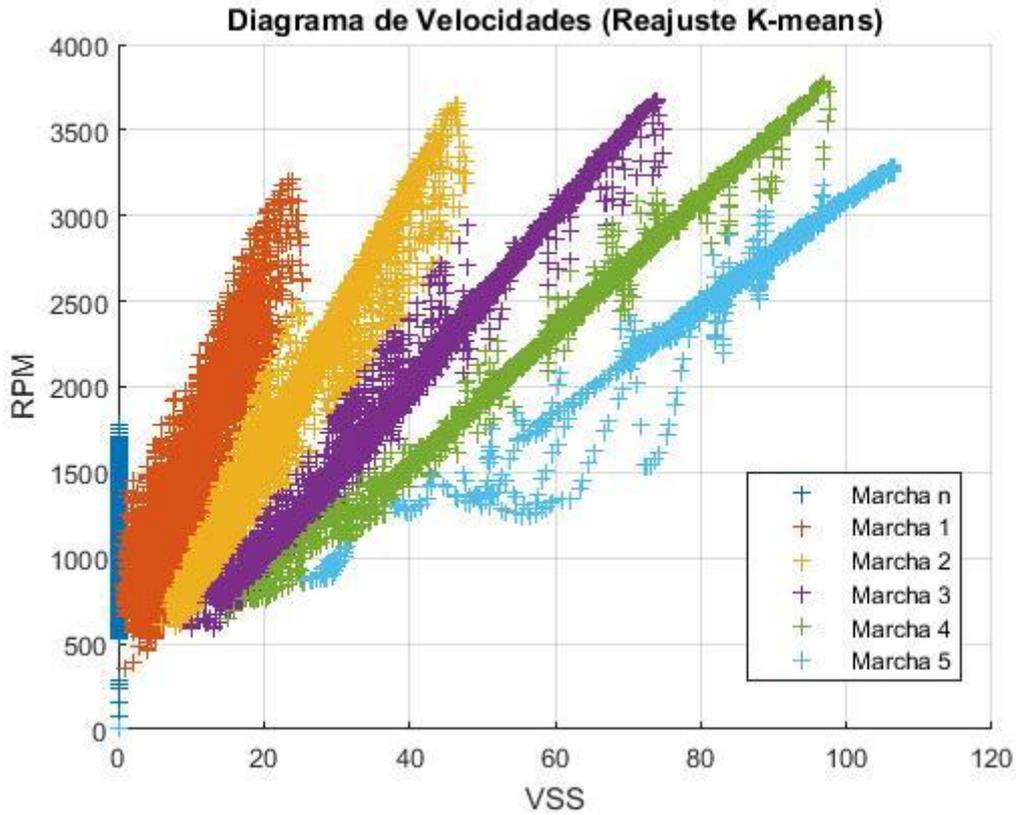


Figura 48: Visualización de reajuste en clasificación de datos k-means.

Una vez realizado la respectiva corrección conveniente para el caso de este estudio se muestra los resultados ya con un reajuste exitoso. Siendo esta la manera más adecuada para empezar un análisis de la maniobra de conducción denominada “arranque del vehículo”.

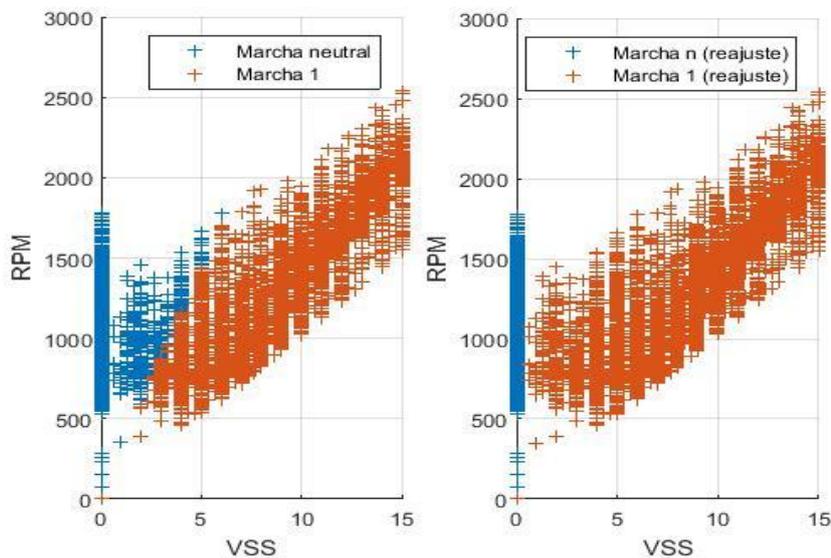


Figura 49: Reajuste k-means en base de la discriminación de información.

Una vez determinado una organización que se acerca más a la realidad se realiza la selección del arranque del vehículo, mediante la discriminación del VSS, en el cual se busca un valor de referencia de 0 Km/h ya que se encuentra el vehículo en reposo absoluto, hasta un valor en donde la velocidad empieza a descender o de no ser así exigir que termine al final de “Marcha uno”, quedando un resultado ideal como el que se muestra a continuación.

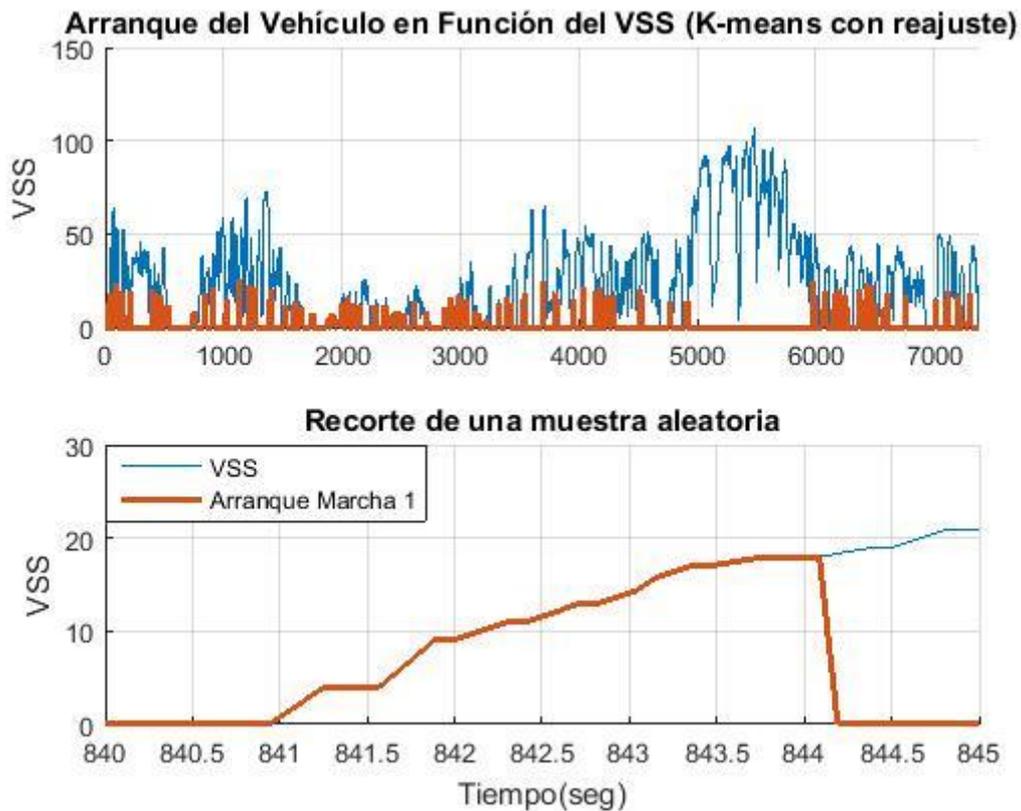


Figura 50: Resultados esperados en maniobra de arranque del vehículo mediante reajuste de clasificación de datos.

Ya filtrado aún más los datos los residuos se pueden apreciar con mucha más facilidad, la interpretación de los mismos es más clara ya que se cuenta con mayor cantidad de datos para un análisis completo, siendo así lo más adecuado para este paso en particular.



Figura 51: Comportamiento real de residuos en arranque del vehículo.

Un patrón encontrado en todos los residuos al momento de salir del reposo absoluto, es la visualización de un valle formado por el pedal del embrague ya que la relación (VSS/RPM) se rompe permitiendo así residuos que se alejan en comparación de los demás datos, es entonces que se interpreta la salida del vehículo hasta que estos residuos conlleven una línea de tendencia que se entiende como una marcha constante, entendiendo que los residuos no se alejan demasiado del punto de referencia 0.

Cabe recalcar que la búsqueda de un Arranque del vehículo implica la creación de un nuevo vector el cual contiene información de 0 y 1, en donde un 0 indica todo aquel dato que esta fuera de las condiciones de arranque, es decir, no interesa para el análisis de arranque, sin embargo, todo valor de 1 contiene información de arranque en donde se puede correlacionar con demás PID's para profundizar aún más un estudio completo.

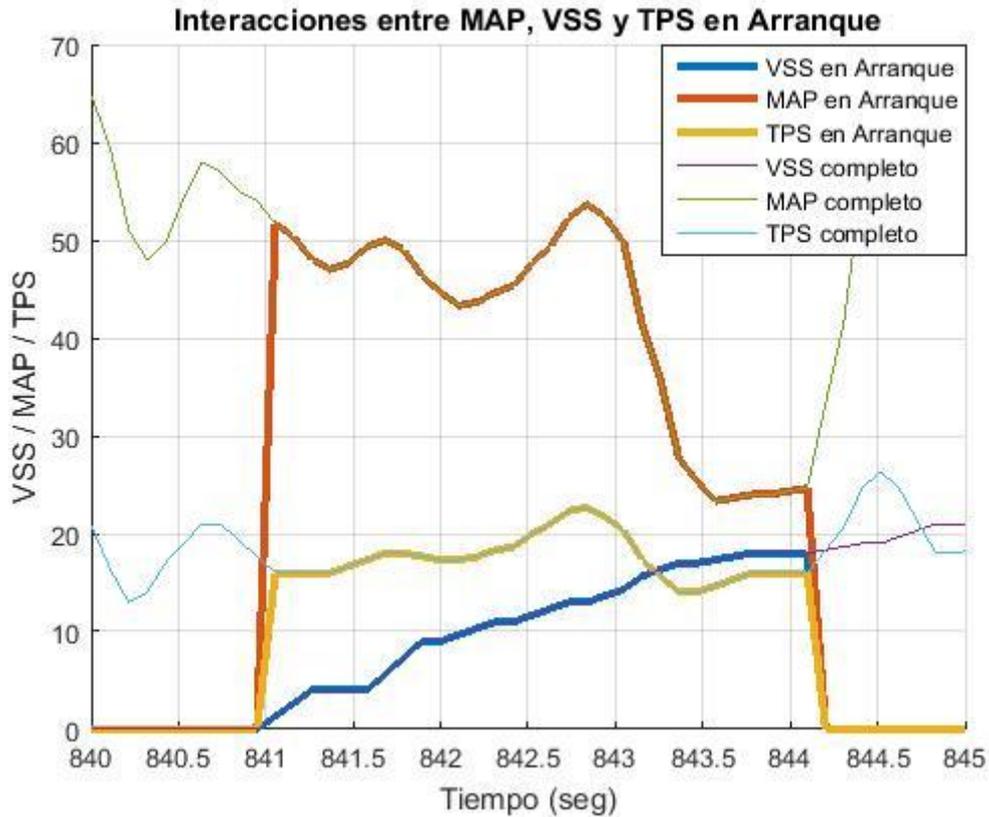


Figura 52: Visualización del comportamiento que se genera en arranque del vehículo en los sensores MAP, TPS y VSS.

Tabla 1: Visualización numérica de los sensores VSS, MAP y TPS de un arranque del vehículo que parte de un estado estacionario.

Cambios de marcha	VSS (Km/h)	MAP (Kpa)	TPS (%)
0	0	20	11
0	0	20	11
0	0	20	11
0	0	21.33333333	12.66666667
0	0	22.66666667	14.33333333
0	0	33	17.66666667
0	0	42	19.33333333
0	0	57.33333333	22.33333333
0	0	63.66666667	23.66666667
0	0	64.66666667	20.66666667
0	0	59.33333333	16.33333333
0	0	51	13
0	0	48	14
0	0	49.66666667	17
0	0	54.33333333	19
0	0	58	21
0	0	57	21

0	0	55	19.33333333
0	0	54	17.66666667
1	1.333333333	51.66666667	16
1	2.666666667	50.33333333	16
1	4	48	16
1	4	47	16
1	4	47.66666667	16.66666667
1	4	49.33333333	17.33333333
1	5.666666667	50	18
1	7.333333333	49	18
1	9	46.33333333	17.66666667
1	9	44.66666667	17.33333333
1	9.666666667	43.33333333	17.33333333
1	10.33333333	43.66666667	17.66666667
1	11	44.66666667	18.33333333
1	11	45.33333333	18.66666667
1	11.66666667	47.66666667	20
1	12.33333333	49.33333333	21
1	13	52.33333333	22.33333333
1	13	53.66666667	22.66666667
1	13.66666667	52.33333333	21.66666667
1	14.33333333	49.66666667	20.33333333
1	15.66666667	41.33333333	17.33333333
1	16.33333333	35.66666667	15.66666667
1	17	27.66666667	14
1	17	25.33333333	14
1	17.33333333	23.33333333	14.66666667
1	17.66666667	23.66666667	15.33333333
1	18	24	16
1	18	24	16
1	18	24.33333333	16
1	18	24.66666667	16
2	18.33333333	33.33333333	18.33333333
2	18.66666667	41.66666667	20.66666667
2	19	56	24.66666667
2	19	62	26.33333333
2	19.66666667	64.66666667	24.66666667

En vista que las escalas en el eje Y mantienen la misma magnitud, entonces se optó por relacionar estos tres PID's, siendo así una clara muestra de como se correlacionan en un arranque del vehículo partiendo de un reposo absoluto.

Cabe mencionar que el vehículo sometido a la primera prueba experimental está dotado con un cuerpo de aceleración motorizado, siendo así que el valor mínimo del porcentaje de apertura de la mariposa de aceleración no se mantenga en 0%, más bien se mantiene en un 11% de apertura, no obstante los sensores TPS y el MAP contienen información incluso antes de que el vehículo salga del reposo, debido a la sensibilidad de respuesta que contiene estos sensores, sin embargo, el sensor VSS tiene cierto retardo en medir su valor debido a que primeramente se debe romper todos los esfuerzos que existen desde la transmisión hasta llegar a las neumáticos, que retarda la lectura del sensor y por ende empieza después de los dos sensores antes mencionados en estas interacciones.

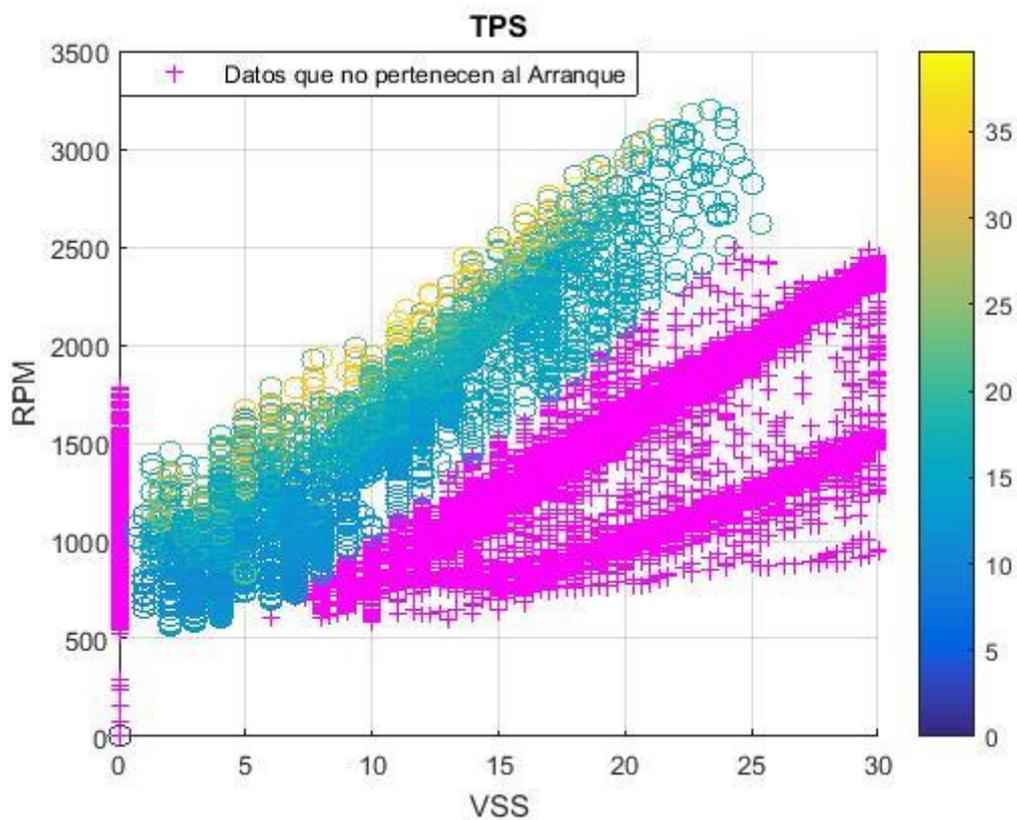


Figura 53: Comportamiento del sensor TPS en arranque del vehículo.

Por otro lado, es evidente que, al momento de salir de un estado estacionario del vehículo, se necesita ejercer una aceleración que por ende creará una depresión en el colector de admisión mucha más grande que la de presión de ralentí, para después tratar de estabilizarse dependiendo de la apertura de la mariposa de aceleración que permitirá más ingreso de aire hacia el colector de admisión.

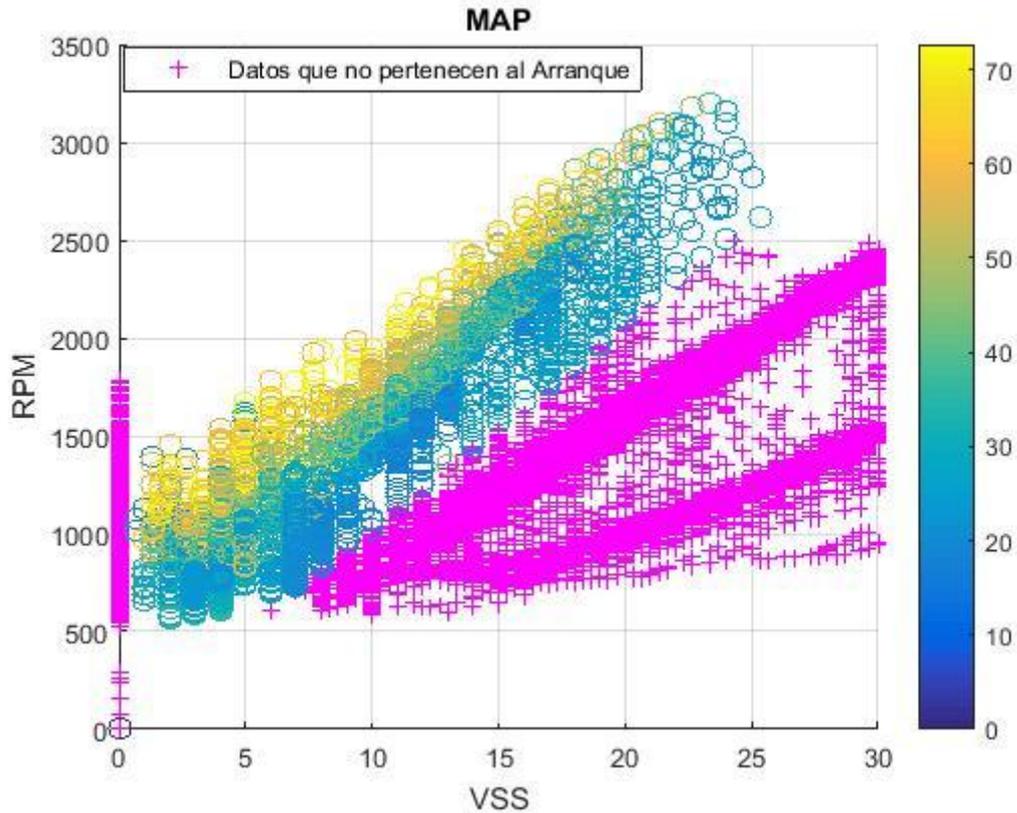


Figura 54: Comportamiento del sensor MAP en arranque del vehículo.

De igual manera en las interacciones en donde se unen la sonda lambda y los ajuste de combustible de corto y largo plazo, se bosqueja los datos pertenecientes al arranque del vehículo, en donde admira el sensor O₂ que está por arriba de los 0.45v que se interpreta como una mezcla rica en donde no se logra quemar todo el combustible que estuvo dentro del cilindro dando paso a HC (Hidrocarburos no Combustionados) mientras que la corrección de combustible a corto plazo que se dan en ese instante no tiene significancia en el arranque, contrario al ajuste de combustible a largo plazo en donde exige al sistema suministrar de más combustible por medio de mayor tiempo de apertura del inyector.

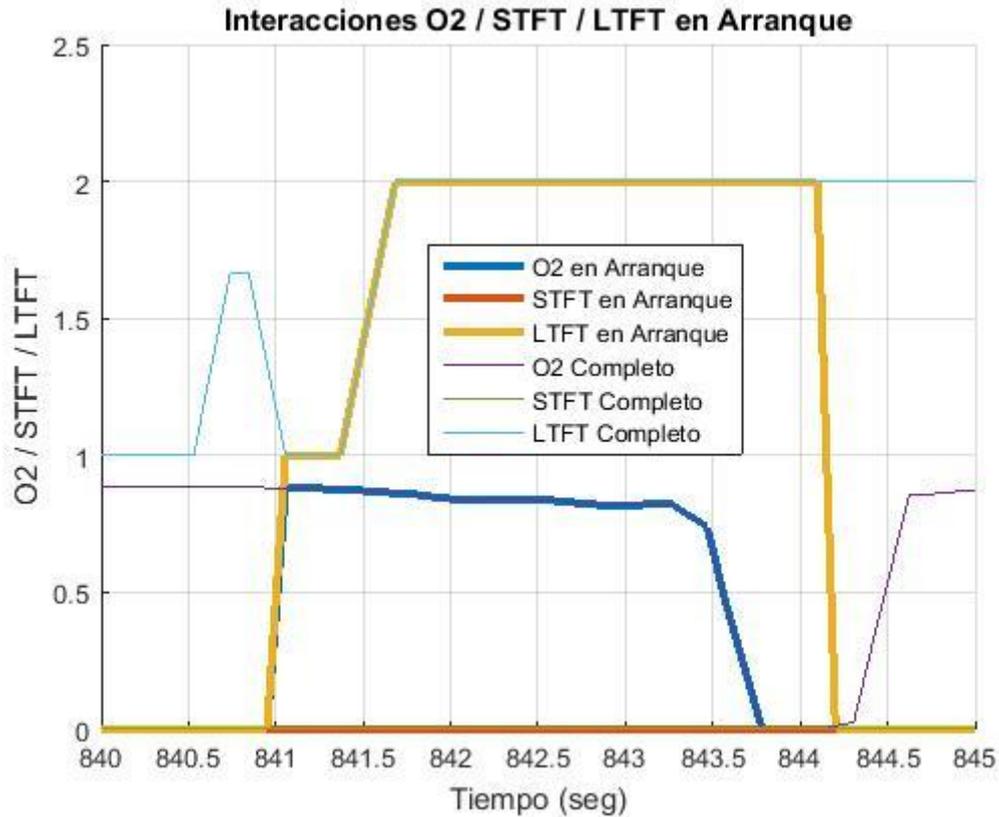


Figura 55: Visualización del comportamiento que se genera en arranque del vehículo en el sensor O2 y las correcciones de combustible.

Tabla 2: Visualización numérica del sensor O2 y los ajustes de corrección de combustible de un arranque del vehículo que parte de un estado estacionario.

Cambios de marcha	O2 (V)	STFT (%)	LTFT (%)
0	0.833333333	0	6.66666667
0	0.835	0	6.66666667
0	0.835	0	7.33333333
0	0.833333333	0	6.33333333
0	0.831666667	0	4.66666667
0	0.831666667	0	2.33333333
0	0.833333333	0	1.66666667
0	0.853333333	0	1
0	0.871666667	0	1
0	0.888333333	0	1
0	0.886666667	0	1
0	0.886666667	0	1
0	0.888333333	0	1
0	0.888333333	0	1
0	0.886666667	0	1
0	0.885	0	1.33333333

0	0.885	0	1.666666667
0	0.883333333	0	1.666666667
0	0.881666667	0	1.333333333
1	0.88	0	1
1	0.88	0	1
1	0.878333333	0	1
1	0.876666667	0	1
1	0.871666667	0	1.333333333
1	0.868333333	0	1.666666667
1	0.861666667	0	2
1	0.858333333	0	2
1	0.848333333	0	2
1	0.841666667	0	2
1	0.836666667	0	2
1	0.838333333	0	2
1	0.84	0	2
1	0.84	0	2
1	0.836666667	0	2
1	0.833333333	0	2
1	0.825	0	2
1	0.82	0	2
1	0.816666667	0	2
1	0.818333333	0	2
1	0.821666667	0	2
1	0.823333333	0	2
1	0.781666667	0	2
1	0.738333333	0	2
1	0.463333333	0	2
1	0.231666667	0	2
1	0	0	2
1	0	0	2
1	0	0	2
1	0	0	2
2	0.013333333	0	2
2	0.026666667	0	2
2	0.31	0	2
2	0.58	0	2
2	0.853333333	0	2

En otras palabras, siempre que se inicie un arranque se empieza con mezcla rica y conforme el tiempo avance esta deja de mantenerse en rica hasta un punto en donde termina la exigencia de combustible (en el proceso de arranque no existe fluctuaciones progresivas en la lectura del sensor O2) ya que se necesita de mayor tiempo de

inyección y de acuerdo la información que envié la Sonda Lambda los ajustes se puede corregir mediante un lazo cerrado que es como trabaja la comunicación entre la dosificación de la mezcla aire-combustible y la lectura del O₂.

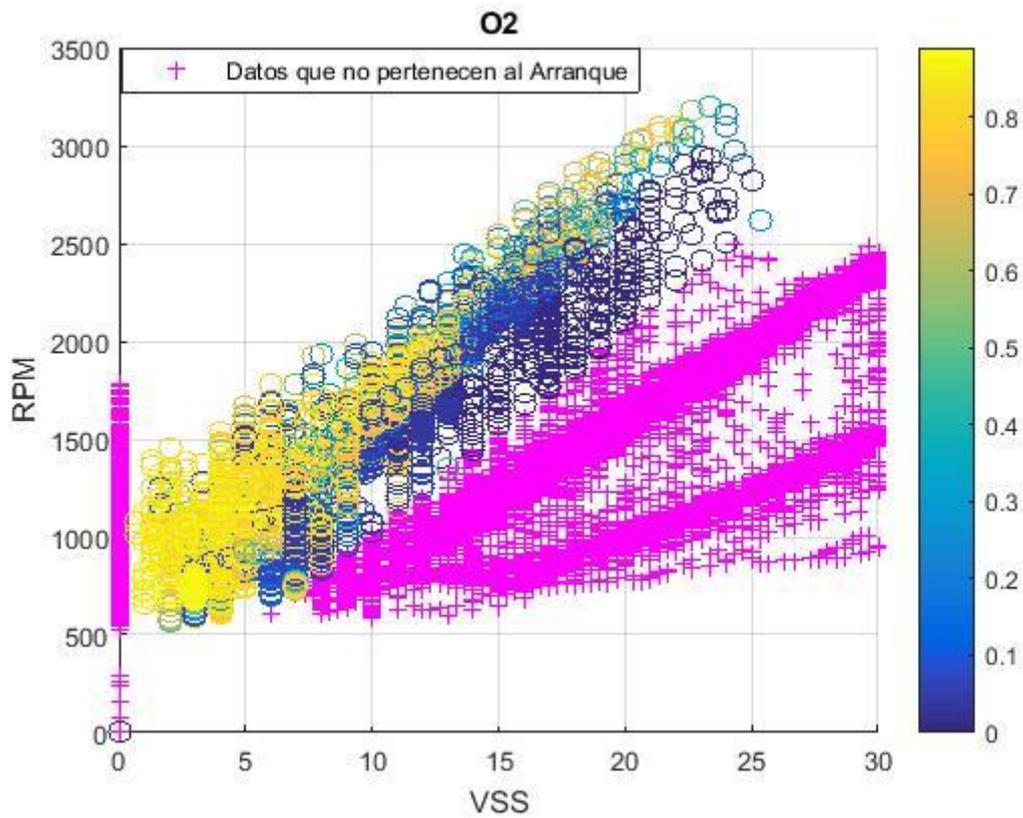


Figura 56: Comportamiento del sensor O₂ en arranque del vehículo.

Para mejorar aún más la visualización de donde se aplican los arranques en la prueba experimental, se considera el diagrama de velocidades en el cual se logra observar los diferentes puntos en donde existe un arranque.

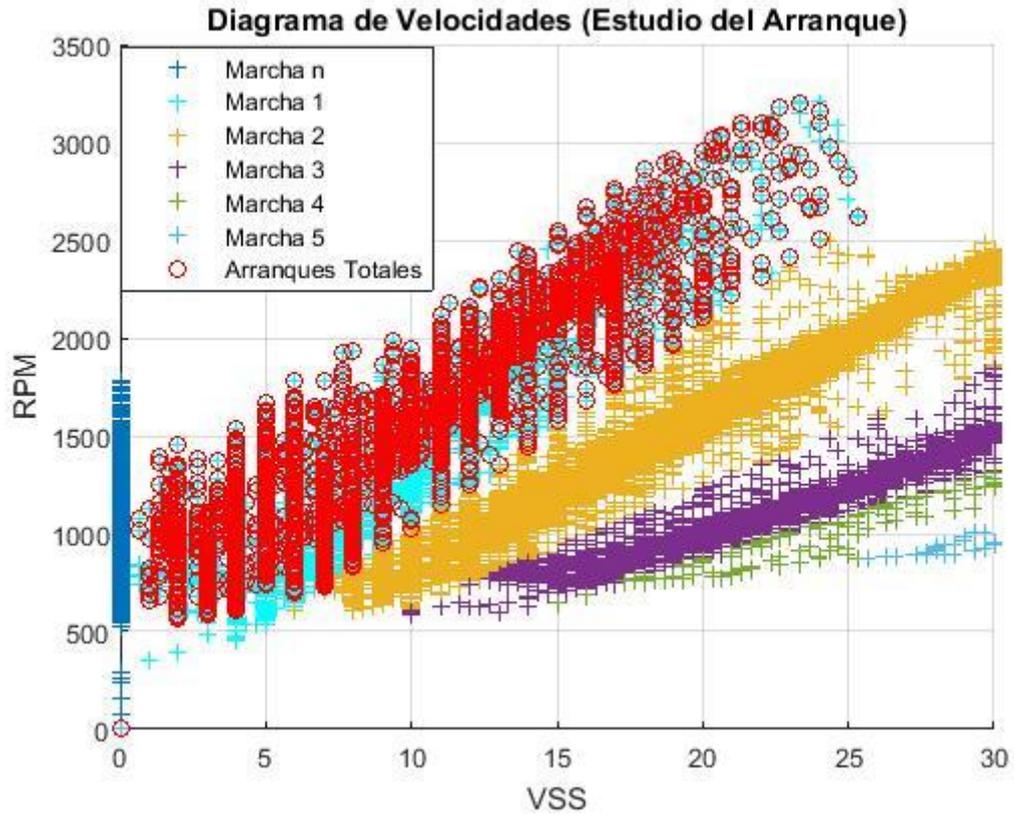


Figura 57: Introducción de todos los arranques del vehículo encontrados en la prueba experimental.

Basado en el rango de análisis puntual en donde se realiza el estudio de arranque del vehículo permitiendo así un bosquejo preciso de como se comporta el VSS y las RPM en el Diagrama de Velocidades en un solo arranque.

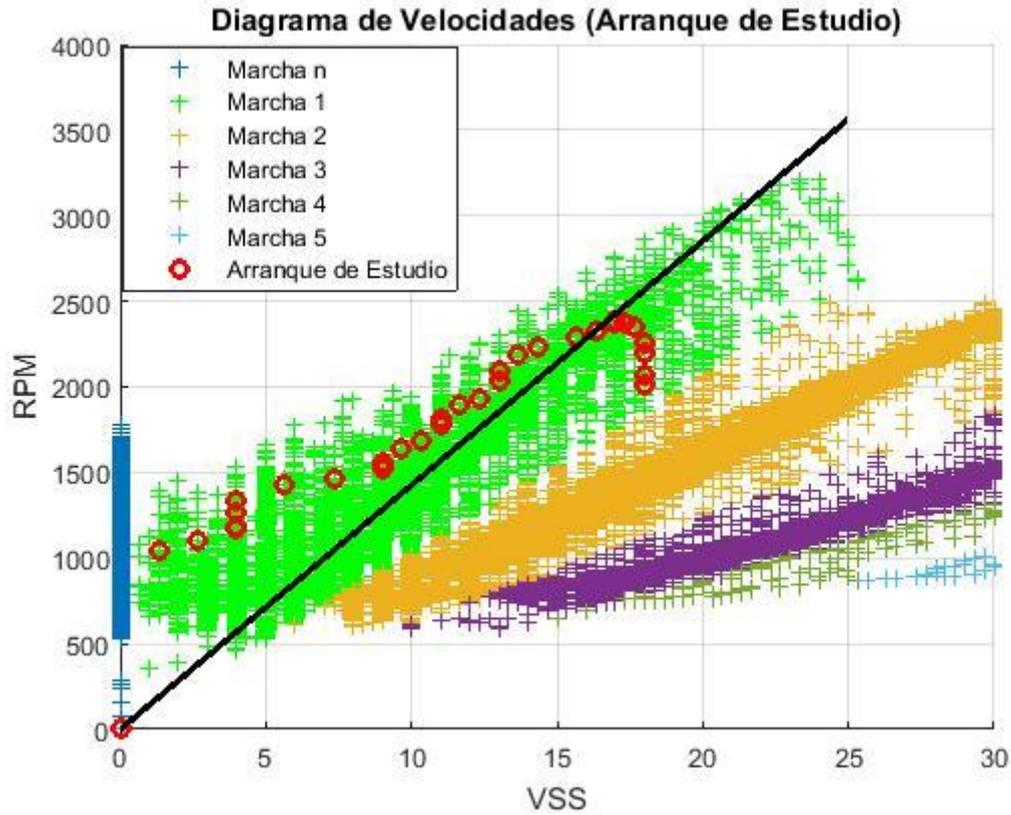


Figura 58: Visualización del arranque del vehículo en estudio.

Es así como las gráficas expuestas con anterioridad explican de manera convincente el comportamiento del arranque del vehículo, y facilitan la comprensión de esta maniobra de conducción. En los residuos de arranque del vehículo se resalta el arranque de estudio de interés para tener una idea de como se genera la dispersión de los datos, se visualiza en la Figura 59 aquellos datos.

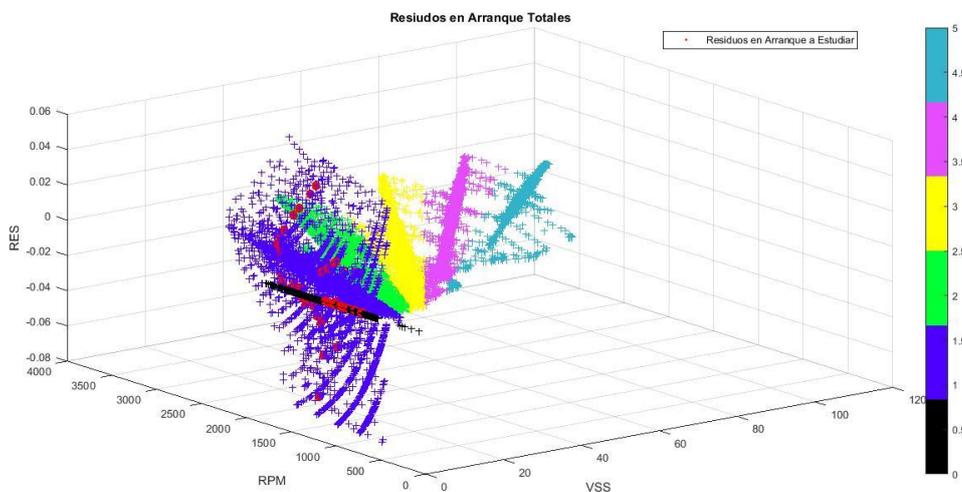


Figura 59: Residuos en todos los arranques del vehículo más implementación del arranque en estudio.

Seguidamente del comportamiento de la relación (VSS/RPM) en función del tiempo y de la apertura de la mariposa de aceleración que nos aporta con la información necesaria para las siguientes maniobras a estudiar dando datos de dispersión aún más interesantes que sin duda el estudio será aún más exhaustivo en vista de la cantidad masiva de datos que se lograron conseguir gracias a la frecuencia de muestreo del Freematics One+.

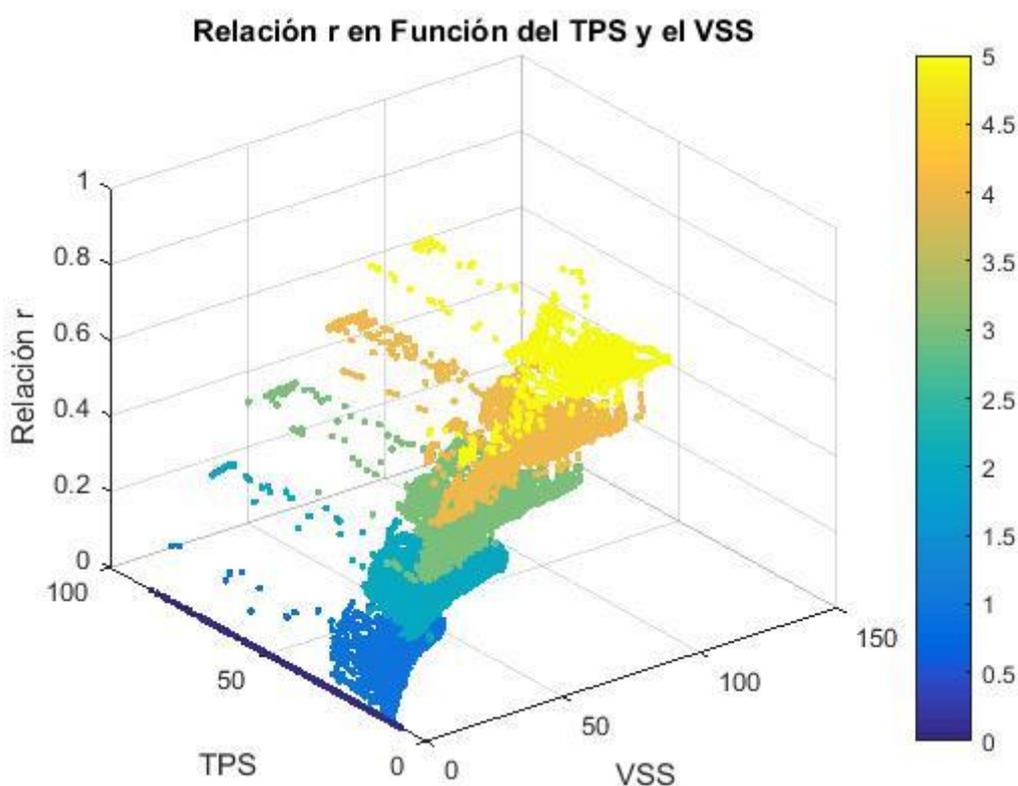


Figura 60: Interpretación de la relación r en base del sensor VSS y TPS.

Trabajando también con el Tiempo en que se demora la prueba experimental se puede visualizar aún más información que de como se da cada arranque en función del tiempo permitiendo así una idea del modo de comportamiento y la existencia de patrones casi similares.

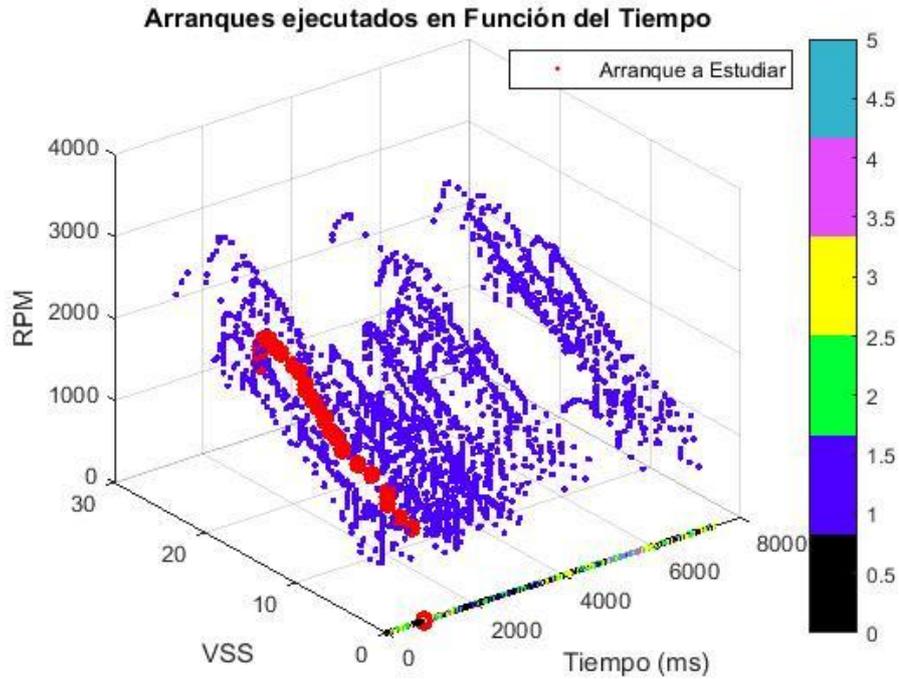


Figura 61: Arranques del vehículo encontrados en función del tiempo.

Finalmente, demostrar la velocidad de los arranques en función del tiempo y bajo las condiciones de arranque del vehículo se mantiene una visualización muy precisa y fácil de interpretar según demuestra a continuación.

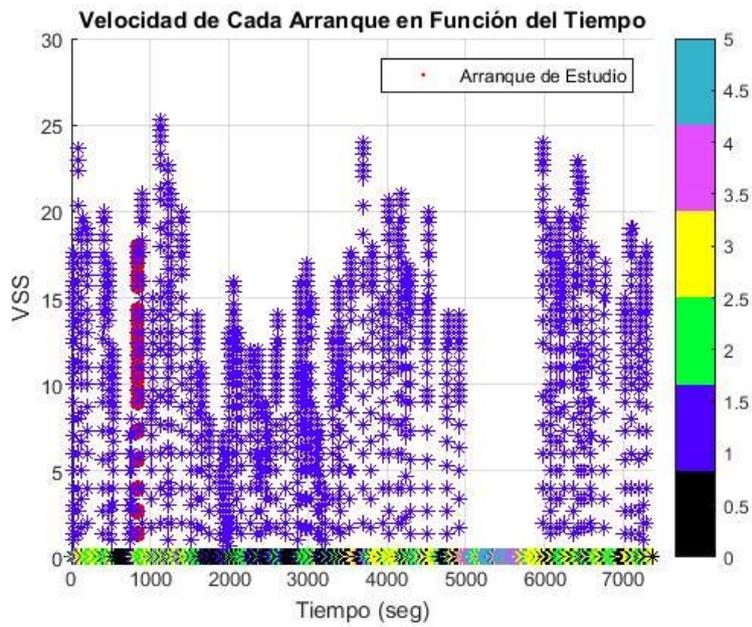


Figura 62: Visualización de velocidades máximas en función de los arranques del vehículo encontrados.

8. ESTUDIO CENTRADO AL FRENO MOTOR APLICADO A UNA PRUEBA EXPERIMENTAL

Las condiciones para el estudio de esta categoría se basan en la discriminación de datos en función del TPS, MAP, RPM y VSS principalmente, en donde se aplican criterios de aplicación de un freno motor en donde no interactúa el TPS y el MAP está por debajo de la de ralentí y las revoluciones del motor son diferentes a la de ralentí.

Entonces la velocidad no siempre será diferente de cero ya que existirán circunstancias en donde el freno motor se contemple con un freno normal en donde si existen ocasiones que el vehículo llegue a un estado de reposo absoluto.

Según como se generan los residuos en la aplicación de un freno motor, se distinguen dos patrones diferentes que se dan, el primero es con una velocidad en la cual es diferente de 0, es entonces que la mayoría de los datos extraídos para el freno motor tiene un comportamiento en donde los datos no se dispersan lo suficiente hasta la aplicación de un desembragado o no dependiendo del usuario en las circunstancias de manejo. El segundo patrón que se da en el freno motor, es cuando la velocidad llega a 0 que se contempla con un freno normal ya que este freno parte de una velocidad distinta de cero hasta llevar al vehículo en un estado de reposo absoluto, de igual manera es aquí la intervención de un cambio para bajar el cambio hasta la posición del neutro en donde necesariamente se aplica el proceso de desembragado y embragado para el cambio de marcha, es por esto que los residuos en esta caso se dispersan de los demás ya que se corta la relación de r y presenta cambios en función del tiempo.

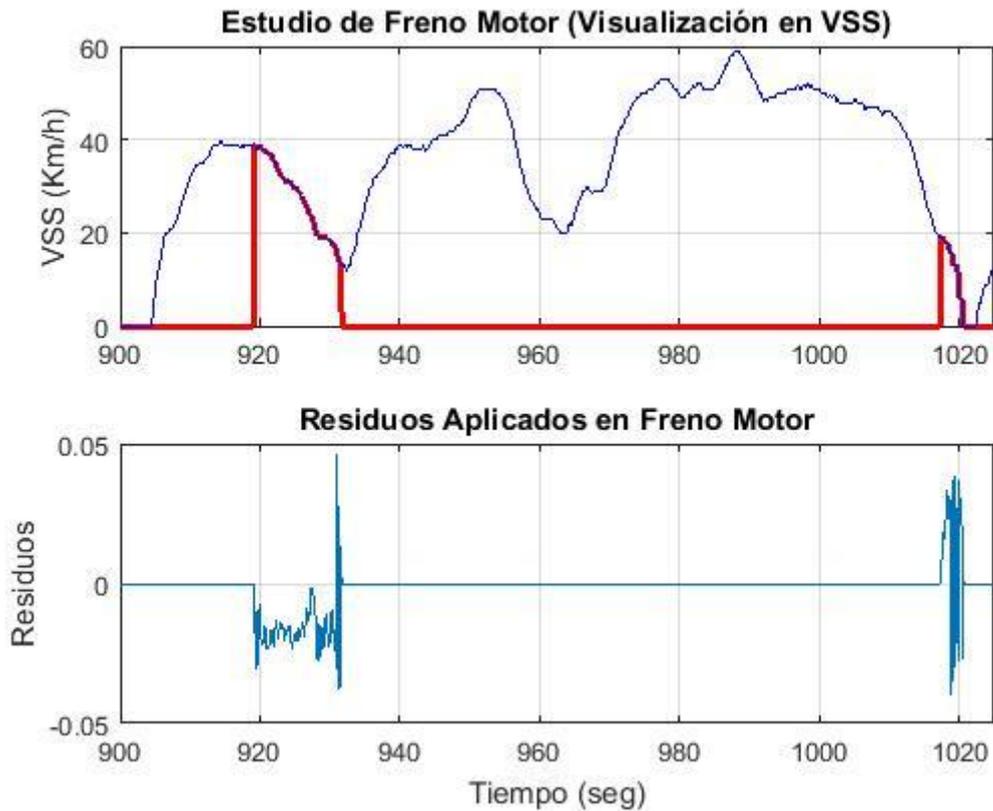


Figura 63: Búsqueda y visualización del freno motor en función de la velocidad del vehículo.

Con las interacciones de los demás sensores justo en estas circunstancias, se visualiza claramente que el TPS actúa de manera descendente hasta su valor más bajo, que dependiendo del vehículo 0% es la apertura de la mariposa de aceleración en un sistema convencional o de un 11% de apertura de la mariposa de aceleración en cuerpo de aceleración motorizados, el sensor MAP registra valores por debajo de la presión absoluta del colector de admisión en ralentí y la velocidad del vehículo obtiene valores descendientes hasta llegar a un punto donde comienza a ascender los datos o hasta que llego a un valor de 0 km/h.

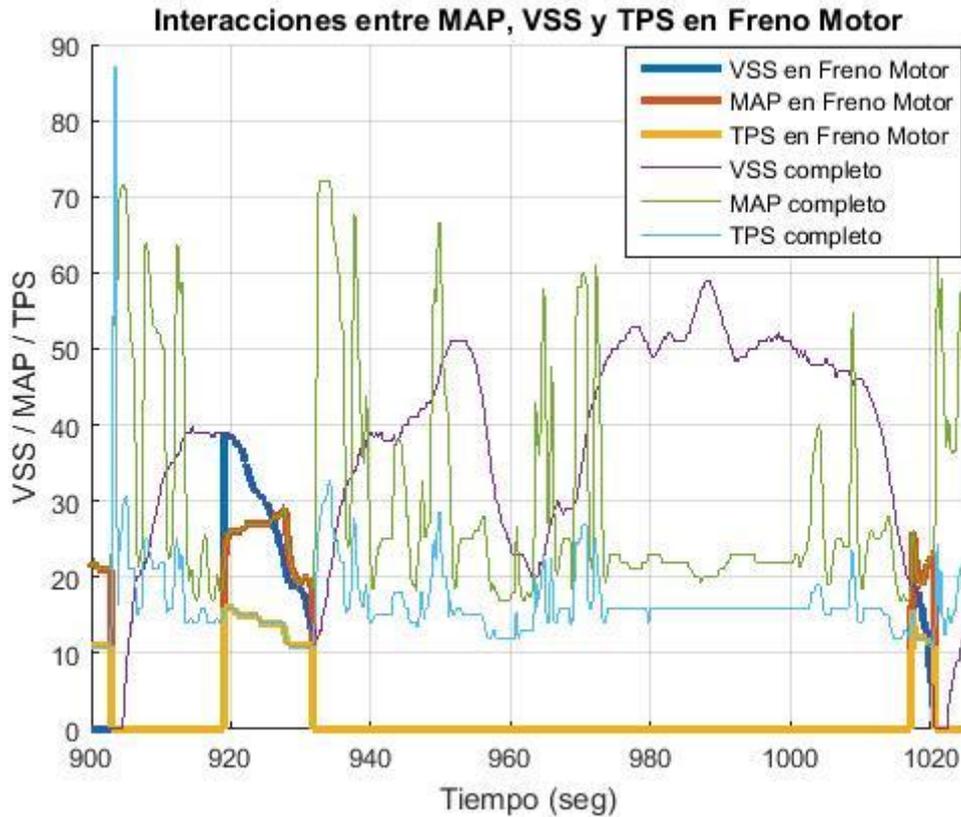


Figura 64: Visualización del comportamiento que se genera en el freno motor en los sensores MAP, TPS y VSS.

Tabla 3: Visualización numérica de los sensores VSS, MAP y TPS de un freno motor.

Cambios de marcha	VSS (Km/h)	MAP (Kpa)	TPS (%)
3	39	20	15.33333333
3	39	21	15.66666667
3	39	22.66666667	16
3	39	23.33333333	16
3	38.66666667	24.33333333	16
3	38	26	16
3	38	26	15.66666667
3	38	26	15.33333333
3	37.66666667	26	15
3	37.33333333	26	15
3	37	26	15
3	37	26	15
3	31	27	15
3	31	27	14.66666667
3	31	27	14.33333333
3	31	27	14
3	31	27	14
3	23.66666667	28.33333333	14

3	23.33333333	28.66666667	14
3	22.66666667	29	13.66666667
3	22.33333333	29	13.33333333
3	21.66666667	29	12.66666667
3	21.33333333	29	12.33333333
3	20.66666667	27.66666667	11.66666667
3	20.33333333	26.33333333	11.33333333
3	19.66666667	24.33333333	11
3	19.33333333	23.66666667	11
2	14.33333333	19.66666667	11
2	13.66666667	19.33333333	11
2	13	18.66666667	11
2	13	18.33333333	11
2	13	18.66666667	11.33333333
2	13	19.33333333	11.66666667
2	13	22.33333333	13.33333333
2	13	24.66666667	14.66666667
2	12.66666667	34.66666667	18
2	12.33333333	42.33333333	20

Por otro lado, las interacciones que se dan en las correcciones de combustible y el sensor O₂ cuando se aplica un freno motor, en donde la sonda lambda registra valores mínimos que se interpreta como mezcla pobre, ya que dependiendo de los sistemas que contenga el vehículo, incluso se puede cortar la inyección para el ahorro de combustible y eliminar (por periodos de tiempo que se demore el freno motor) emisiones de gases contaminantes ya que no tendrá que combustionar dentro del cilindro por la falta de combustible, teniendo así valores altos de oxígeno en el escape que se interpreta como mezcla muy pobre.

El comportamiento de las correcciones de combustible, bajo los criterios expuestos con anterioridad dan a entender que el ajuste de combustible de corto plazo es 0 ya que no contiene combustible que dar correcciones, cabe recalcar que en la Figura 65 existe ruido en donde solo un dato no se mantiene siguiendo la configuración anterior, sin embargo, en la Figura 64 se observa que después de haber aplicado un freno motor, este vuelve a acelerar para seguir con la marcha, es entonces que antes que se acelere el

motor, el ajuste de combustible de largo plazo influye, ya que inyecta por más tiempo combustible, permitiendo valores de O2 más elevados.

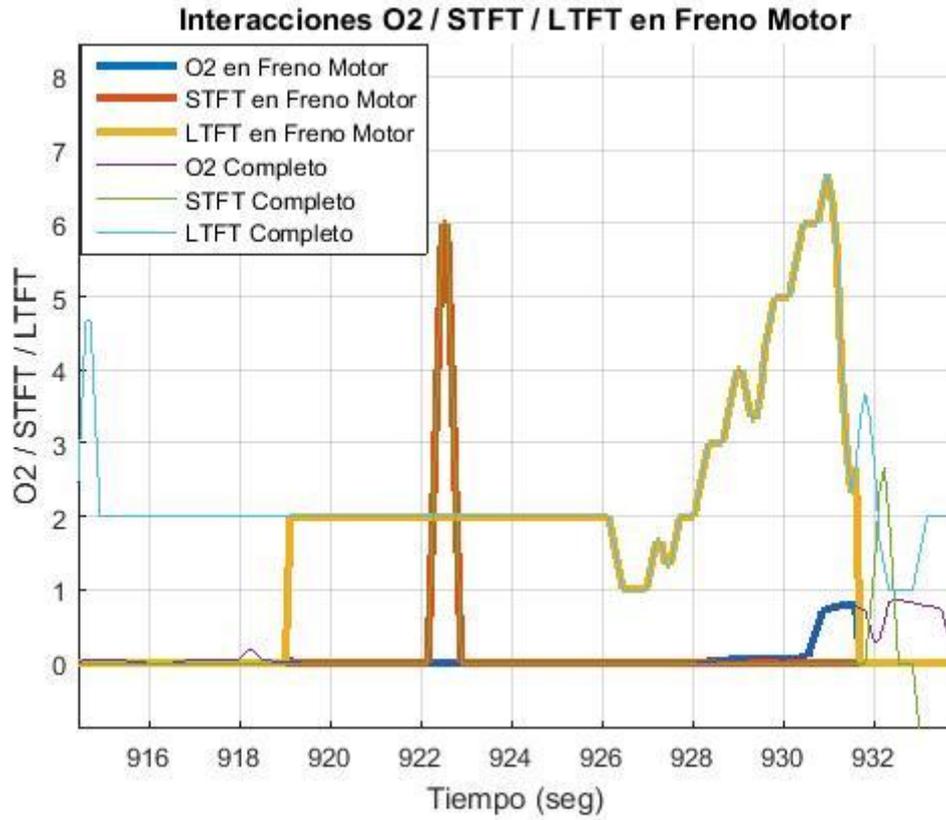


Figura 65: Visualización del comportamiento que se genera en el freno motor en el sensor O2 y las correcciones de combustible.

Tabla 4: Visualización numérica del sensor O2 y las correcciones de combustible de un freno motor.

Cambios de marcha	O2 (V)	STFT (%)	LTFT (%)
3	0.023333333	0	2
3	0.026666667	0	2
3	0.021666667	0	2
3	0.013333333	0	2
3	0.003333333	0	2
3	0	0	2
3	0	0	2
3	0	0	2
3	0	0	2
3	0	0	2
3	0	0	2

3	0	0	2
3	0	0	2
3	0	0	2
3	0	0	2
3	0	0	2
3	0	0	1.666666667
3	0	0	1.333333333
3	0	0	1.333333333
3	0	0	1.666666667
3	0	0	2
3	0	0	2
3	0	0	2
3	0	0	2
3	0.005	0	2.333333333
3	0.01	0	2.666666667
2	0.785	0	4
2	0.79	0	3
2	0.786666667	0	2.333333333
2	0.778333333	0	2.666666667
2	0.743333333	0	3.333333333
2	0.716666667	0	3.666666667
2	0.483333333	0.666666667	3.333333333
2	0.276666667	1.333333333	2.666666667
2	0.316666667	2.333333333	1.666666667
2	0.563333333	2.666666667	1.333333333

Los frenos de motor aplicado durante una prueba experimental se logran visualizar de mejor manera en el diagrama de velocidades en donde se evidencia la aplicación del freno a diferentes velocidades y revoluciones del motor.

Para análisis se elige un freno motor de estudio escogido de la prueba experimental en donde se observan todas las veces que se aplica esta maniobra de conducción.

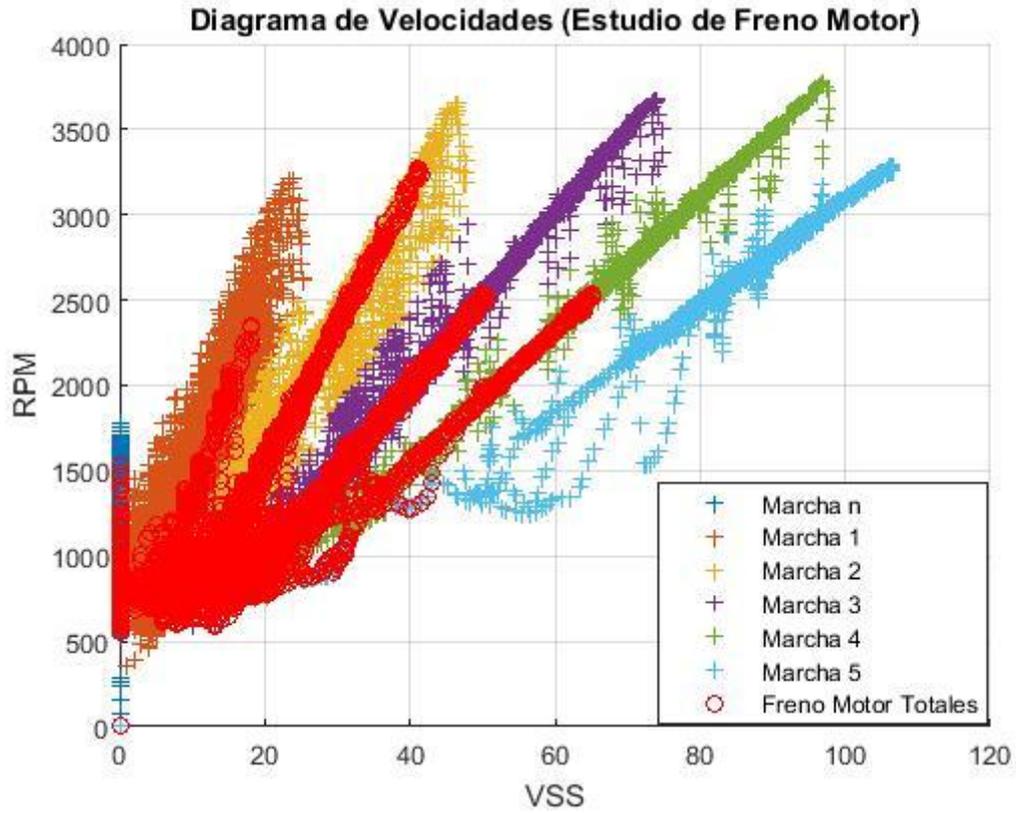


Figura 66: Introducción de todos los frenos motor encontrados en la prueba experimental.

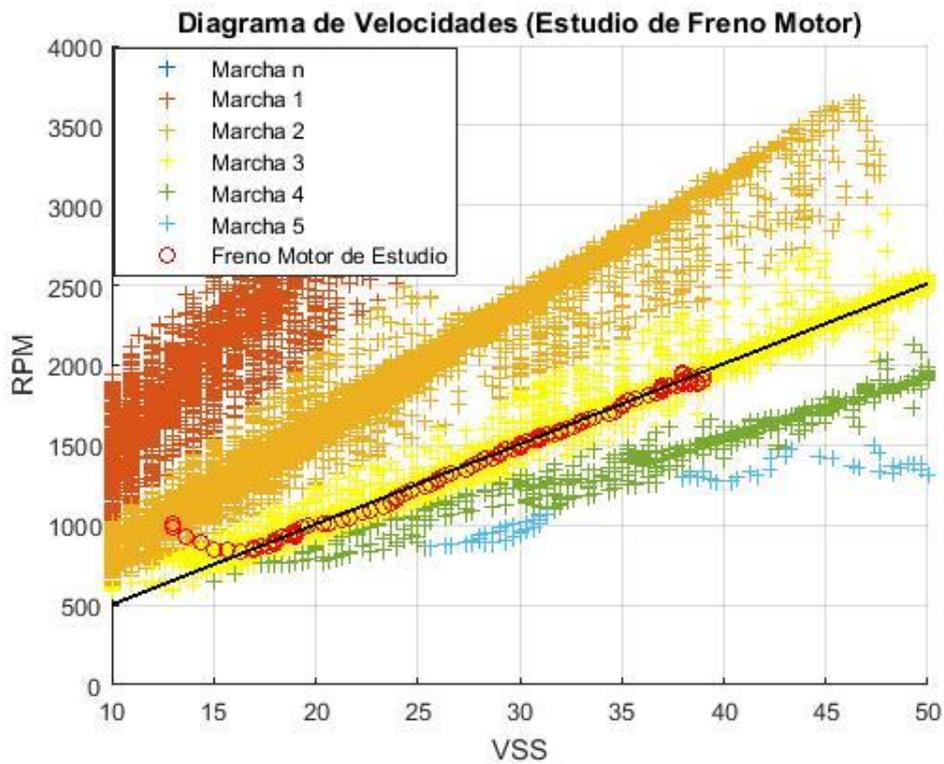


Figura 67: Visualización del freno motor en estudio.

Los residuos generados a lo largo del trayecto, se obtiene la visualización de dispersión de datos con respecto a los demás, interpretando así los diferentes efectos que se dan con respecto a las marchas en donde intervienen algún freno motor.

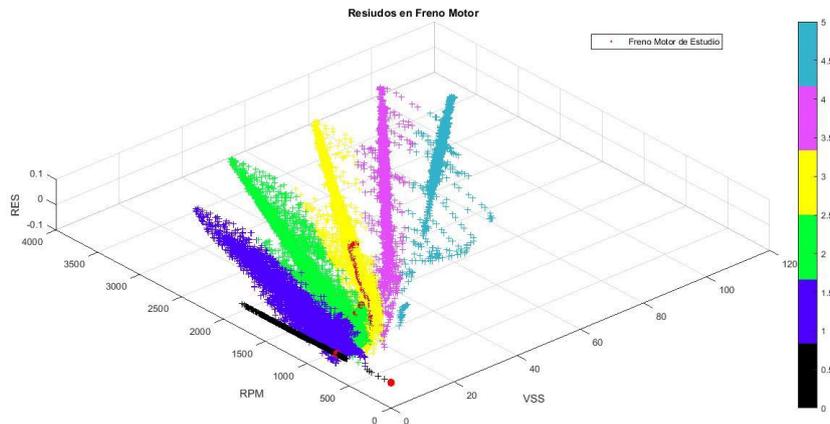


Figura 68: Residuos en todos los frenos motor del vehículo más implementación del freno motor de estudio.

Y según el tiempo empleado en la prueba también se obtendrá información basado en el instante en donde se ejecuta dicha maniobra de estudio, teniendo en cuenta que los frenos de motor se realizan en presencia de una marcha seleccionada, en la siguiente gráfica se visualiza lo antes expuesto.

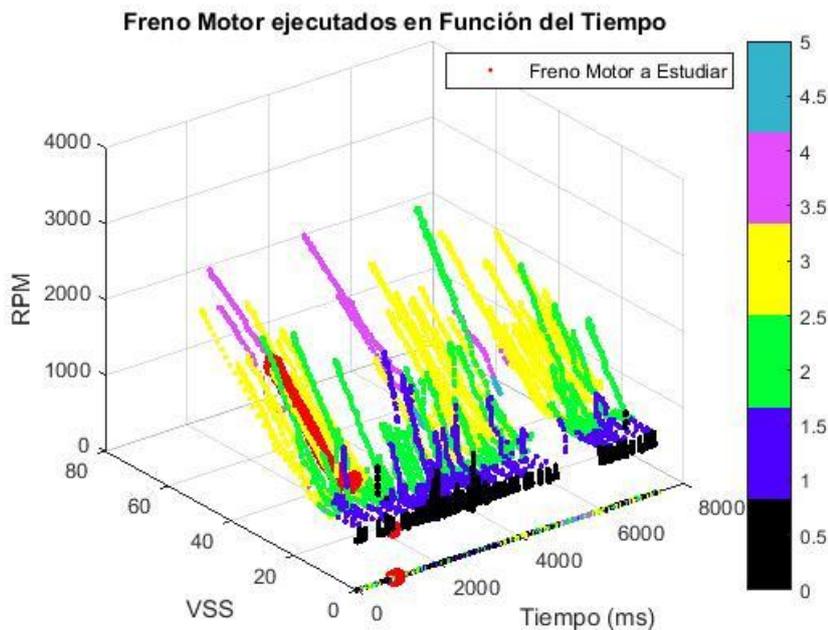


Figura 69: Freno motor encontrados en función del tiempo.

9. ESTUDIO CENTRADO EN LA BÚSQUEDA DE CAMBIOS DE MARCHA EN UNA PRUEBA EXPERIMENTAL

Para comenzar el estudio de búsqueda de cambios en la prueba experimental, se identifica la mejor opción de análisis, la visualización de la relación (VSS / RPM) en donde claramente se logra observar que se contiene un patrón por cada cambio efectuado en donde existe mayor aglomeración de datos cuando una marcha se mantiene constante por un determinado tiempo, sin embargo, también contienen datos en el transcurso de cambio de marcha que es en donde se centra el estudio antes mencionado.

En la siguiente imagen se considera un rango de tiempo prudente en donde se admira con más claridad la información de todas las marchas ejecutadas.

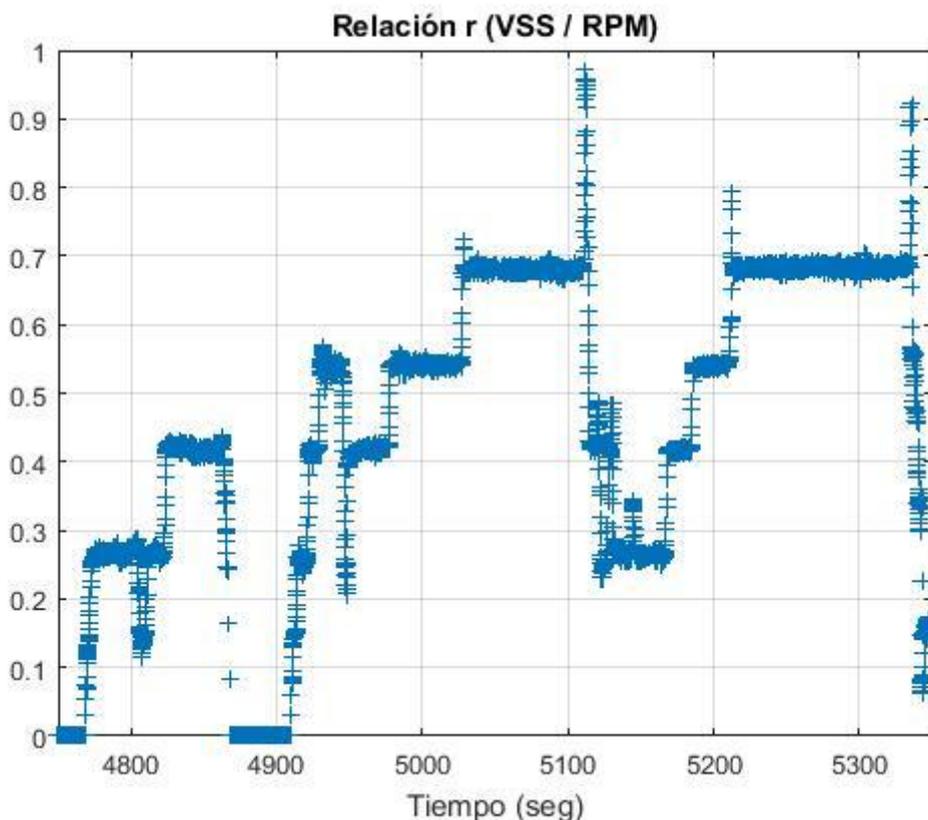


Figura 70: Visualización de la relación (VSS / RPM)

Una vez que se logró comprender por donde se inicia el estudio de cambio de marcha es posible incluir los cambios efectuados para mayor facilidad de comprensión dando como resultado la siguiente Figura 71.

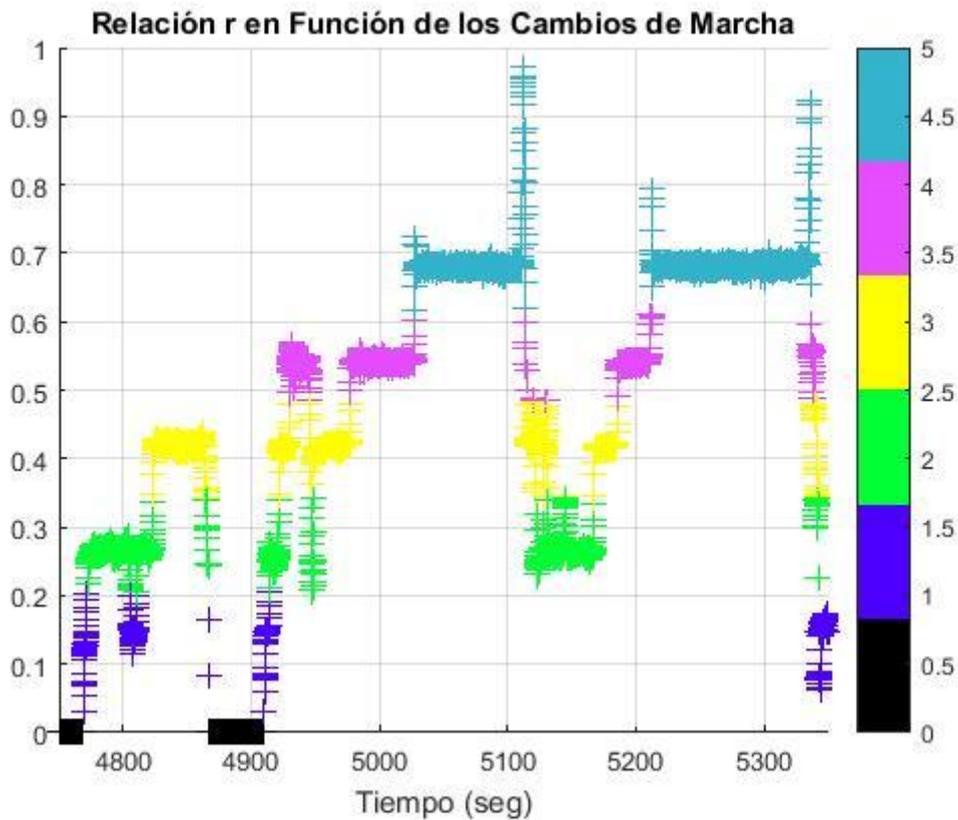


Figura 71: Interpretación de marchas en función de la relación (VSS / RPM).

Dado que en cada marcha ejecutada existe una dispersión de datos que dependiendo de las circunstancias de manejo estas pueden estar muy separadas de las demás, se optó por un método de estadística descriptiva en donde se busca la desviación estándar en cada marcha ejecutada tratando así de discriminar datos que se encuentran muy dispersos de la mediana que se obtiene de cada marcha, es entonces que la visualización de estos datos es más apreciable a simple vista.

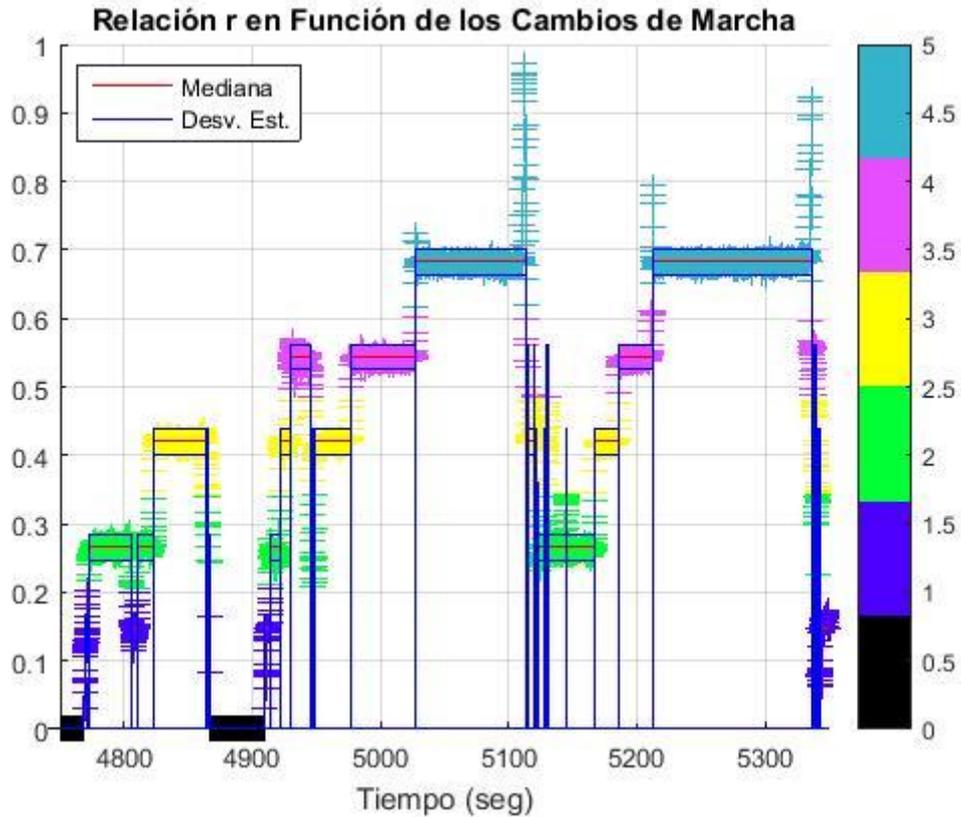


Figura 72: Desviación estándar en marchas en función de la relación (VSS / RPM).

En constancia de la diversidad de datos en cada marcha aplicada y la información que contiene, es sencillo determinar a simple vista algún evento que se intervenga que no pertenezca a una marcha, en donde se contempla la existencia de datos que sobresale de la desviación estándar que se sobreentiende como la frontera en donde la marcha se lleva a cabo, siendo así diversas las causas que aporten a un comportamiento inadecuado según las maniobras de conducción que aplique el usuario.

Otra de la forma de visualizar lo antes expuesto, es trabajando en el Vector de la relación (VSS / RPM), donde basta aplicar un análisis de residuos para constatar la existencia de datos alejados de la media que se interpretaría de mejor manera la intervención de otro evento en nuestro caso de estudio.

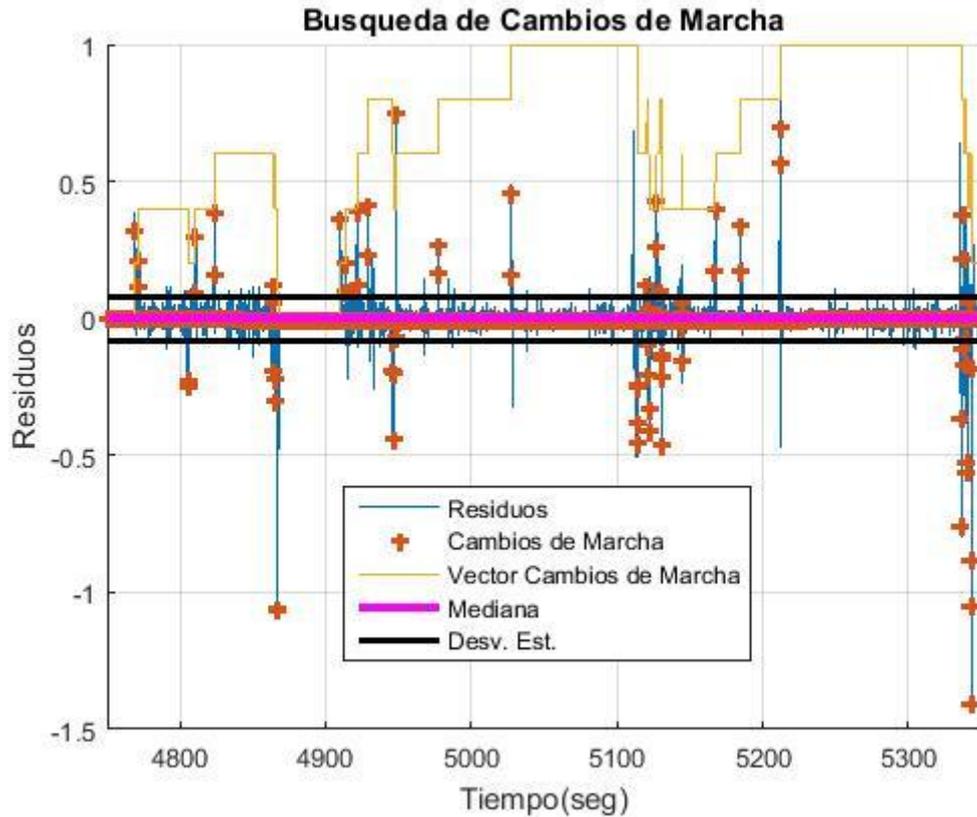


Figura 73: Interpretación de cambios de marchas efectuados en el vehículo con ayuda de residuos aplicado en la relación (VSS / RPM) y desviación estándar para discriminación de datos.

Es aquí donde cambia la perspectiva de la visualización, ya que los eventos que se presentan en la prueba experimental son más susceptibles a distorsiones según se ejecuten las diferentes marchas, facilitando así la búsqueda de cambios ejecutados que es el punto de interés en este estudio.

Una vez encontrado los cambios efectuados se procede a almacenarlos en un vector, el cual está listo para utilizarlo en cualquier tipo de análisis, como por ejemplos la visualización de todos los cambios efectuados en función del VSS y de las RPM.

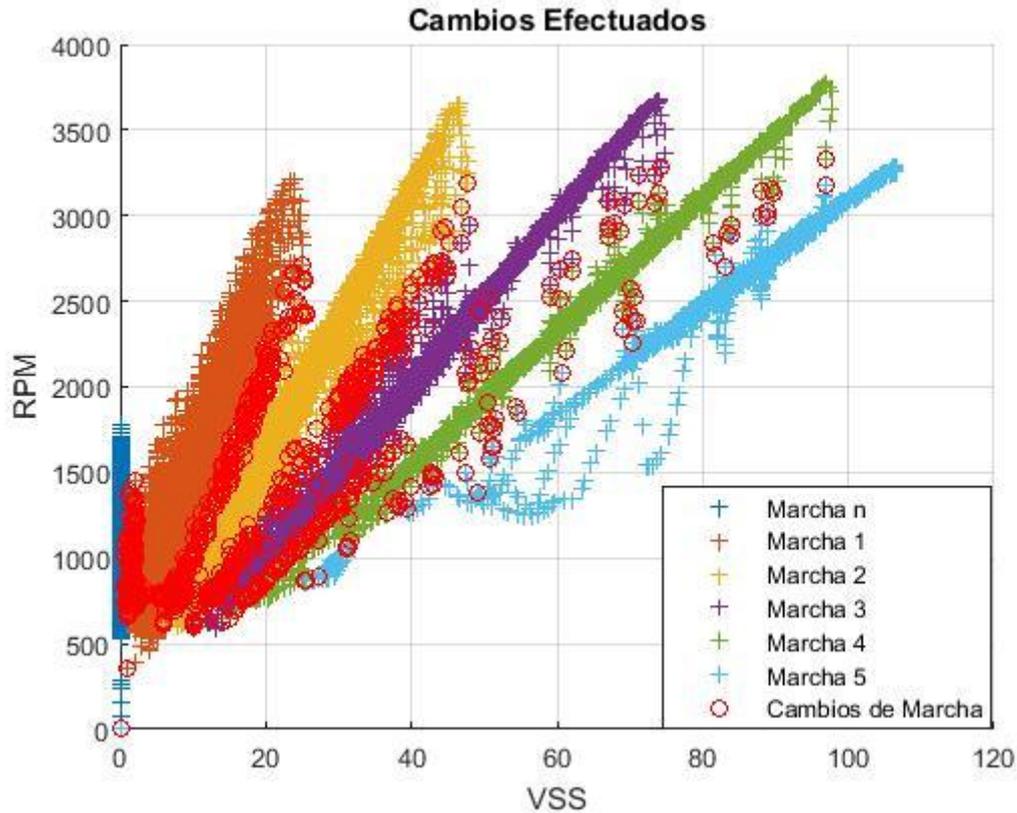


Figura 74: Cambios de marcha efectuados en prueba experimental.

Las intervenciones de demás vectores de estudio, para la visualización de los comportamientos de los diferentes sensores cuando se producen los cambios de marchas proveen aún más información que se puede utilizar para diversos análisis en donde las dudas que existen al momento de ejecutar un cambio de marcha se pueden solventar gracias al análisis de residuos realizado y al “vector de búsqueda de cambios” creado en Matlab®.

En este caso en particular se logra visualizar que a bajas revoluciones la lectura de la sonda Lambda está cerca de 1v, lo que indica que la mezcla rica se hace presente mientras que a mayores revoluciones y velocidades está lectura marca cerca de los 0v, en donde la mezcla vendría a ser pobre para este análisis

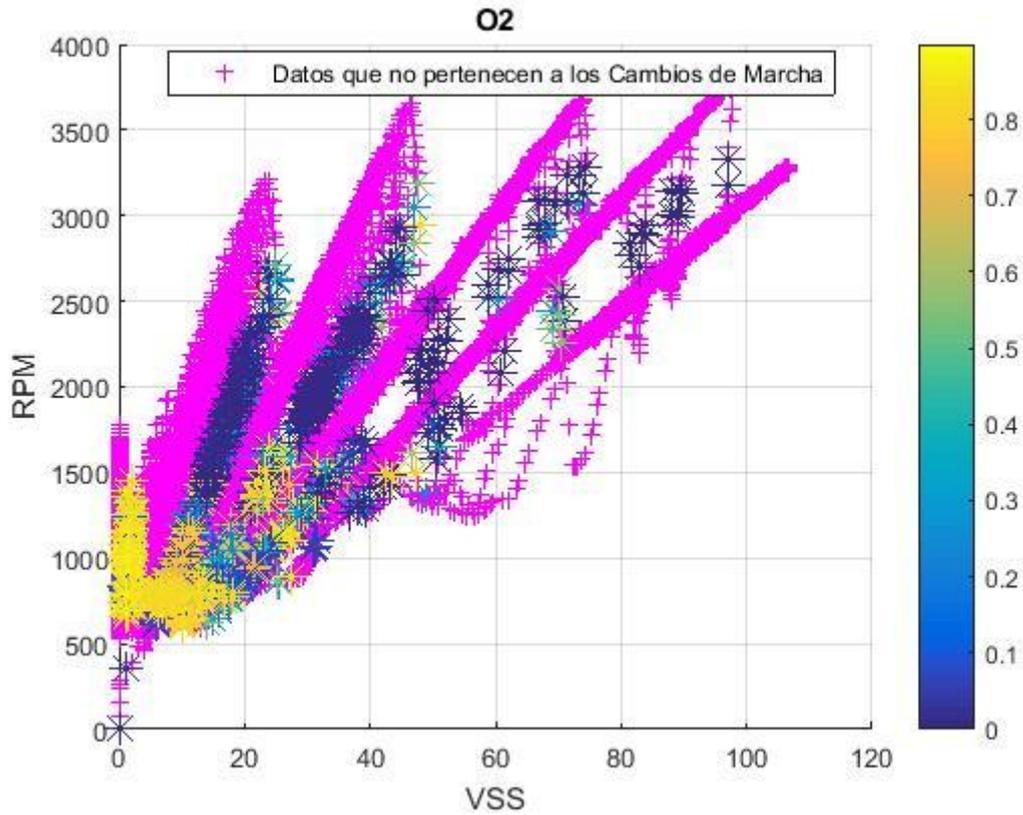


Figura 75: Comportamiento del sensor O2 cuando se efectúa cambios de marcha.

Como era de esperarse la actuación de la mariposa de aceleración, al ejecutarse una marcha, debería estar en su valor de apertura más bajo, ya que no es necesaria la aplicación del pedal del acelerador para efectuar un cambio de marcha, sino más bien interviene el proceso de desembragada y embragada antes y después del cambio de marcha que se dio en dicho instante de conducción.

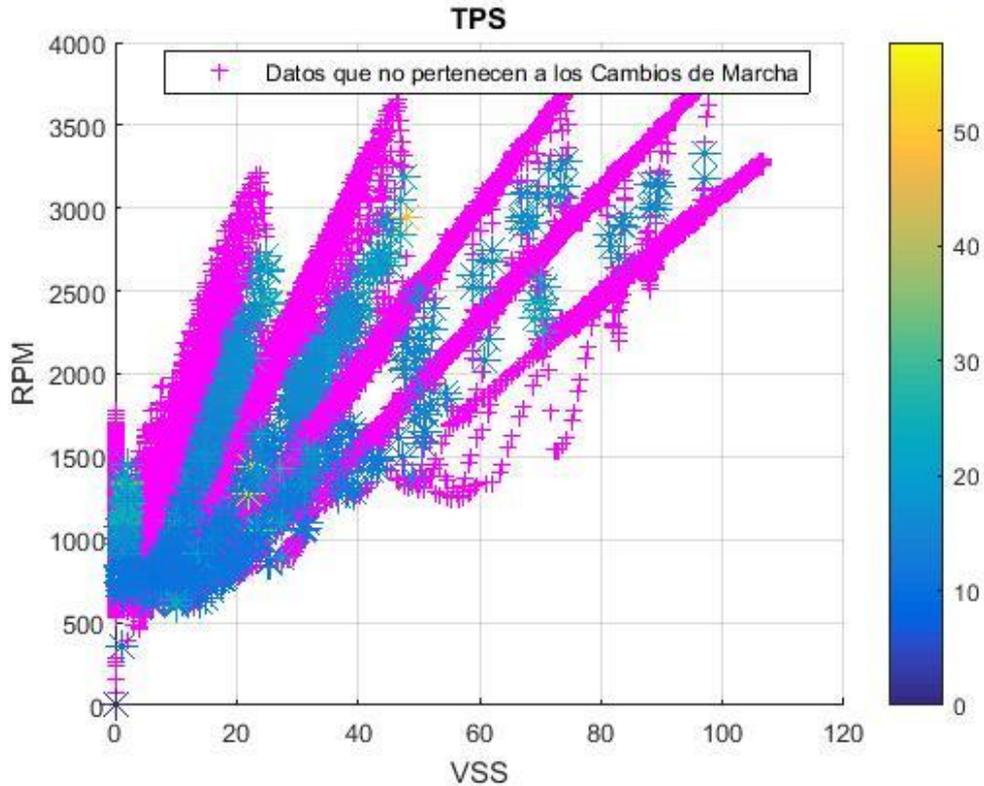


Figura 76: Comportamiento del sensor TPS cuando se efectúa cambios de marcha.

Mientras que la actuación del sensor MAP en los cambios de marcha se mantienen a mayor presión en el cambio realizado del neutro hacia primera marcha, según la Figura 76 que lo representa, mientras que en los cambios que se realizan dependiendo de la velocidad del vehículo y las revoluciones del motor, esta presión oscila por la presión que se mantiene en ralentí, dando una idea que la aspiración que lee el sensor es grande al arrancar el vehículo del reposo absoluto, debido a que necesitara más combustible según la Figura 75 en donde se visualiza el exceso de combustible que existe tanto como en el arranque como en el cambio de marcha que inicia de neutro hacia primera.

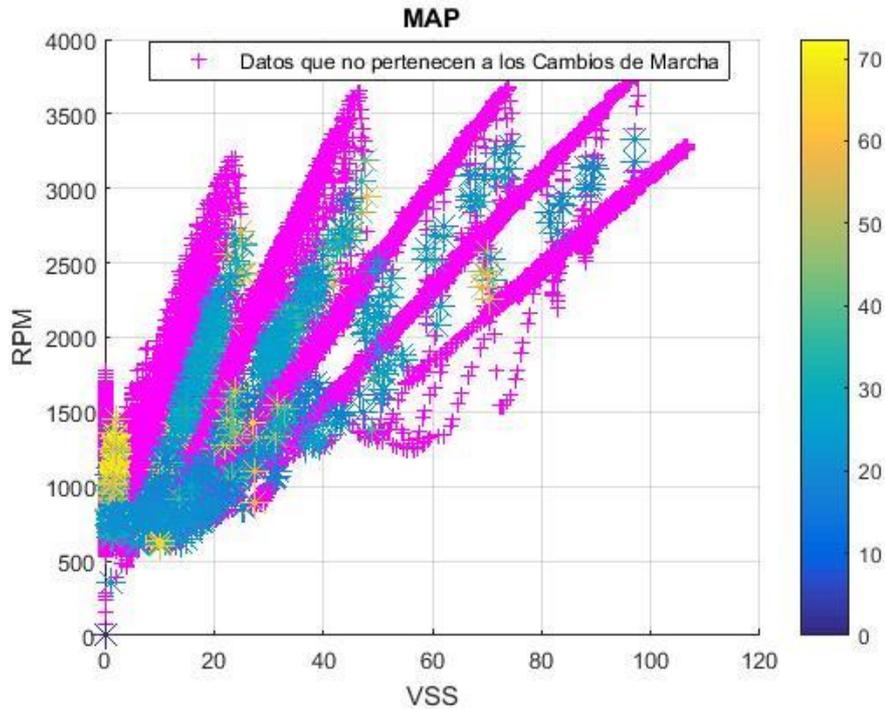


Figura 77: Comportamiento del sensor MAP cuando se efectúa cambios de marcha.

El comportamiento de los residuos en los cambios de marcha es otro de los puntos que se pueden expresar conforme varíen la marcha, y solo por representación gráfica se los puede resumir en los conjuntos de datos globales los cuales ayudaran a entender que aquellos datos encontrados están fueran de la desviación estándar en la Figura 77 se marcan los datos en donde los cambios de marcha se dan.

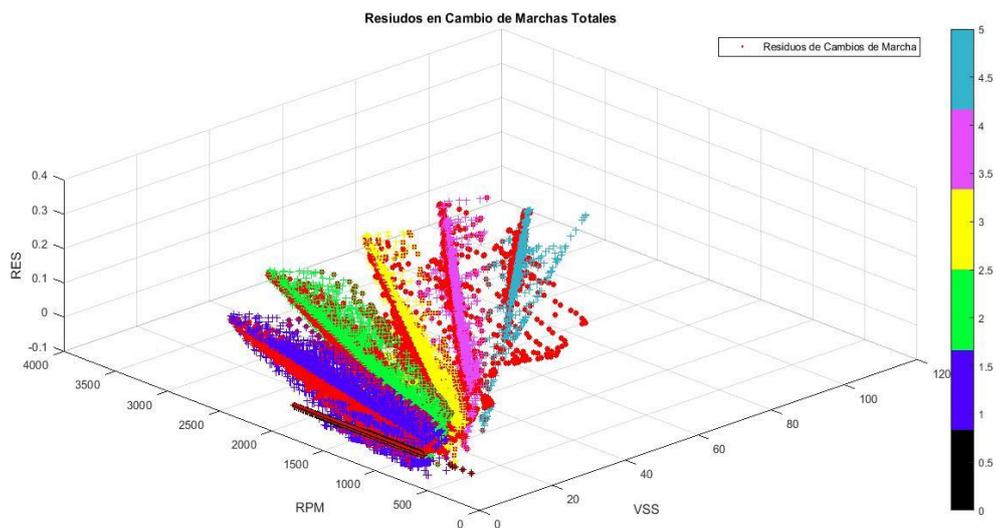


Figura 78: Residuos en todos los cambios de marcha del vehículo.

10. Interpretación de las maniobras de estudio en VSS, MAP y el Diagrama de Velocidades.

Una vez realizado el algoritmo, y obtenido los vectores que definen a cada una de las maniobras propuestas, es posible un sin número de combinaciones en donde se aprecie lo que se desee analizar. En este caso los arranques del vehículo, el freno motor y los cambios de marchas efectuados durante las pruebas experimentales son visualizados en el Diagrama de Velocidades en la Figura 79 en donde el estudio no es del todo completo debido a categorías no declarados como el embrague, desaceleraciones, frenos bruscos, entre otros.

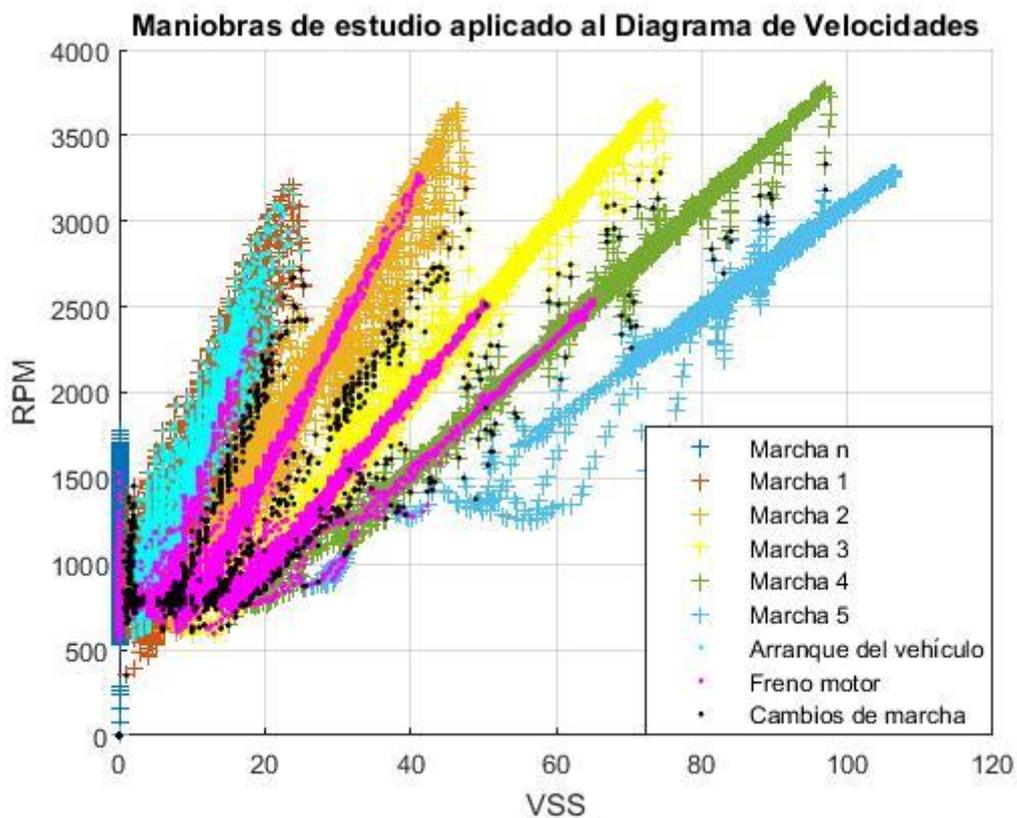


Figura 79: Ilustración de todas las maniobras declaradas en el estudio aplicado en el Diagrama de Velocidades.

De la misma manera, en la gráfica en donde se registra datos del VSS se puede introducir información de las maniobras de conducción que permite interpretar de mejor manera los comportamientos que se dan cuando el vehículo varía de velocidad, como se muestra en la Figura 80.

Otro ejemplo práctico de la introducción de información de maniobras de conducción, se da en la Figura 81, en donde se ve el comportamiento del MAP en función de los estilos de conducción.

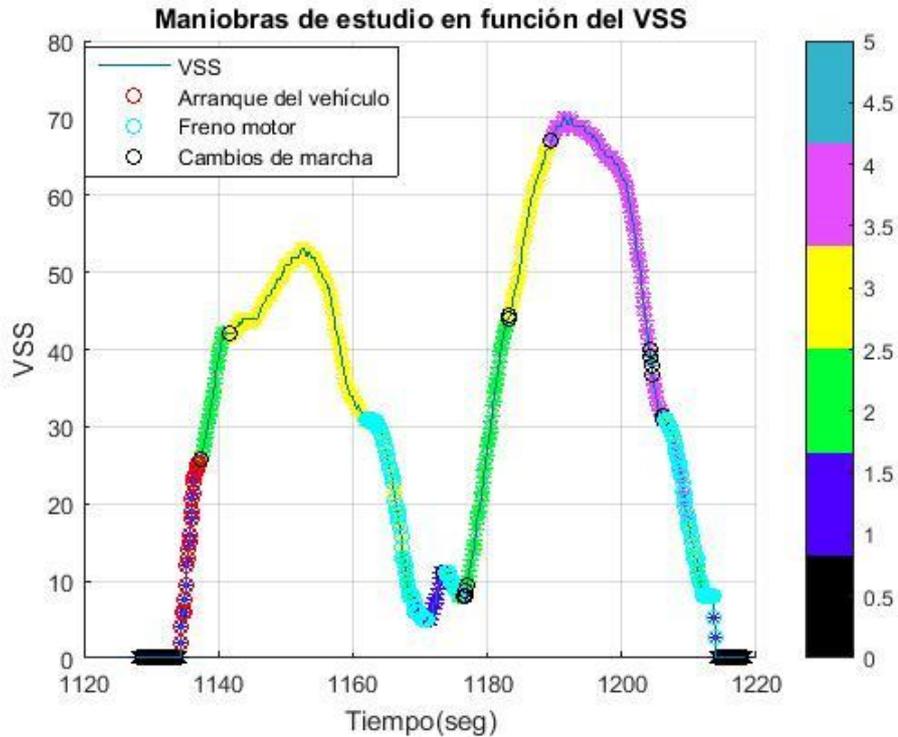


Figura 80: Ilustración del VSS en función de las maniobras de conducción.

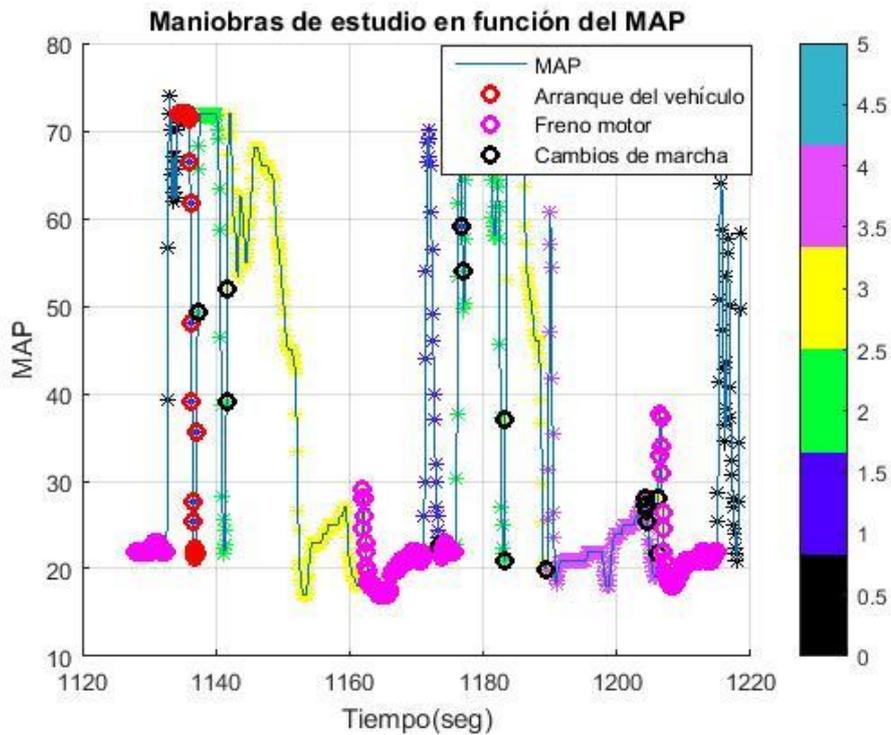


Figura 81: Ilustración del MAP en función de las maniobras de conducción.

11. Aplicación del algoritmo cambiando variables de entrada para validación de adaptabilidad en función de diferentes vehículos.

La importancia de todo este estudio radica en que el algoritmo realizado debe ejecutarse sin problemas en cualquier clase de vehículo durante las pruebas experimentales. Es aquí que se puede afirmar de manera matemática y estadística, que ningún modelo es igual a otro, es decir, si el vehículo es el mismo y solo cambiando el conductor, no tendrá similitud alguna entre otros.

Empezando por las visualizaciones del Diagrama de Velocidades y la clasificación de aprendizaje no supervisado k-means, es más que suficiente para saber que se tratan de variables de entrada diferentes sean estas por conductor, vehículo y estilos de conducción.

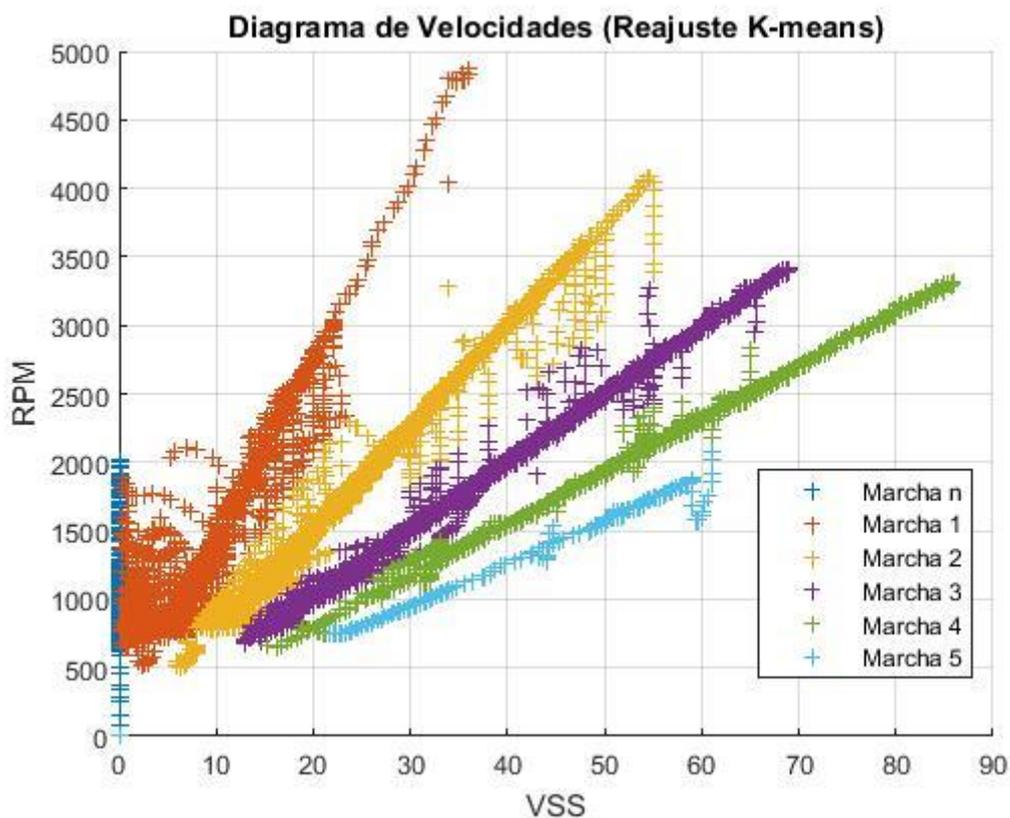


Figura 82: Diagrama de Velocidades basado en vehículo distinto.

12. CONCLUSIONES

- La primera opción de clasificación de datos masivos establecida por su excelencia en definir clases entre datos (Máquinas de soporte vectorial) no genera resultados esperados, debido a que no se conocían las etiquetas del modelo con certeza (donde el porcentaje de certeza no supera ni el 60% y en la mayoría de los casos el algoritmo entraba en sobre entrenamiento), es entonces que se descarta este algoritmo ya que la mejor opción para un estudio exhaustivo en donde el principal inconveniente en todas las pruebas experimentales es la clasificación de datos este no cumple con los requerimientos del estudio a realizarse, es aquí donde entra el aprendizaje no supervisado k-means que tiene la capacidad de agrupar valores mediante el método de los vecinos más cercanos.
- Según el adecuado recalcado de los datos mediante el aprendizaje no supervisado k-means, en el proceso de buscar aquellos valores que se acercan a la media designada por el centroide este tiende no ajustarse siempre con las mismas características, es así que se debe buscar un resultado óptimo para un estudio, de manera visual (inspeccionar que los colores designados por las marchas estén de acuerdo con las pendientes de cada una de ellas).
- La principal desventaja que se conlleva en la aplicación de un aprendizaje no supervisado k-means, se da en que limita las categorías en las que el usuario quiere apreciar en una prueba experimental, como en este estudio se necesitan 6 categorías (neutro y las 5 marchas de velocidades), en aquellas bases de datos en donde no exista información de 5 marcha por ejemplo, este algoritmo tomará datos de 4 marchas como 5 marchas siendo así una prueba fallida desde el inicio debido a que el algoritmo búcara 6 centroides cuando en realidad para este caso solo necesitaríamos 5 (neutro y las 4 velocidades de marcha).
- Para el estudio del arranque del vehículo, fue necesario usar criterios de reajuste de clasificación, debido a la introducción de datos en marchas en las cuales no se logran interpretar de una manera eficiente, puntualmente la marcha neutral y la marcha 1 en donde se afecta directamente a los residuos que discrimina información fundamental para el estudio.

- En el freno motor se optó por la búsqueda de valores en donde el TPS registre datos desde que se deja de ejercer fuerza en el pedal de aceleración (con su velocidad distinta de cero) hasta retomar la fuerza aplicada en el mismo. Los valores registrados por el MAP están por debajo de la presión en ralentí, teniendo así casos en los que el freno motor coincide hasta llegar a un punto en donde la velocidad es cero, sin embargo, es perteneciente a otra categoría que no interviene en el estudio propuesto.
- Debido a la dispersión de datos que se dan en las pruebas experimentales, que son interpretados cuando la relación (VSS / RPM) se rompe y teniendo en consideración que el único sistema que tiene la capacidad de romper dicha relación es el embrague, se considera un método de estadística descriptiva como es la desviación estándar, para así poder facilitar la comprensión de los datos que pertenecen a otro evento, mas no de una marcha que se mantiene constante por cierto cantidad de tiempo y así evidenciar los cambios de marcha basados en la clasificación que nos da el aprendizaje no supervisado k-means.
- Según las maniobras de conducción ejecutadas por el usuario se generan comportamientos inusuales en los residuos, en donde la interpretación del mismo origina valores demasiados dispersos en función de la desviación estándar al momento de ejecutar malos hábitos de manejo en donde la aplicación de un desembragado y embragado es más evidente en aquellos conductores con estilos de conducción poco cotidianos.

13. RECOMENDACIONES

- El algoritmo realizado en la plataforma de Matlab®, contiene toda la información de este estudio, en donde los vectores de cada maniobra de conducción tratadas pueden utilizarse para hacer una investigación mucho más profunda en donde intervengan factores como consumo de combustible y análisis de emisiones de gases contaminantes producidas en cada arranque del vehículo, freno motor o cambios de marchas efectuados.
- El concepto de aprendizaje no supervisado k-means, comete errores cuando los datos que se pretenden estudiar contienen muy poca información, es por esto que se necesitaran registro de datos amplios ante esta característica.
- El algoritmo propuesto necesita reajuste en detectar automáticamente el número de marchas ejecutadas en las pruebas experimentales, ya que la clasificación de aprendizaje no supervisado k-means, necesita inicializarse con el número de categorías deseadas, es decir, 6 categorías fijas están establecidas en este estudio (neutro y las 5 marchas de velocidades)
- En vista que el estudio compara valores del registro de los sensores dotados en el vehículo, es indispensable que el automotor a analizar este en buen estado para así obtener unas respuestas confiables.

14. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Barahona, J., & Pozo, E. (2012). *Modificación y preparación de un vehículo Chevrolet Corsa 1600cc³ para*. Quito.
- Betancourt, G. (2005). Las máquinas de soporte vectorial (SVMs). 67.
- Blanco, E.-J., & Sanz, H. (2016). *Algoritmos de clustering y aprendizaje automático aplicados a Twitter*. Barcelona.
- Calderón, A. (2012). *Optimización de la potencia en un motor de combustión interna gasolina mediante el control de ajustes de combustible y el monitoreo del sensor de oxígeno*. Latacunga: Escuela Politécnica del Ejercito.
- Cepeda, C., & Rivera, J. (2017). *DIAGNÓSTICO DE FALLAS DE UN MOTOR DE ENCENDIDO PROVOCADO CORSA EVOLUTION 1.4L MEDIANTE EL ANÁLISIS DE LAS SEÑALES DE LOS SENSORES MAP, TPS, WSS, UTILIZANDO HERRAMIENTAS DE APRENDIZAJE Y CLASIFICACIÓN*. Cuenca.
- Colmenares, G. (2011). *Máquinas de vectores de soporte*.
- Cuevas, E. (2010). *MÁQUINAS DE SOPORTE VECTORIAL CON ALGORITMOS BASADOS EN POBLACIONES PARA EL PRONÓSTICO DEL PRECIO DE ACCIONES LAN CHILE*. Santiago de Chile.
- Diaz, D., Espinosa, D., & Zamudio, J. (2015). *ELABORAR BANCO PROBADOR DE CAJAS MECANICAS PARA EL TALLER*. Bogota.
- Dzhelekarski, P., & Alexiev, D. (2005,1). Reading an Interpreting Diagnostic data From Vehicle OBDII System.
- Freematics. (2018). *Freematics*. Obtenido de www.freematics.com
- Gárate, D. (2018). *DESARROLLO DE UN ALGORITMO PARA LA ADQUISICIÓN Y ALMACENAMIENTO DE DATOS PROVENIENTES DEL SISTEMA DE DIAGNÓSTICO A BORDO OBD II*. Cuenca.

- Garcia, J. (2014). *Mecánico Automotriz*. Obtenido de Transmisiones Mecánicas: WWW.MECANICOAUTOMOTRIZ.ORG
- González, D. (2015). *Motores Térmicos y sus sistemas auxiliares*. Madrid: Paraninfo.
- Goo Lee, M., Kwon Jung, K., Kuk Park, Y., & Jae Yoo, J. (2011). Effect of In-Vehicle Parameters on the Vehicle Fuel Economy.
- Heras, C. (2010). *ESTUDIO DEL COMPORTAMIENTO DINÁMICO DE LA BANDA DE RODADURA DE UN NEUMÁTICO*. Madrid.
- Malekian, R., Moloisane, R., Maharaj, Chude-Okonkwo, & Nair. (2014). Desig and Implementation of a Wireless OBD II Fleet Management System. 1,2.
- Palacios, Á., & Pesántez, J. (Noviembre de 2016). *Repositorio digital UPS*. Recuperado el 8 de Junio de 2018, de <https://dspace.ups.edu.ec/bitstream/123456789/13219/6/UPS-CT006836.pdf>
- Paredes, F. (2011). *Implementación de un Banco Simulador de Fallas de un Sistema de Inyección Electrónica de Combustible (gasolina) en un Motor Corsa de Cuatro Cilindros 1.6L MPFI*. Quito.
- Payri, F., & Desantes, J. (2011). *Motores de combustión interna alternativos*. Barcelona: Reverté.
- Rivera, D., & Chica, F. (2015). *ibidigital*. Obtenido de www.bibdigital.epn.edu.ec
- Sánchez, C., & Delgado, S. (2012). *IMPLEMENTACIÓN DE UN TABLERO DIDÁCTICO DEL SISTEMA DE INYECCIÓN ELECTRÓNICA MULTIPUNTO MULTEC IEFI-6 PARA LA ESCUELA DE INGENIERÍA AUTOMOTRIZ*. Riobamba.
- Sarmiento, D. (s.f.). *Unidad 2 - Cajas de velocidades*.
- Shaver, R. (1995). *Manual Transmission clutch system*. Society of Automotive Engenieers.
- Sugumaran, V., & Ramachandran, k. (2011). *Effect of number of features on classification of roller bearing faults using SVM and PSVM*.
- Takeyas, & López, B. (2017). *Introducción a la inteligencia artificial*. México.

Universidad Carlos III de Madrid. (s.f.). *Diseño del embrague de un vehículo*. Madrid.

Universidad Politécnica Salesiana. (2016). *Banco de diagnóstico de sensores automotrices*. Cuenca.

Universidad Politécnica Salesiana. (2016). *Sensores automotrices*. Cuenca.

Universidad Politécnica Salesiana. (2016). *Sistemas de control electrónico Jetronic*. Cuenca.

Vong, C.-M., & Wong, P.-K. (2011). *Engine ignition signal diagnosis with Wavelet Packet Transform and Multi-class Least Squares Support Vector Machines*.

15. ANEXOS

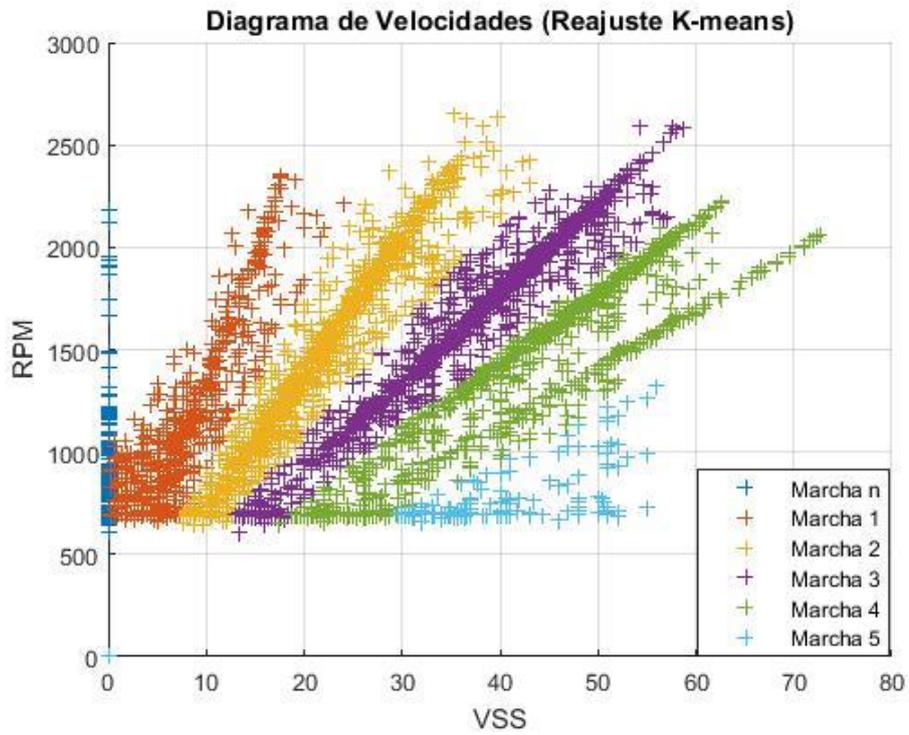


Figura A - 1: Error en el recálculo en los valores que se alejan de la media más cercana.

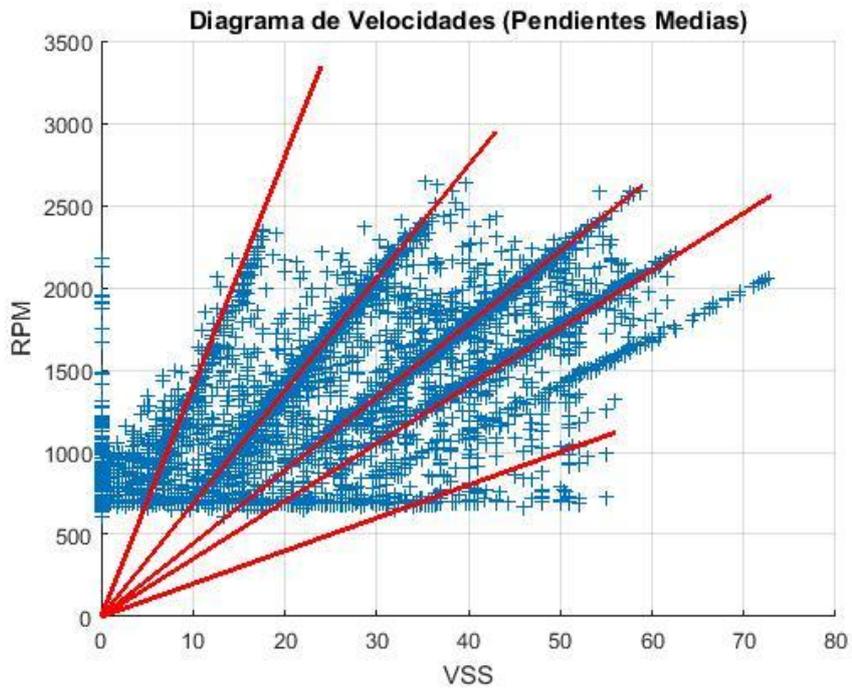


Figura A - 2: Error en pendientes promedios debido a valores erróneos de límites de marchas.

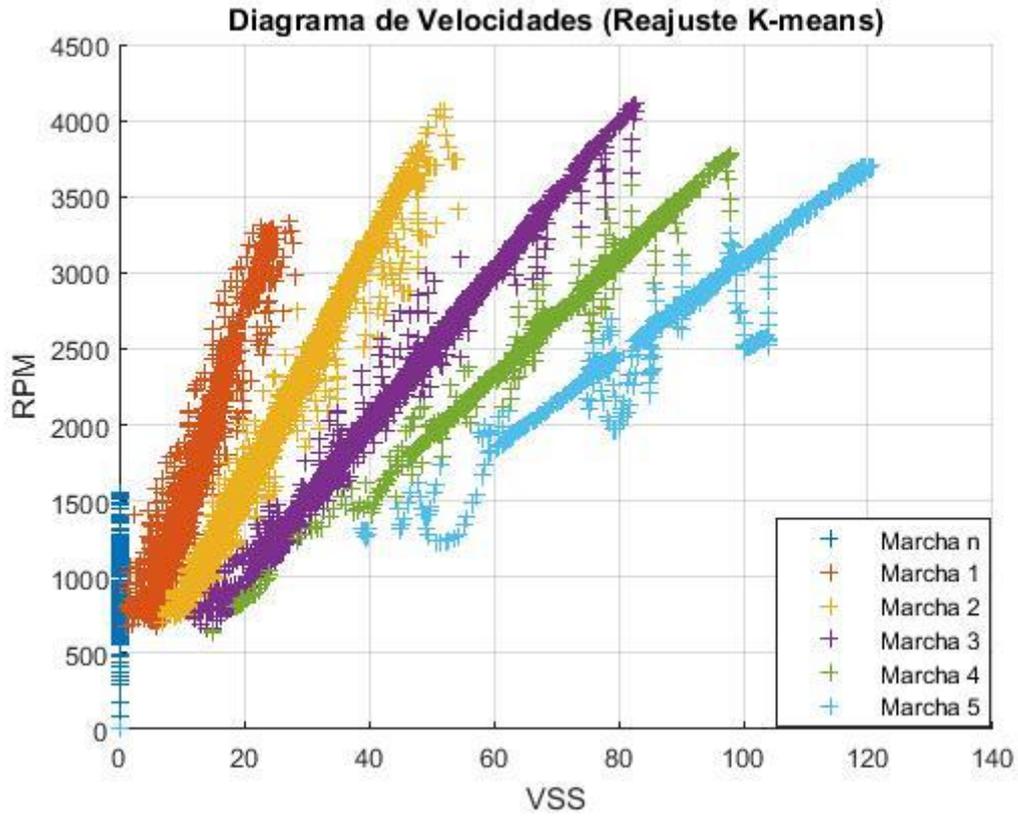


Figura A - 3: Diagrama de velocidades alternando variables de entrada.

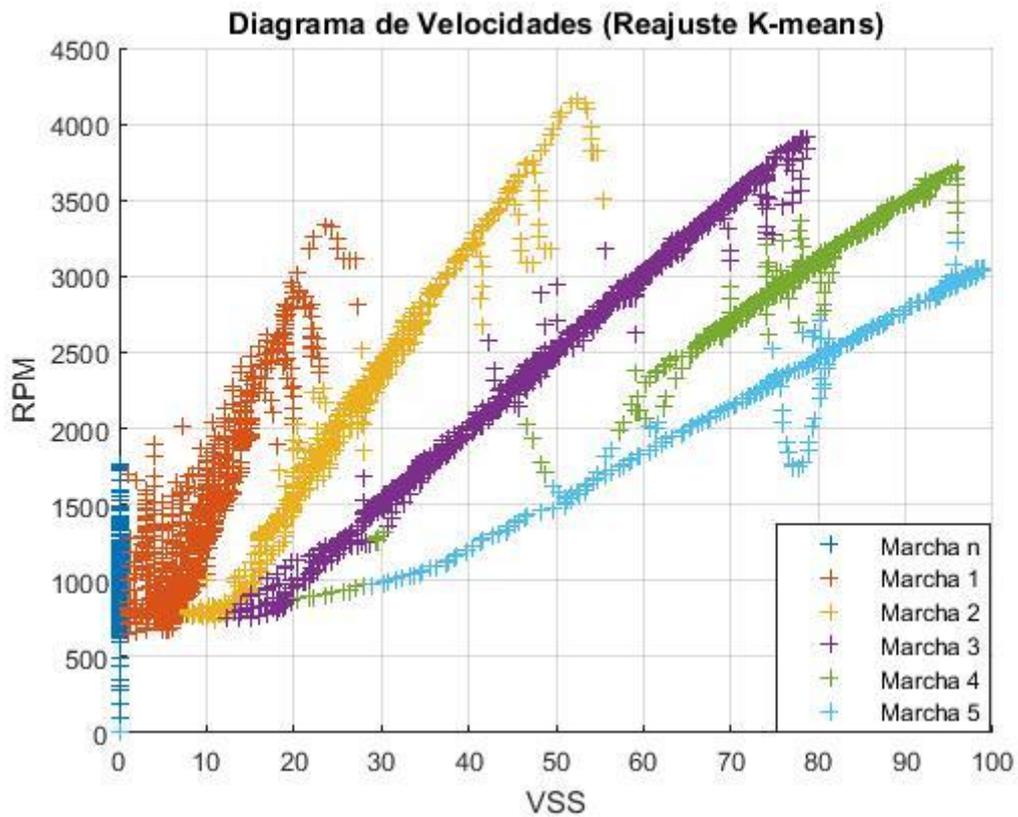


Figura A - 4: Diagrama de velocidades alternando el conductor.

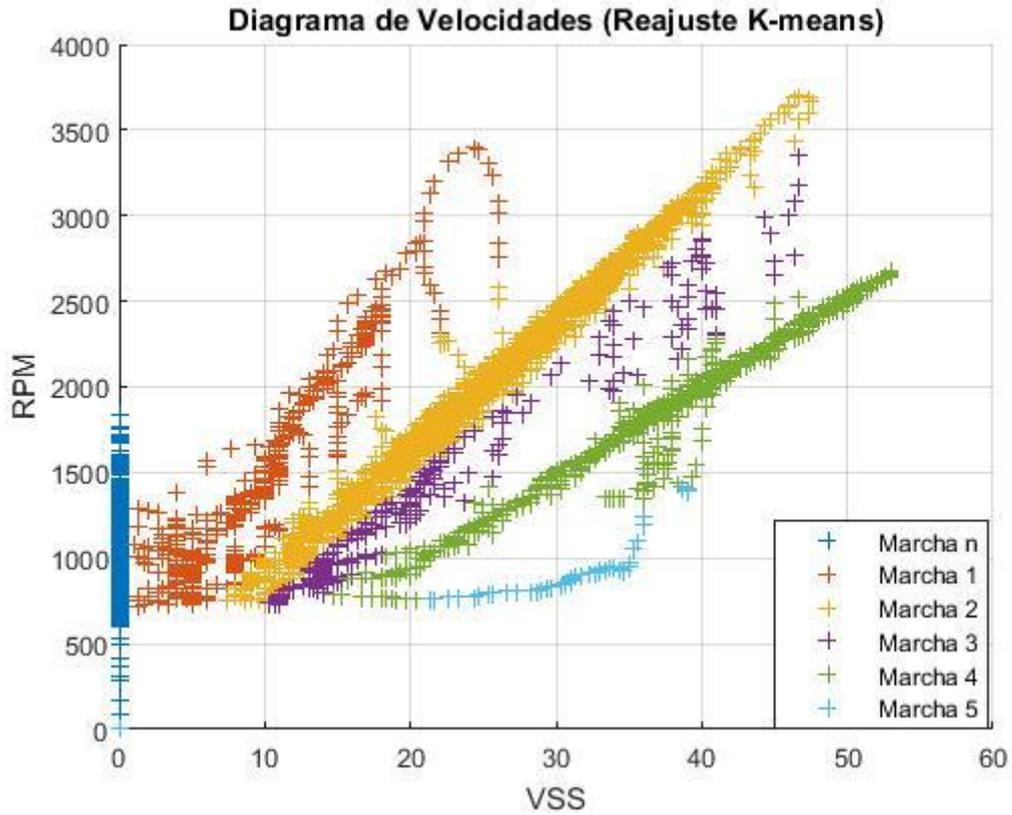


Figura A - 5: Pendientes de marchas insuficientes para clasificación (categorías no adaptables).

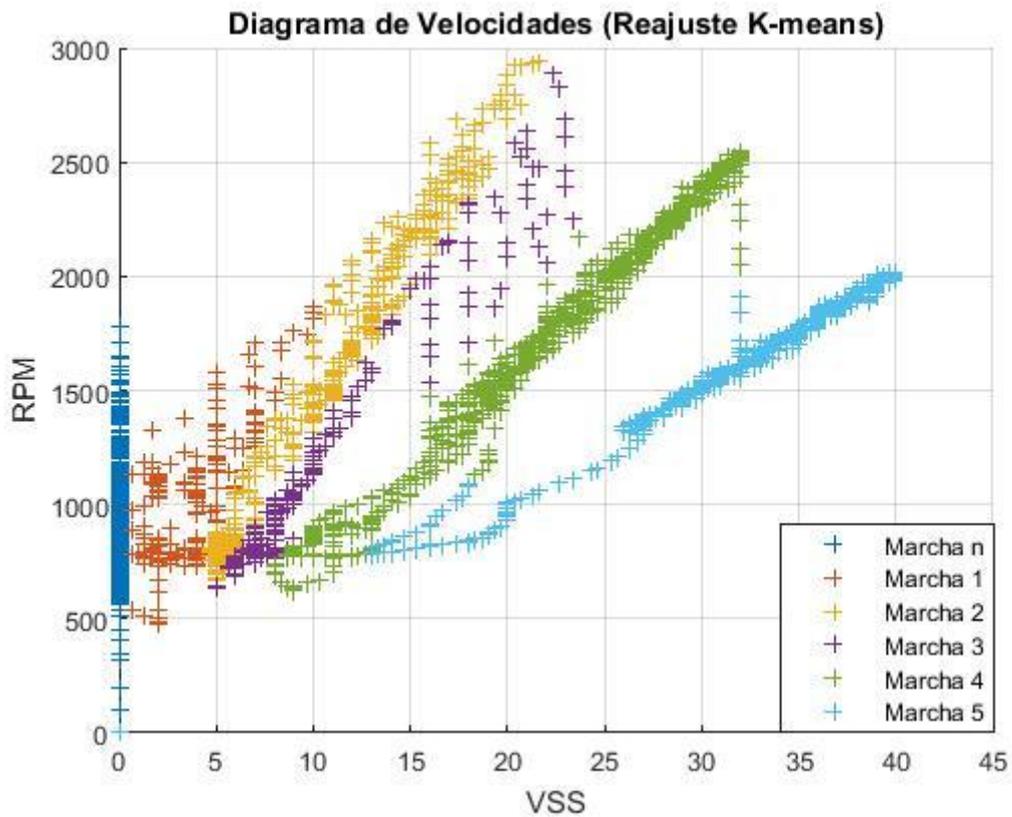


Figura A - 6: Ejemplo de pocas marchas ejecutadas y categorías no adaptables.

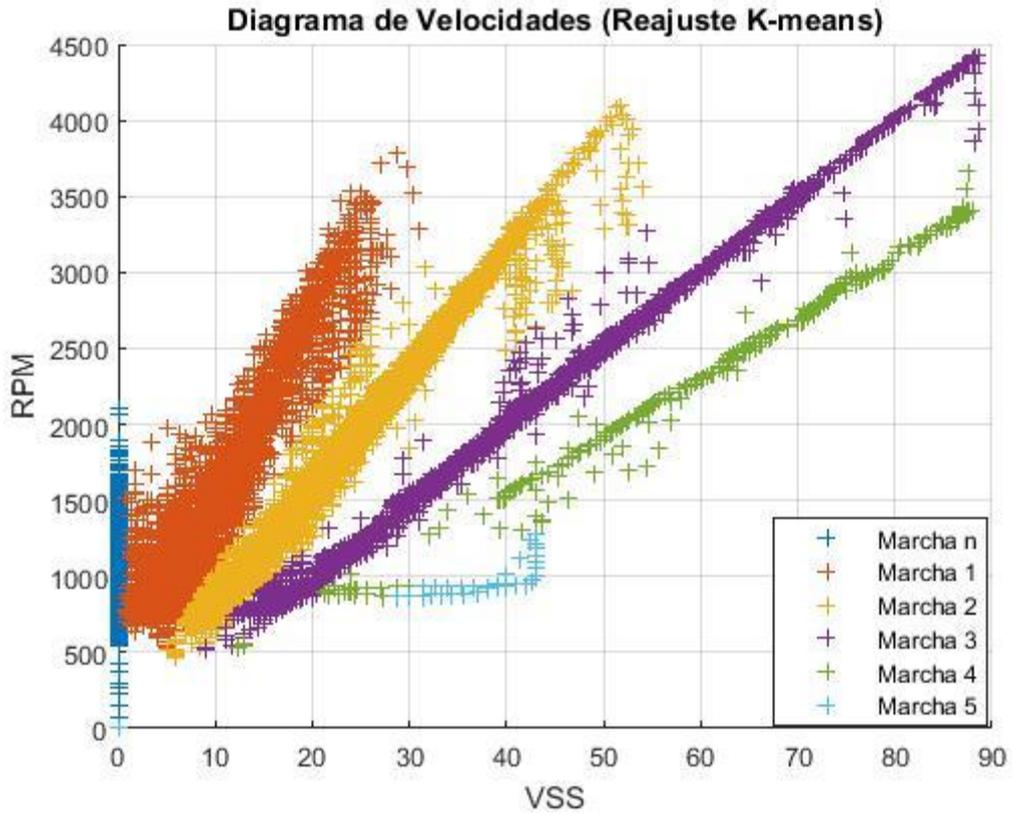


Figura A - 7: Mala interpretación del recalcado en reajuste a la pendiente más cercana.

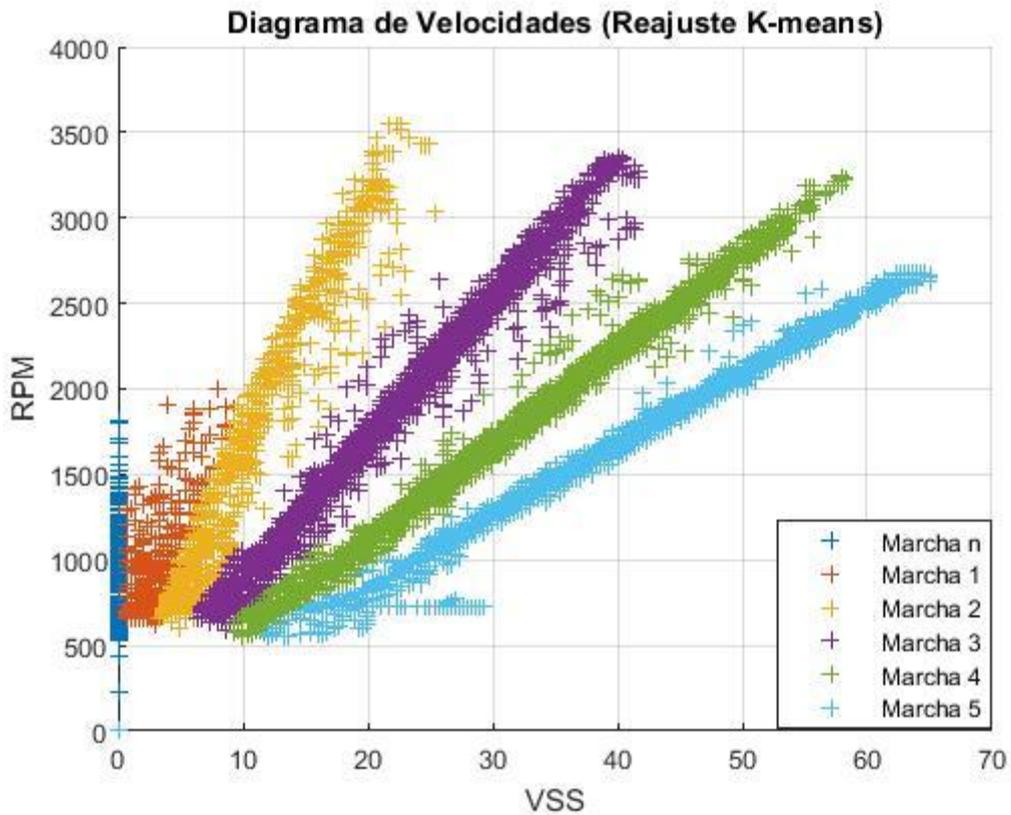


Figura A - 8: Reajuste k-means con distinto ruta.

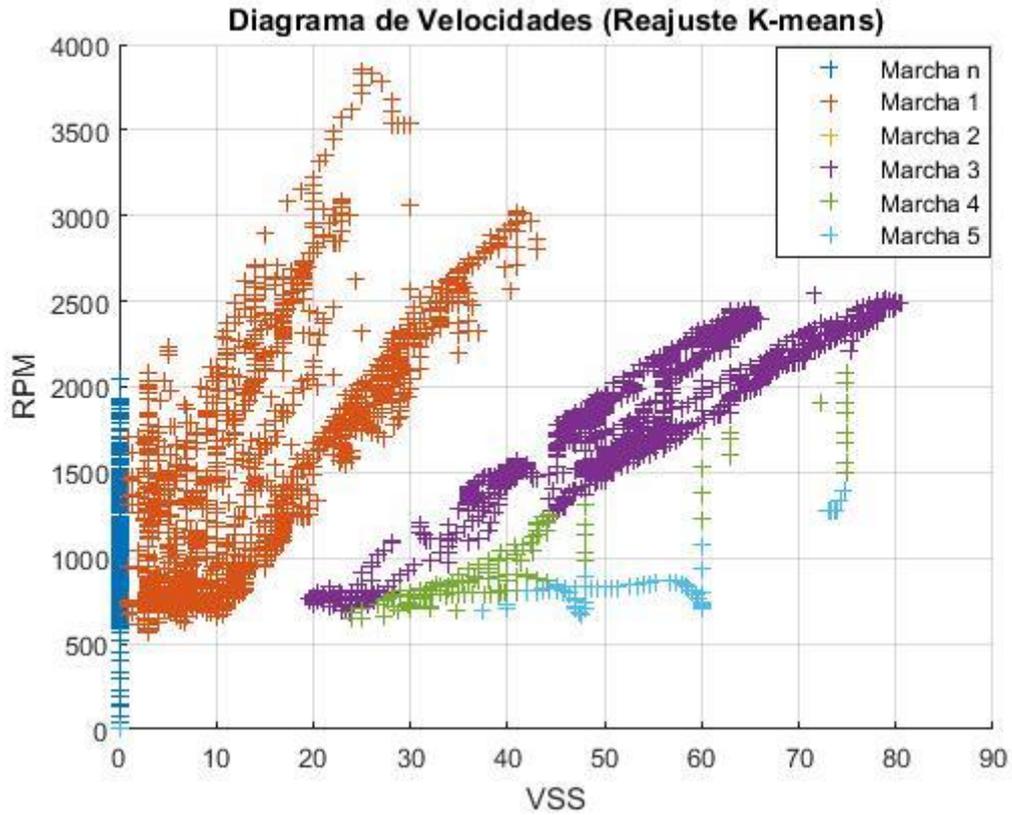


Figura A - 9: Falla en reajuste del Diagrama de velocidades por discriminación por vss.

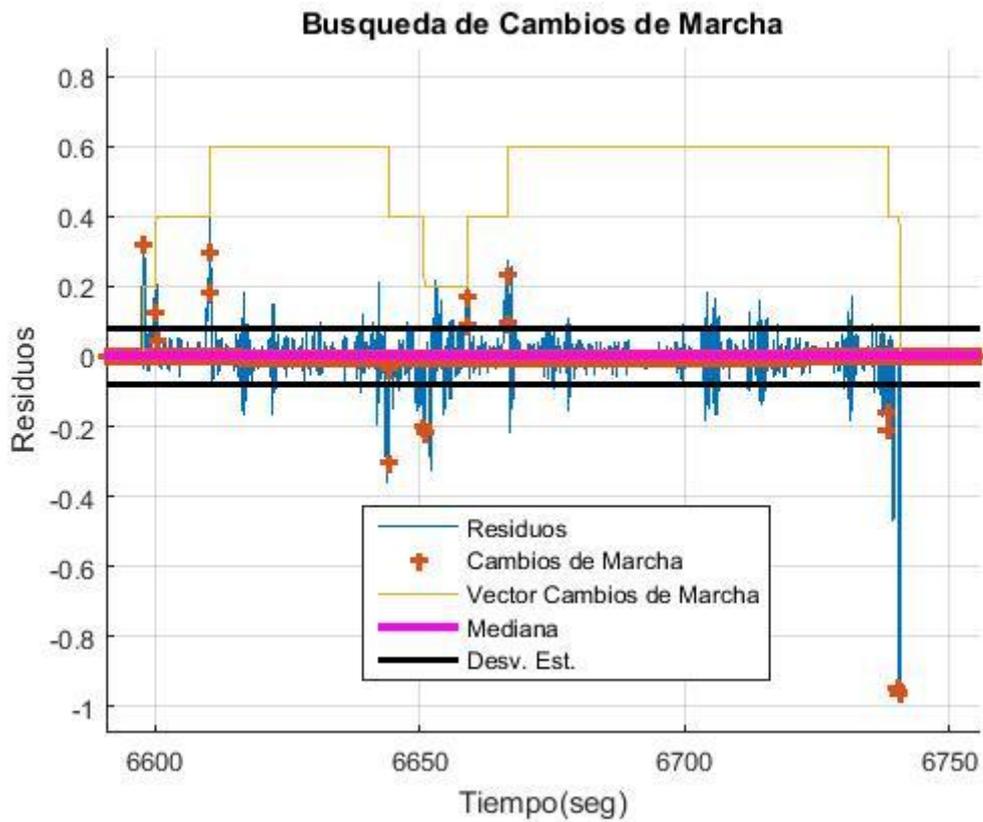


Figura A - 10: Comportamiento en residuos de la relación (VSS / RPM) y las marchas ejecutadas.