

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:

**“ANÁLISIS DE MODOS DE FALLA, EFECTOS Y CRITICIDAD
(AMFEC) DEL SISTEMA DE INYECCIÓN DE UN MOTOR DE
ENCENDIDO PROVOCADO CORSA EVOLUTION 1.4L
EMPLEANDO HERRAMIENTAS DE APRENDIZAJE Y
CLASIFICACIÓN PARA LA PROGRAMACIÓN DEL
MANTENIMIENTO”**

AUTORES:

Angel Yasmany Aguilar Romero

Luis Fernando Tandazo Flores

TUTOR:

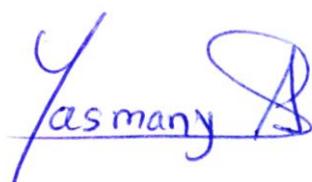
Ing. Néstor Diego Rivera Campoverde, M.Sc

Cuenca, Septiembre 2017

CESIÓN DE DERECHOS DE AUTOR

Nosotros, Angel Yasmany Aguilar Romero, con documento de identificación N° 0704230895, y Luis Fernando Tandazo Flores, con documento de identificación N° 1104893209, 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 denominado: “ANÁLISIS DE MODOS DE FALLA, EFECTOS Y CRITICIDAD (AMFEC) DEL SISTEMA DE INYECCIÓN DE UN MOTOR DE ENCENDIDO PROVOCADO CORSA EVOLUCIÓN 1.4L EMPLEANDO HERRAMIENTAS DE APRENDIZAJE Y CLASIFICACIÓN PARA LA PROGRAMACIÓN DEL MANTENIMIENTO”, 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.



Angel Yasmany Aguilar Romero



Luis Fernando Tandazo Flores

CERTIFICACIÓN

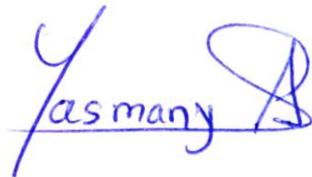
Yo, Ing. Néstor Diego Rivera Campoverde declaro que bajo mi tutoría fue desarrollado el Trabajo de Titulación denominado: “ANÁLISIS DE MODOS DE FALLA, EFECTOS Y CRITICIDAD (AMFEC) DEL SISTEMA DE INYECCIÓN DE UN MOTOR DE ENCENDIDO PROVOCADO CORSA EVOLUCIÓN 1.4L EMPLEANDO HERRAMIENTAS DE APRENDIZAJE Y CLASIFICACIÓN PARA LA PROGRAMACIÓN DEL MANTENIMIENTO”, realizado por los autores, Angel Yasmany Aguilar Romero y Luis Fernando Tandazo Flores, obteniendo el Proyecto Técnico que cumple con todos los requisitos estipulados por la Universidad Politécnica Salesiana.



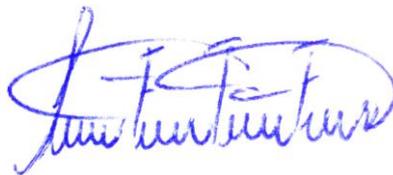
Ing. Néstor Diego Rivera Campoverde, M.Sc

DECLARATORIA DE RESPONSABILIDAD

Nosotros, Angel Yasmany Aguilar Romero, con documento de identificación N° 0704230895, y Luis Fernando Tandazo Flores, con documento de identificación N° 1104893209, autores del Trabajo de Titulación denominado: “ANÁLISIS DE MODOS DE FALLA, EFECTOS Y CRITICIDAD (AMFEC) DEL SISTEMA DE INYECCIÓN DE UN MOTOR DE ENCENDIDO PROVOCADO CORSA EVOLUTIÓN 1.4L EMPLEANDO HERRAMIENTAS DE APRENDIZAJE Y CLASIFICACIÓN PARA LA PROGRAMACIÓN DEL MANTENIMIENTO”, certificamos que el total contenido del Proyecto Técnico son de nuestra exclusiva responsabilidad y autoría.



Angel Yasmany Aguilar Romero



Luis Fernando Tandazo Flores

AGRADECIMIENTO

Agradezco a Dios por concederme la vida guiándome por el sendero del bien y por la oportunidad de superarme en el ámbito educativo y crecer como persona.

A mis padres, quienes con gran sacrificio y dedicación hicieron posible mi formación académica y me inculcaron valores enseñándome el verdadero sentido de la vida.

A Ana Paula por su amor y comprensión durante todo este tiempo.

A mis hermanos Stalin y Arelys, que han sido mis amigos compartiendo conmigo alegrías y tristezas en el recorrido de nuestras vidas.

Al cuerpo docente de la Universidad Politécnica Salesiana, en especial a los forman parte de la Carrera de Ingeniería Mecánica Automotriz, quienes compartieron sus conocimientos fortaleciendo mi formación académica y personal.

Al Ing. Néstor Rivera, MSc, por su disposición y dedicación en el desarrollo de este proyecto que además me ha brindado su amistad en todo este tiempo.

Al Ing. Cristian García, MSc, quien con sus consejos me impulsó a seguir adelante.

A toda mi familia, amigos y compañeros que siempre estuvieron apoyándome.

Yasmany

AGRADECIMIENTO

Primeramente doy gracias a Dios por darme la vida.

A mis padres Luis Alfonso y Orfa Regina que con todo su esfuerzo han logrado convertirme en la persona que soy, gracias por su infinito amor, enseñanzas, valores y siempre ha me han sabido inculcar para que me convierta en una persona de bien y al servicio de las demás personas.

A mis hermanos Darlinton, Génesis y Alison, que siempre con abrazo, una palabra de ánimo o una regañada han logrado que pueda poder seguir adelante.

A cada uno de los profesores de la universidad, que a través de sus enseñanzas y conocimientos han logrado que culmine mi formación profesional.

Al Ing. Néstor Rivera, primeramente por brindarme su amistad, confianza y por cada uno de sus consejos.

A mi familia, amigos y amigas ya sea de una manera u otra han estado apoyándome.

Fernando

DEDICATORIA

Dedico este trabajo a mis padres Fulvio y María, pilares fundamentales en mi vida, que siempre han confiado en mí y me han apoyado para culminar esta meta.

A mi hijo Ander con todo mi amor, quien es mi inspiración y fortaleza para seguir adelante día tras día y no desmayar en la búsqueda de mis sueños.

A Ana Paula, quien me ha brindado su apoyo incondicional y por su paciencia a lo largo de estos años.

A mis hermanos Stalin y Arelys, por estar presente en todo momento.

A mi sobrino Thiago que con sus travesuras y ternura me brinda muchas alegrías.

Yasmany

DEDICATORIA

Dedico este trabajo a mis padres Luis Alfonso y Orfa Regina, ya que sin el apoyo incondicional de ellos no hubiera podido con esta meta.

A mis hermanos Darlinton, Génesis y Alison por su amor incondicional.

A mi sobrino Gael que es un milagro de vida.

Alejandro por ser un amigo importante en mi vida.

Fernando

RESUMEN

Hoy en día es importante desarrollar investigaciones que permitan disminuir las emisiones contaminantes de los vehículos, además de reducir el consumo de combustible, punto de gran interés para los propietarios de vehículos. Es necesario destacar que las fallas que se analizan en este proyecto no generan código de avería, de allí la importancia de implementar este tipo de estudios en los vehículos. Otra parte importante acerca de este tipo de análisis es que se reducen los costos de mantenimiento del motor, incrementando la fiabilidad y disponibilidad del mismo.

En este proyecto se desarrolla la técnica de análisis de modos de falla, efectos y criticidad (AMFEC) en el sistema de inyección del motor de un vehículo a raíz de la información obtenida sobre su comportamiento en diferentes estados de funcionamiento, los datos adquiridos son analizados mediante inteligencia artificial (IA) que en este caso se usan las herramientas de aprendizaje y clasificación para crear un modelo que en un futuro pueda enfrentarse a una situación real y compararla con lo aprendido para que de esa manera sepa cómo reaccionar y ayude a la programación del mantenimiento.

En primera instancia se planea un diseño experimental, definiendo las variables que intervienen en el proceso, así como también se describen los equipos a utilizar. Luego se crea un programa en Software Labview®, que permite obtener datos del comportamientos del motor con las fallas generadas en el mismo (incorrecta dosificación de combustible y bajo voltaje de encendido).

Luego se realiza el análisis de los datos obtenidos mediante herramientas de aprendizaje y clasificación, para ello se utilizan las máquinas de soporte vectorial (SVM por su nombre en inglés Support vector machine) con la ayuda del Software Matlab®.

Posteriormente se efectúa el tratamiento de los datos obtenidos a través del Software Minitab®, para determinar su validez y así poder estimar los valores del índice de prioridad de riesgo (IPR), el mismo que permite evaluar si es necesario intervenir en la falla o el vehículo puede seguir circulando sin problema.

Finalmente se presenta la validación del modelo realizado con pruebas realizadas en línea con el motor del vehículo funcionando con las fallas generadas, el mismo que permitirá decidir la tarea de mantenimiento a efectuar.

ABSTRACT

Today it is important to develop research that will reduce pollutant emissions from vehicles, in addition to reducing fuel consumption, a point of great interest for vehicle owners. It is necessary to emphasize that the failures that are analyzed in this project do not generate fault code, of there the importance of implementing this type of studies in the vehicles. Another important part about this type of analysis is that the maintenance costs of the engine are reduced, increasing the reliability and availability of the same.

This project develops the technique of analysis of failure modes, effects and criticality (AMFEC) in the engine injection system of a vehicle as a result of the information obtained on its behavior in different operating states, the acquired data are analyzed through artificial intelligence (AI), which in this case is used the learning and classification tools to create a model that in the future can face a real situation and compare it with what has been learned so that in this way you will know how to react and help the programming Of the maintenance.

In the first instance, an experimental design is planned, defining the variables that intervene in the process, as well as describing the equipment to be used. A program is then created in Labview® Software, which allows you to obtain data on the motor behavior with the faults generated in the engine (incorrect fuel dosing and low ignition voltage).

Then the analysis of the data obtained by means of learning and classification tools is performed, using the vector support machines (SVM) with the help of the Matlab® Software.

Subsequently, the data obtained through the Minitab® Software is processed, to determine its validity and thus to be able to estimate the values of the risk priority index (IPR), which allows to evaluate if it is necessary to intervene in the fault or the Vehicle can continue to circulate without problem.

Finally, the validation of the model performed with tests carried out in line with the vehicle engine is shown, working with the faults generated, which will allow to decide the maintenance task to be performed.

ÍNDICE

1	INTRODUCCIÓN	1
2	PROBLEMA	2
3	OBJETIVOS.....	3
3.1	OBJETIVO GENERAL.....	3
3.2	OBJETIVOS ESPECÍFICOS	3
4	FUNDAMENTOS TEÓRICOS	4
4.1	Análisis de modos de falla, efectos y criticidad.....	4
4.1.1	Términos importantes a considerar en el AMFEC	5
4.1.1.1	Elemento.....	5
4.1.1.2	Sistema	5
4.1.1.3	Falla.....	5
4.1.1.4	Seguridad de funcionamiento.....	5
4.1.2	Técnica AMFEC.....	6
4.1.2.1	Modo de falla	6
4.1.2.2	Efecto de falla.....	6
4.1.2.3	Severidad.....	7
4.1.2.4	Ocurrencia	7
4.1.2.5	Detección.....	8
4.1.2.6	Índice de prioridad de riesgo	8
4.2	Motor de encendido provocado	9
4.2.1	Motor de cuatro tiempos.....	9
4.2.1.1	Fase de admisión	9
4.2.1.2	Fase de compresión	10
4.2.1.3	Fase de expansión.....	10
4.2.1.4	Fase de escape	10
4.3	Sistema de inyección electrónico.....	10

4.3.1	Inyección multipunto	10
4.4	Inteligencia artificial	11
4.4.1	Inteligencia computacional.....	11
4.4.1.1	Máquina de soporte vectorial	11
4.4.1.2	Árboles de decisión	13
4.4.2	Sistemas de reconocimiento automático.....	13
4.4.3	Aprendizaje.....	14
4.5	Mantenimiento	14
4.5.1	Programación del mantenimiento.....	14
4.5.2	Tipos de mantenimiento	14
4.5.2.1	Mantenimiento preventivo	15
4.5.2.2	Mantenimiento correctivo	15
4.5.2.3	Mantenimiento predictivo	15
4.6	Diseño de experimentos	16
4.6.1	Unidad experimental.....	16
4.7	Adquisición de datos.....	16
4.7.1	Sistema de adquisición de datos	16
4.8	Regulador de presión de combustible	17
4.9	Bujía.....	18
4.10	Sensor.....	18
4.10.1	Sensor de presión absoluta en el múltiple de admisión.....	18
4.10.2	Sensor de posición de aceleración	18
4.10.3	Sensor de velocidad del vehículo	19
4.10.4	Sensor de revoluciones del motor.....	19
5	ESTADO DEL ARTE.....	20
6	MARCO METODOLÓGICO	22

6.1	Planeación y desarrollo de la corrida experimental para la obtención de datos mediante la metodología de diseño de experimentos	22
6.1.1	Planeación de la corrida experimental para la obtención de datos	22
6.1.1.1	Variables de entrada	23
6.1.1.2	Variables de bloqueo	23
6.1.1.3	Variables de ruido	24
6.1.1.4	Variables de respuesta	24
6.1.1.5	Unidad experimental	25
6.1.2	Desarrollo de la corrida experimental para la obtención de datos.....	30
6.1.2.1	Programa para adquisición de datos.....	30
6.1.2.2	Fallas generadas en el motor	30
6.1.2.3	Adquisición de datos	31
6.1.2.4	Protocolo de medición.....	33
6.2	Análisis de los datos obtenidos mediante herramientas de aprendizaje y clasificación	34
6.2.1	Análisis de la severidad mediante SVM.....	35
6.2.2	Análisis de la ocurrencia mediante SVM	38
6.2.3	Análisis de la detección mediante SVM.....	41
6.2.4	Análisis del índice de prioridad de riesgo mediante SVM	44
6.3	Obtención del modelo estadístico a través de las variables de entrada para estimar los efectos y criticidad del sistema sometido a fallas.....	49
6.3.1	Tratamiento de datos	49
6.3.2	Validación de datos	49
6.3.3	Representación de gráficas y análisis	51
6.3.3.1	Análisis de la severidad.....	51
6.3.3.2	Análisis de la ocurrencia	54
6.3.3.3	Análisis de la detección.....	57
6.3.3.4	Análisis del índice de prioridad de riesgo	60

6.4	Análisis de los modos de falla, efectos y criticidad del sistema para la programación del mantenimiento	65
7	CONCLUSIONES	71
8	RECOMENDACIONES	72
9	REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	73
10	ANEXOS	76

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 4.1. Proceso para aplicar técnica AMFEC.	6
Figura 4.2. Fases de un motor de cuatro tiempos.	9
Figura 4.3. Esquema general del sistema de inyección multipunto.....	11
Figura 4.4. Separación de datos mediante SVM.	12
Figura 4.5. Tipos de mantenimiento.	15
Figura 4.6. Sistema de adquisición de datos.....	17
Figura 4.7. Regulador de presión de combustible.	17
Figura 4.8. Bujía.	18
Figura 4.9. Ubicación de los sensores en el motor.	19
Figura 6.1. Factores de inferencia.	22
Figura 6.2. Vehículos de pruebas.	25
Figura 6.3. Analizador de gases.....	26
Figura 6.4. Banco dinamométrico MAHA LPS 3000.	27
Figura 6.5. Interfaz del banco dinamométrico.....	28
Figura 6.6. Tarjeta de adquisición de datos.	28
Figura 6.7. Medidor de consumo de combustible.	29
Figura 6.8. Programa desarrollado para adquisición de datos	30
Figura 6.9. Proceso para la adquisición de datos.....	32
Figura 6.10. Diseño experimental con AMFEC.	32
Figura 6.11. Porcentaje de vectores de fiabilidad de la frontera de decisión.	34
Figura 6.12. Análisis mediante SVM para obtener la severidad.	35
Figura 6.13. Coordenadas paralelas normalizadas para la predicción de la severidad...	36
Figura 6.14. Matriz de confusión en la predicción de la severidad.	37
Figura 6.15. Diagrama de dispersión del consumo en L/100Km en la predicción de severidad.....	38
Figura 6.16. Valores predictores y de respuesta para la ocurrencia.	38
Figura 6.17. Coordenadas paralelas normalizadas para la predicción de la ocurrencia.	39
Figura 6.18 Matriz de confusión en la predicción de la ocurrencia.	40
Figura 6.19. Diagrama de dispersión del consumo en L/100Km en la predicción de la ocurrencia.	41
Figura 6.20. Variables predictores y de respuesta para la detección.....	42
Figura 6.21. Coordenadas paralelas normalizadas para la predicción de detección.....	43

Figura 6.22. Matriz de confusión en la predicción de la detección.....	43
Figura 6.23. Diagrama de dispersión del consumo en L/100Km en la predicción de la detección.....	44
Figura 6.24. Variables predictores y de respuesta para el IPR.....	45
Figura 6.25. Coordenadas paralelas normalizadas para la predicción del IPR.....	46
Figura 6.26. Matriz de confusión en la predicción de él IPR.....	47
Figura 6.27. Diagrama de dispersión del consumo en L/100Km para la predicción del IPR.....	48
Figura 6.28. Gráfica de residuos para la severidad.....	49
Figura 6.29. Gráfica de residuos para la ocurrencia.....	50
Figura 6.30. Gráfica de residuos para la detección.....	50
Figura 6.31. Gráfica de residuos para el IPR.....	51
Figura 6.32. Diagrama de efectos principales para la severidad.....	51
Figura 6.33. Diagrama para interacciones de la severidad.....	52
Figura 6.34. Gráfica de intervalos para la severidad.....	52
Figura 6.35. Variación de la severidad en función del MAP y TPS.....	53
Figura 6.36. Gráfica de superficie para la severidad vs el consumo en L/100Km y la falla.....	53
Figura 6.37. Gráfica de contorno para la severidad vs el consumo en L/100Km y la falla.....	54
Figura 6.38 Diagrama de efectos principales para la ocurrencia.....	54
Figura 6.39. Diagrama para interacciones para la ocurrencia.....	55
Figura 6.40. Gráfica de intervalos para la ocurrencia.....	55
Figura 6.41. Variación de la ocurrencia en función del MAP y TPS.....	56
Figura 6.42. Gráfica de superficie para la ocurrencia vs el consumo en L/100Km y la falla.....	56
Figura 6.43. Gráfica de contorno para la ocurrencia vs consumo en L/100Km y la falla.....	57
Figura 6.44. Diagrama de efectos principales para la detección.....	57
Figura 6.45. Diagrama para interacciones de la detección.....	58
Figura 6.46. Gráfica de intervalos para la detección.....	58
Figura 6.47. Variación de la detección en función del MAP y TPS.....	59
Figura 6.48. Gráfica de superficie para la detección vs el consumo en L/100Km y la falla.....	59

Figura 6.49. Gráfica de contorno para la detección vs el consumo en L/100Km y la falla.	60
Figura 6.50. Diagrama de efectos principales para el IPR.	60
Figura 6.51. Diagrama para interacciones del IPR.	61
Figura 6.52. Gráfica de intervalos para el IPR.	61
Figura 6.53. Gráfica de superficie para el IPR vs. MAP; TPS, con la falla 1.	62
Figura 6.54. Gráfica de superficie para el IPR vs. MAP; TPS, con la falla 2.	62
Figura 6.55. Gráfica de superficie para el IPR vs. MAP; TPS, con la falla 3.	63
Figura 6.56. Gráfica de superficie para el IPR vs el consumo en L/100Km y la falla. ..	63
Figura 6.57. Gráfica de contorno para el IPR vs el consumo en L/100Km y la falla....	64
Figura 6.58. Funcionamiento del motor con las fallas para comprobar programa desarrollado.	67
Figura 6.59. Programa para la predicción de severidad, ocurrencia, detección e IPR sin falla en el motor.	68
Figura 6.60. Programa para predicción de severidad, ocurrencia, detección e IPR con falla 1.	68
Figura 6.61. Programa para predicción de severidad, ocurrencia, detección e IPR con falla 2.	69
Figura 6.62. Programa para predicción de severidad, ocurrencia, detección e IPR con falla 3.	69

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 4.1. Jerarquización de la severidad.....	7
Tabla 4.2. Jerarquización de la ocurrencia.	7
Tabla 4.3. Jerarquización de la detección.....	8
Tabla 6.1. Variables de entrada.	23
Tabla 6.2. Variables de bloqueo.	24
Tabla 6.3. Variables de ruido.	24
Tabla 6.4. Variables de respuesta.	24
Tabla 6.5. Características del vehículo de pruebas.....	25
Tabla 6.6. Características del analizador de gases.....	26
Tabla 6.7. Características de la tarjeta de adquisición de datos.	29
Tabla 6.8. Fallas generadas en el motor.	31
Tabla 6.9. AMFEC con la primera falla generada.....	66
Tabla 6.10. AMFEC con la segunda falla generada.....	66
Tabla 6.11. AMFEC con la tercera falla generada.	66
Tabla 6.12. Datos obtenidos con las fallas generadas.	70
Tabla 6.13. Datos obtenidos con las fallas generadas.	70

ÍNDICE DE ANEXOS

Figura A - 1. Diagrama de dispersión de la potencia en la predicción de la severidad..	76
Figura A - 2. Diagrama de dispersión del CO en la predicción de la severidad.....	76
Figura A - 3. Diagrama de dispersión de HC en la predicción de la severidad.....	77
Figura A - 4. Diagrama de dispersión de la potencia en la predicción de la ocurrencia.	77
Figura A - 5. Diagrama de dispersión de CO en la predicción de la ocurrencia.	78
Figura A - 6. Diagrama de dispersión de HC en la predicción de la ocurrencia.	78
Figura A - 7. Diagrama de dispersión de la potencia en la predicción de la detección..	79
Figura A - 8. Diagrama de dispersión de CO en la predicción de la detección.....	79
Figura A - 9. Diagrama de dispersión de HC en la predicción de la detección.....	80
Figura A - 10. Diagrama de dispersión de la potencia en la predicción del IPR.....	80
Figura A - 11. Diagrama de dispersión de CO en la predicción del IPR.....	81
Figura A - 12. Variación de la severidad en función del MAP y TPS, sin falla (plano azul) y falla 1 (plano morado).	81
Figura A - 13. Variación de la severidad en función del MAP y TPS, sin falla (plano azul) y falla 3 (plano naranja).....	82
Figura A - 14. Gráfica de superficie para la severidad vs la potencia y la falla.....	82
Figura A - 15. Gráfica de superficie para la severidad vs CO y la falla.....	83
Figura A - 16. Gráfica de superficie para la severidad vs HC y la falla.....	83
Figura A - 17. Gráfica de contorno para la severidad vs la potencia y la falla.	84
Figura A - 18. Gráfica de contorno para la severidad vs CO y la falla.	84
Figura A - 19. Gráfica de contorno para la severidad vs HC y la falla.	85
Figura A - 20. Variación de la ocurrencia en función del MAP y TPS, sin falla (plano verde) y falla 1 (plano morado).	85
Figura A - 21. Variación de la ocurrencia en función del MAP y TPS, sin falla (plano verde) y falla 2 (plano naranja).....	86
Figura A - 22. Gráfica de superficie para la ocurrencia vs la potencia y la falla.	86
Figura A - 23. Gráfica de superficie para la ocurrencia vs CO y la falla.	87
Figura A - 24. Gráfica de superficie para la ocurrencia vs HC y la falla.	87
Figura A - 25. Gráfica de contorno para la ocurrencia vs la potencia y la falla.	88
Figura A - 26. Gráfica de contorno para la ocurrencia vs CO y la falla.....	88
Figura A - 27. Gráfica de contorno para la ocurrencia vs HC y la falla.....	89

Figura A - 28. Variación de la detección en función del MAP y TPS, sin falla (plano naranja) y falla 1 (plano celeste).....	89
Figura A - 29. Variación de la detección en función del MAP y TPS, sin falla (plano naranja) y falla 2 (plano morado).	90
Figura A - 30. Gráfica de superficie para la detección vs la potencia y la falla.....	90
Figura A - 31. Gráfica de superficie para la detección vs CO y la falla.....	91
Figura A - 32. Gráfica de superficie para la detección vs HC y la falla.....	91
Figura A - 33. Gráfica de contorno para la detección vs la potencia y la falla.	92
Figura A - 34. Gráfica de contorno para la detección vs CO y la falla.	92
Figura A - 35. Gráfica de contorno para la detección vs HC y la falla.	93
Figura A - 36. Variación del IPR en función de las RPM y VSS, con la falla 1.....	93
Figura A - 37. Variación del IPR en función de las RPM y VSS, con la falla 2.....	94
Figura A - 38. Variación del IPR en función de las RPM y VSS, con la falla 3.....	94
Figura A - 39. Gráfica de superficie para el IPR vs la potencia y la falla.	95
Figura A - 40. Gráfica de superficie para el IPR vs CO y la falla.....	95
Figura A - 41. Gráfica de superficie para el IPR vs HC y la falla.....	96
Figura A - 42. Gráfica de contorno para el IPR vs la potencia y la falla.....	96
Figura A - 43. Gráfica de contorno para el IPR vs CO y la falla.	97
Figura A - 44. Gráfica de contorno para el IPR vs HC y la falla.	97
Figura A - 45. Programa para la predicción de severidad, ocurrencia, detección e IPR con la falla 3 en el motor.	98
Figura A - 46. Programa para la predicción de severidad, ocurrencia, detección e IPR sin falla en el motor.	98
Figura A - 47. Programa para la predicción de severidad, ocurrencia, detección e IPR con la falla 1 en el motor.	99
Figura A - 48. Programa para la predicción de severidad, ocurrencia, detección e IPR con la falla 2 en el motor.	99
Figura A - 49. Programa para la predicción de severidad, ocurrencia, detección e IPR con la falla 3 en el motor.	100

1 INTRODUCCIÓN

La importancia de este proyecto radica en los beneficios económicos y ambientales que se presentarán al contar con una herramienta basada en evidencia objetiva que determine la condición, los efectos y la criticidad de las fallas del sistema de inyección del motor, con lo se optimizará la programación de las tareas de mantenimiento basados en la fiabilidad y mantenibilidad del sistema, con el propósito de mantener al motor con la máxima disponibilidad.

En el presente proyecto a través de la planeación de la corrida experimental para la toma de datos y la obtención de información del funcionamiento del sistema se aplica la metodología de análisis de modos de falla, efectos y criticidad (AMFEC), esto ayuda a priorizar la falla más significativa del sistema, para evaluar el IPR.

Luego se analiza los datos obtenidos mediante herramientas de aprendizaje y clasificación para la estimación de efectos del sistema para poder observar cual es la variable que más influye en el funcionamiento del sistema.

Con el modelo estadístico obtenido de los datos de las variables de entrada se estiman los efectos y criticidad que estos producen al sistema para posteriormente optimizar la programación de mantenimiento.

2 PROBLEMA

En el medio la gestión de mantenimiento aplicada a motores de combustión interna generalmente se basa en recomendaciones del fabricante, en períodos fijos o en políticas de los talleres de servicio, sin considerar la condición y la fiabilidad que presentan dichos motores. En pocas ocasiones se recurre al uso de índices de mantenimiento debido a la falta de datos para su cálculo y análisis, lo que ocasiona incrementos en los costos de operación debido al aumento del consumo de combustible que puede llegar hasta un 2,26% según indican (Rivera & Chica, 2015), además se puede tener una excesiva emisión de contaminantes en los gases de escape, que en lo que concierne a hidrocarburos (HC) pueden aumentar hasta un 50,42% y respecto al monóxido de carbono (CO) puede incrementar hasta 64,82% como mencionan (Fernández & Inga, 2017) también existe pérdida de prestaciones y en ocasiones paros del motor.

3 OBJETIVOS

3.1 OBJETIVO GENERAL

Analizar los modos de falla, efectos y criticidad del sistema de inyección de un motor de encendido provocado Corsa Evolution 1.4L a través de la metodología de diseño de experimentos para la programación del mantenimiento.

3.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Planear y desarrollar la corrida experimental con metodología de diseño de experimentos para la toma de datos y la obtención de información de funcionamiento del sistema.
- Analizar los datos obtenidos mediante herramientas de aprendizaje y clasificación para la estimación de los efectos del sistema sometido a fallas.
- Obtener un modelo estadístico a través de datos de las variables de entrada para estimar los efectos y criticidad del sistema sometido a fallas.
- Presentar la validación de los resultados obtenidos con la metodología experimental para el análisis de los modos de falla, efectos y criticidad.

4 FUNDAMENTOS TEÓRICOS

4.1 Análisis de modos de falla, efectos y criticidad

El análisis de modos de falla, efectos y criticidad (AMFEC) es una metodología que tiene como objetivo identificar los modos de falla que representan un mayor riesgo, para posteriormente seleccionar la mejor tarea de mantenimiento a utilizar, ya sea preventiva, predictiva o correctiva.

El AMFEC se emplea para la búsqueda y evaluación de escenarios que puedan representar un impacto adverso para la planta de proceso, identificando los escenarios de mayor riesgo y emitiendo acciones tendientes a minimizar los mismos (Mercedes, 2011).

El lenguaje usado en los AMFEC deberá ser lo más específico posible cuando se describa algún ítem (por ejemplo, modo de falla ó causa) y no extender o extrapolar más allá del nivel de entendimiento del equipo acerca de lo que serían los efectos de las fallas (Action Group Automotive Industry, 2008).

El objetivo del FMECA es tomar decisiones y gestionar e implementar acciones correctivas que permitan eliminar el modo de falla o en su defecto disminuir su porcentaje de afectación para la generación de energía y correcto funcionamiento del motor (Miño, 2015).

El AMFEC es un método básico de análisis en el sector automotriz, que puede aplicarse a otros sectores. Es un procedimiento de análisis de fallos en un sistema y clasificación por gravedad, por los efectos o consecuencias de los fallos. Es aplicable a productos y procesos, tanto en la fase de diseño, como de proceso, montaje, comercialización y otras aéreas (Rodríguez, 2012).

El AMFEC es una herramienta de análisis sistemático y de detalle de todos los modos de fallo de los componentes de un sistema, que identifica su efecto sobre el mismo. Así, componente a componente, se analiza cada modo de fallo independientemente y se identifican sus efectos sobre otros componentes del sistema y sobre el sistema en su conjunto (Mulet, Alberola, Chulv, Ramos, & Bovea, 2011).

El AMFEC es la evaluación sistemática más popular del proceso (producto) que nos permite determinar la localización y el mecanismo de fallas potenciales, con el objetivo

de prevenir fallas de proceso. El AMFEC se caracteriza por un enfoque de abajo hacia arriba mediante el cual cualquier sistema de producción complejo se descompone en sus partes constituyentes, que se analizan sucesivamente para encontrar todas las posibles causas de falla y sus efectos. El analista construye una tabla con todas las causas de fallo y realiza una evaluación de criticidad para medir el nivel de riesgo de cada falla, en términos de criterios tales como la probabilidad de fallo o la gravedad de la falla misma (Braglia, Frosolini, & Montanari, 2003).

4.1.1 Términos importantes a considerar en el AMFEC

4.1.1.1 Elemento

Es cualquier parte, pieza, componente, dispositivo, que pueda considerarse individualmente o que forma parte de un equipo o sistema.

4.1.1.2 Sistema

Es un conjunto de elementos que se encuentran interrelacionados o que interactúan entre sí, con el fin de cumplir una función determinada.

4.1.1.3 Falla

Es el estado de un elemento caracterizado por la incapacidad de realizar una función requerida para lo que fue diseñado (UNE-EN 60812, 2008).

4.1.1.4 Seguridad de funcionamiento

No todos los elementos tienen la misma seguridad de funcionamiento o fiabilidad debido a su propia naturaleza, cuando se analiza la seguridad de funcionamiento, se deben prever fallas y formas de producirse para determinar su severidad, ocurrencia y detección, términos que se definen posteriormente.

4.1.2 Técnica AMFEC

En la figura 4.1 se muestra el proceso para aplicar la técnica AMFEC en un sistema.

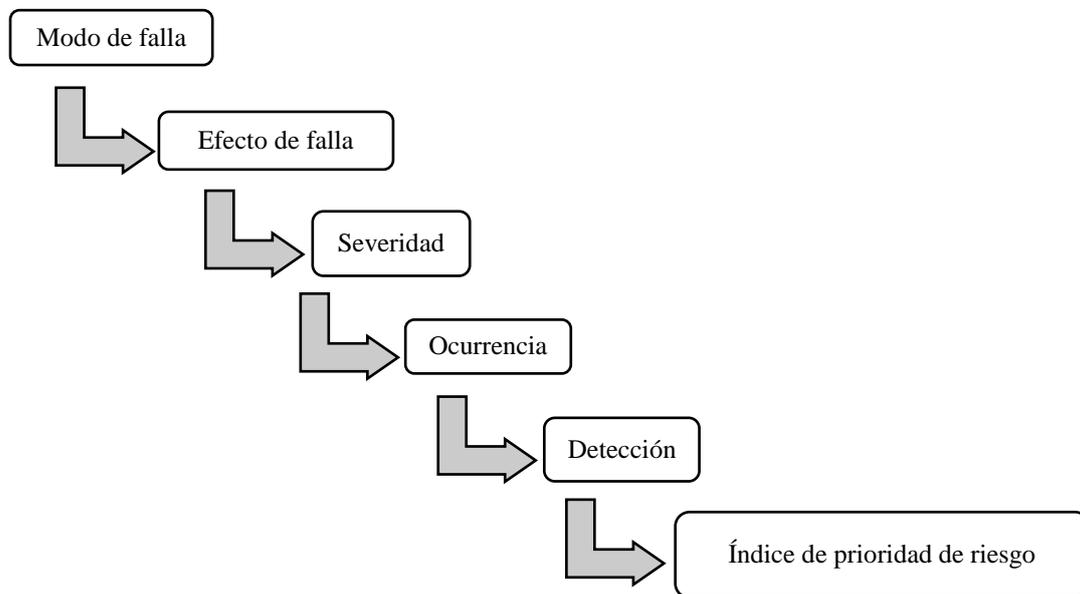


Figura 4.1. Proceso para aplicar técnica AMFEC.

4.1.2.1 Modo de falla

El término modo de falla es usado para referirse a las posibles maneras en que un elemento puede fallar, el mismo que puede tener uno o más modos de falla.

Las listas de modos de fallo deben incluir cualquier evento o proceso que pueda causar un fallo funcional, incluyendo deterioro, defectos de diseño y error humano, ya sea causado por operadores o mantenedores (SAE JA1011, 1999).

4.1.2.2 Efecto de falla

Los efectos de falla describen lo que sucedería si no se hace ninguna tarea específica para anticipar, prevenir o detectar la falla. Se trata de describir las consecuencias no deseadas de la falla que se puede observar o detectar, y siempre deberían indicarse en términos de rendimiento o eficacia del producto, proceso o sistema.

Si un modo de fallo potencial tiene muchos efectos, a la hora de evaluar, se elegirán los más graves (Bestratén, Orriols, & Mata, 2004).

4.1.2.3 Severidad

La severidad indica cuán grave es la falla que se identifica en el sistema, lo cual es subjetivo dependiendo de la persona que clasifique el daño.

En la tabla 4.1 se muestra la jerarquización de la severidad de los modos de falla.

Tabla 4.1. Jerarquización de la severidad.

Fuente: (Rodríguez, 2012)

Severidad	Criterio	Valor
Muy bajas repercusiones “No perceptibles”	No es probable que el fallo origine un defecto sobre el sistema.	1
Bajas repercusiones “Apenas perceptibles”	El fallo originaría un pequeño inconveniente al sistema. Es fácilmente subsanable.	2 – 3
Moderada “defectos de relativa importancia”	El fallo causa problemas al sistema.	4 – 6
Alta	El fallo puede ser crítico e inutilizar el sistema.	7 – 8
Muy alta	Fallo muy crítico, que afecta a la seguridad del sistema y funcionamiento del mismo.	9 – 10

4.1.2.4 Ocurrencia

La ocurrencia muestra con qué frecuencia se da la falla en el sistema, el término puede tomarse como probabilidad de que ocurra o no una falla. Es por tanto la probabilidad de que una causa de falla se produzca y dé lugar al modo de falla. En la tabla 4.2 se muestra la jerarquización de ocurrencia de los modos de falla.

Tabla 4.2. Jerarquización de la ocurrencia.

Fuente: (Rodríguez, 2012)

Ocurrencia	Criterio	Valor
Muy baja o improbable	El fallo tiene una baja probabilidad de que suceda.	1
Baja	El fallo es poco probable que suceda.	2 – 3
Moderada	El fallo aparece de forma ocasional.	4 – 5
Alta	El fallo se presenta con cierta frecuencia.	6 – 8
Muy alta	El fallo es casi inevitable. Es muy probable que el fallo se produzca con mucha frecuencia.	9 – 10

4.1.2.5 Detección

La detección indica qué tan probable es que se localice la falla en el sistema, si no se detecta la falla, es probable que cause un daño mayor al sistema o a su vez una detención del mismo. Cuanto más difícil sea detectar una falla, mayores pueden ser las consecuencias en el sistema. En la tabla 4.3 se muestra la jerarquización de detección de los modos de falla.

Tabla 4.3. Jerarquización de la detección.

Fuente: (Rodríguez, 2012)

Detección	Criterio	Valor
Muy alta	El defecto es probable que se detecte por medidas de ensayo control previsto.	1
Alta	El defecto es fácilmente detectable.	2 – 3
Mediana	El defecto es detectable.	4 – 6
Pequeña	El defecto es difícil detectarlo con medidas de ensayo y control previstas.	7 – 8
Improbable	El defecto no puede detectarse y casi seguro que el fallo cause inconvenientes en el sistema.	9 – 10

4.1.2.6 Índice de prioridad de riesgo

El índice de prioridad de riesgo (IPR) es el resultado de la multiplicación de los índices de la severidad, ocurrencia y detección, tal como se muestra en la fórmula 4.1. El resultado permite valorar la urgencia o importancia de una falla y proponer acciones de mantenimiento ya sean correctoras, preventivas o predictivas

$$IPR = S * O * D$$

Fórmula 4.1. Índice de prioridad de riesgo.

Fuente: (Rodríguez, 2012)

(Rodríguez, 2012), indica que si el valor de IPR es superior a 100, se debe intervenir en el sistema realizando la tarea de mantenimiento respectiva, en cambio si el valor de IPR es inferior a 100, no es necesario intervenir, salvo que los cambios fueran fáciles de introducir en el sistema y mejoren su funcionamiento.

4.2 Motor de encendido provocado

La característica fundamental de un motor de encendido provocado (MEP), es que el inicio de la combustión se produce mediante un aporte de energía externo al ciclo termodinámico, que en motores modernos se consigue al hacer saltar una chispa entre los dos electrodos de una bujía. El instante en el que se debe hacer saltar la chispa deberá ser el adecuado para conseguir que el proceso de combustión sea lo más eficiente posible (Payri & Desantes, 2011).

4.2.1 Motor de cuatro tiempos

En estos motores el ciclo de trabajo se completa en dos vueltas de cigüeñal o, lo que es lo mismo, en cuatro carreras del émbolo, como se muestran en la figura 4.2.

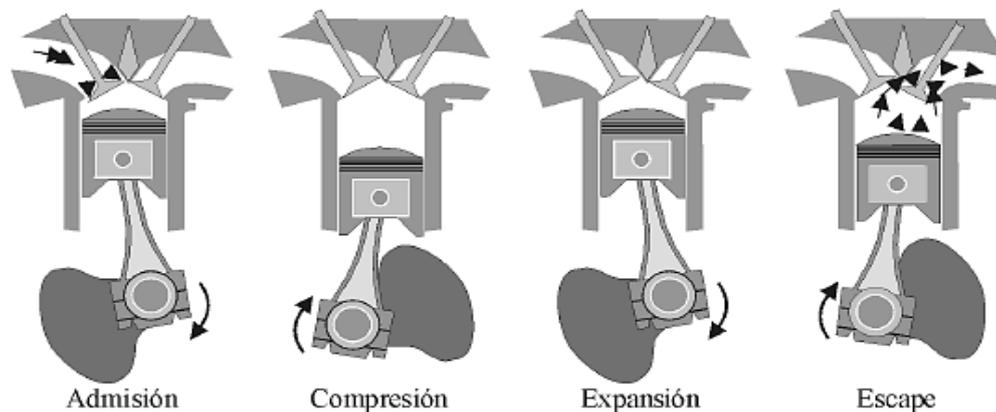


Figura 4.2. Fases de un motor de cuatro tiempos.

Fuente: (Payri & Desantes, 2011)

A continuación se detallan las diferentes fases de un motor de cuatro tiempos.

4.2.1.1 Fase de admisión

Con las válvulas de admisión abiertas y las de escape cerradas, el émbolo se desplaza desde el punto muerto superior (PMS) hacia el punto muerto inferior (PMI). Debido a esto se crea en el interior del cilindro una pequeña depresión, suficiente como para inducir la entrada de gases a través del conducto de admisión. Estos gases serán aire o una mezcla de aire y combustible, dependiendo del tipo de motor. Cuando el émbolo llega al PMI las válvulas de admisión se cierran y comienza la siguiente fase (Payri & Desantes, 2011).

4.2.1.2 Fase de compresión

Con las válvulas de admisión y escape cerradas el émbolo se desplaza desde el PMI hacia el PMS comprimiendo el fluido contenido en el cilindro. En las cercanías del PMS se produce el salto de chispa en el caso de un motor de encendido provocado, produciéndose la combustión (Payri & Desantes, 2011).

4.2.1.3 Fase de expansión

La combustión produce un aumento de presión de los gases contenidos en el cilindro, empujando al émbolo, que se desplaza desde el PMS hacia el PMI. Este desplazamiento es el único del que se obtiene trabajo del motor (Payri & Desantes, 2011).

4.2.1.4 Fase de escape

En el PMI se abre la válvula de escape y el émbolo comienza a desplazarse hacia el PMS expulsando los gases quemados hacia el exterior del cilindro. Cuando el émbolo llega al PMS se cierra la válvula de escape y se inicia un nuevo ciclo (Payri & Desantes, 2011).

4.3 Sistema de inyección electrónico

Las ventajas de un sistema de inyección electrónico de combustible se pueden establecer en términos tanto de calidad de la mezcla, como del mejor control de dosado que se puede alcanzar, por ende obtener mejores prestaciones en los vehículos, control en el consumo de combustible y reducción de las emisiones contaminantes, incluyendo todas las condiciones operativas del motor.

4.3.1 Inyección multipunto

En la inyección multipunto, cada cilindro está provisto de un inyector que es el encargado de suministrar la cantidad exacta de combustible según los requerimientos del motor y dependiendo de los cálculos realizados por la unidad de control electrónica (ECU por su nombre en inglés engine control unit), como se muestra en la figura 4.3.

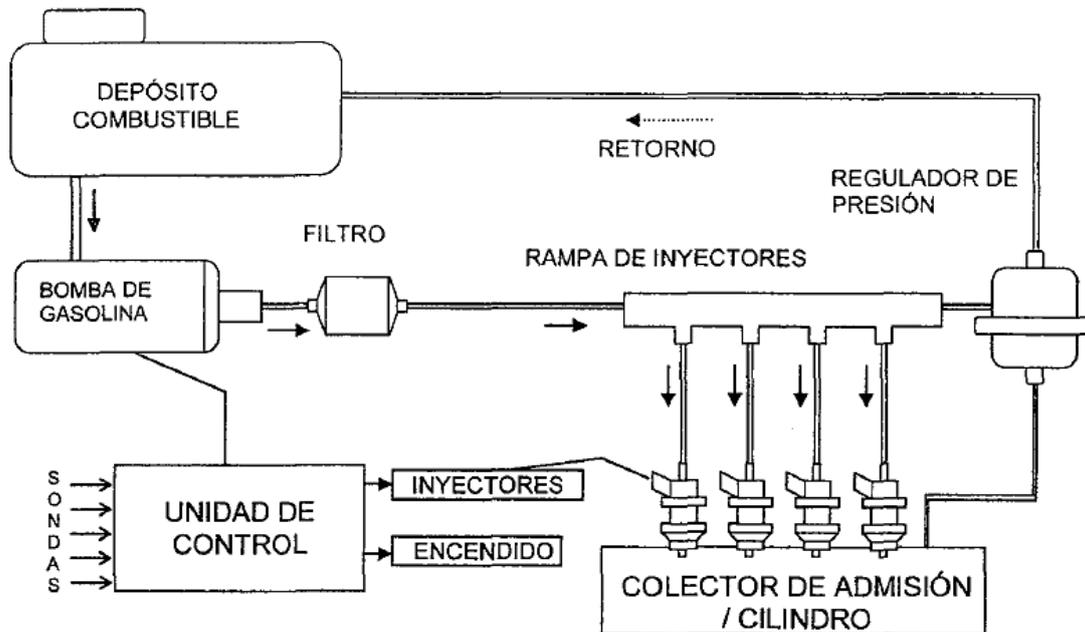


Figura 4.3. Esquema general del sistema de inyección multipunto.

Fuente: (Payri & Desantes, 2011)

4.4 Inteligencia artificial

La inteligencia artificial (IA) es una inteligencia no natural en especímenes no vivos, que es capaz de pensar, actuar y evaluar problemas para alcanzar un objetivo basándose en principios de optimización (Riobó, 2012).

4.4.1 Inteligencia computacional

La inteligencia computacional es la rama de la IA que implica aprendizaje, y existen métodos como las máquinas de soporte vectorial y los árboles de decisión que se emplean en el desarrollo de este proyecto.

4.4.1.1 Máquina de soporte vectorial

La máquina de soporte vectorial (SVM por su nombre en inglés Support Vector Machine) son herramientas de aprendizaje y clasificación.

Teniendo un conjunto de datos de muestra o ejemplos de entrenamiento se etiqueta sus clases y se entrena una SVM construyendo un modelo que será capaz de predecir la clase de los nuevos datos que le se introduzcan. Intuitivamente la SVM representa en un eje de coordenadas los vectores de entrenamiento, separando las clases presentes en los ejemplos por un espacio lo mayor posible, cuando se introduce nuevos datos se colocan sobre el mismo eje y en función de su proximidad a uno de los grupos antes separados son clasificados en una u otra clase (Riobó, 2012).

En la figura 4.4 se muestra una representación de datos de dos clases (cuadrados azules y círculos verdes) separados por el hiperplano que maximiza la distancia entre ellos. Esta distancia es la marcada como margen, que es máxima para el hiperplano obtenido en este caso, cualquier otro hiperplano presentaría un margen de separación de clases menor y por lo tanto sería menos adecuado (Riobó, 2012).

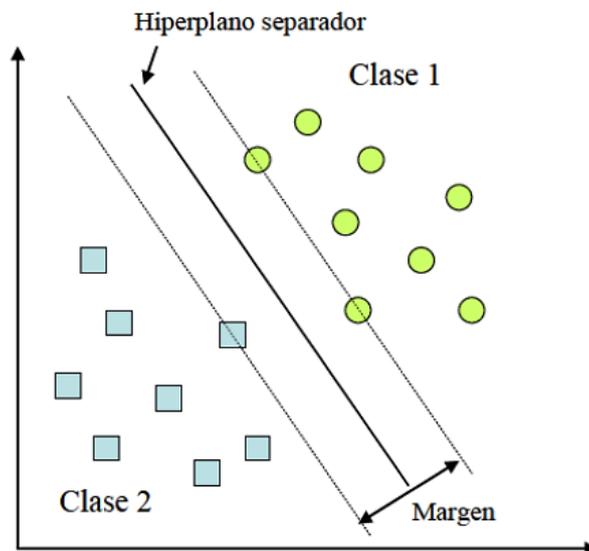


Figura 4.4. Separación de datos mediante SVM.

Fuente: (Riobó, 2012)

Los problemas de varias clases a menudo se resuelven entrenando varios clasificadores de SVM binarios y fusionando las salidas de los clasificadores para resolver la decisión de clasificación de globales.

La SVM es un campo interdisciplinario de aprendizaje automático, optimización, aprendizaje estadístico y teoría de la generalización. Básicamente, puede utilizarse para la clasificación de patrones y la estimación de funciones (Vong, Wong, & Li, 2006).

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, Engine ignition signal diagnosis with Wavelet Packet Transform and Multi-class Least Squares Support Vector Machines, 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).

4.4.1.2 Árboles de decisión

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

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

4.4.2 Sistemas de reconocimiento automático

El sistema de reconocimiento es una técnica que clasifica o distingue un elemento después de haber analizado ciertas características (Riobó, 2012).

4.4.3 Aprendizaje

El aprendizaje es una rama de la inteligencia artificial que busca desarrollar técnicas que permitan a una máquina o computadora “aprender”. El hecho de aprender está basado en el análisis de datos y la extracción de conclusiones lo que liga esta disciplina con la estadística (tanto en su rama descriptiva como inferencial). De forma práctica consiste en el desarrollo de programas informáticos que puedan generalizar comportamientos partiendo de información que le hayamos suministrado. Dichos programas se basan en algoritmos de aprendizaje que sirven para mejorar la realización de alguna tarea a través de la experiencia, con lo cual van “aprendiendo” hasta ser capaces de inducir una función capaz de resolver el problema al que se enfrentan (Riobó, 2012).

4.5 Mantenimiento

El mantenimiento se define como cualquier actividad necesaria para mantener o reparar un elemento, equipo o sistema de manera que éste pueda cumplir con las funciones para lo que fue diseñado. El objetivo principal del mantenimiento es asegurar la disponibilidad y confiabilidad de los equipos, cumpliendo las normas de seguridad y medio ambientales.

4.5.1 Programación del mantenimiento

Es el proceso mediante el cual se acoplan los trabajos con los recursos y se les asigna una secuencia para su ejecución en un tiempo determinado.

La programación del mantenimiento logra el uso más eficiente de los recursos, además permite programar las tareas de mantenimiento a realizar en un determinado elemento, equipo o sistema para maximizar su disponibilidad y confiabilidad.

4.5.2 Tipos de mantenimiento

Existen diversos tipos de mantenimiento que pueden ser aplicados a la industria automotriz, tal como se muestra en la figura 4.5.

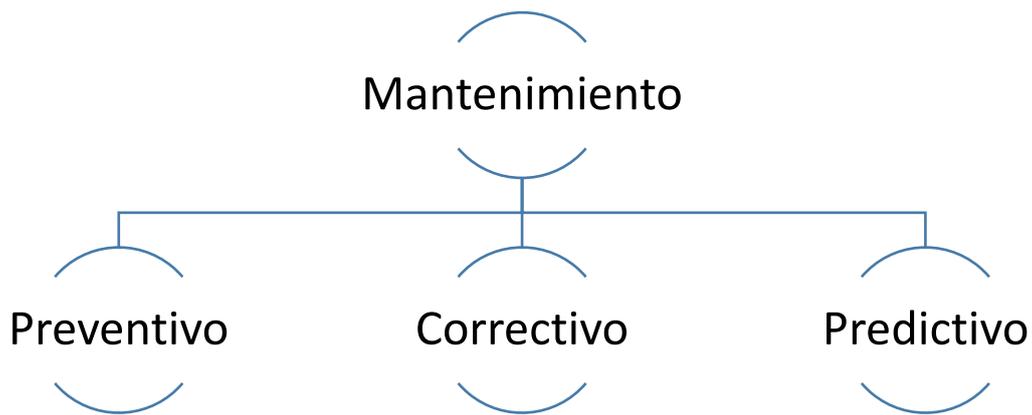


Figura 4.5. Tipos de mantenimiento.

4.5.2.1 Mantenimiento preventivo

Este tipo de mantenimiento se realiza previo a que ocurra algún tipo de falla en el equipo o sistema.

4.5.2.2 Mantenimiento correctivo

Es el conjunto de tareas destinadas a corregir los defectos que se van presentando en los distintos equipos, ya sea porque algo se averió o rompió.

4.5.2.3 Mantenimiento predictivo

Es el mantenimiento que tiene por misión mantener un nivel de servicio determinado en los equipos, programando las intervenciones de sus puntos vulnerables en el momento más oportuno. Suele tener un carácter sistemático, es decir, se interviene aunque el equipo no haya dado ningún síntoma de tener un problema.

4.6 Diseño de experimentos

El diseño de experimentos es un conjunto de técnicas activas, en el sentido de que no esperan que el proceso mande las señales útiles, sino que éste se “manipula” para que proporcione la información que se requiere para su mejoría. El diseño estadístico de experimentos es precisamente la forma más eficaz de hacer pruebas. El diseño de experimentos consiste en determinar cuáles pruebas se deben realizar y de qué manera, para obtener datos que, al ser analizados estadísticamente, proporcionen evidencias objetivas que permitan responder las interrogantes planteadas, y de esa manera clarificar los aspectos inciertos de un proceso, resolver un problema o lograr mejoras (Gutiérrez & De la Vara, 2012).

4.6.1 Unidad experimental

La unidad experimental es la muestra que se utiliza para generar un valor que sea representativo del resultado del experimento o prueba. En cada diseño de experimentos es importante definir de manera cuidadosa la unidad experimental, ya que ésta puede ser una pieza o muestra de una sustancia o un conjunto de piezas producidas, dependiendo del proceso que se estudia (Gutiérrez & De la Vara, 2012).

4.7 Adquisición de datos

La adquisición de datos (DAQ por su nombre en inglés Data Acquisition) es el proceso de medir con una computadora un fenómeno eléctrico o físico como voltaje, corriente, temperatura, presión, etc.

4.7.1 Sistema de adquisición de datos

Un sistema de adquisición de datos consiste de sensores, hardware de medidas DAQ y una computadora con software programable como se muestra en la figura 4.6. Comparados con los sistemas de medidas tradicionales, los sistemas DAQ basados en computadoras aprovechan la potencia del procesamiento, la productividad, la visualización y las habilidades de conectividad de las computadoras estándares en la industria proporcionando una solución de medidas más potente, flexible y rentable.

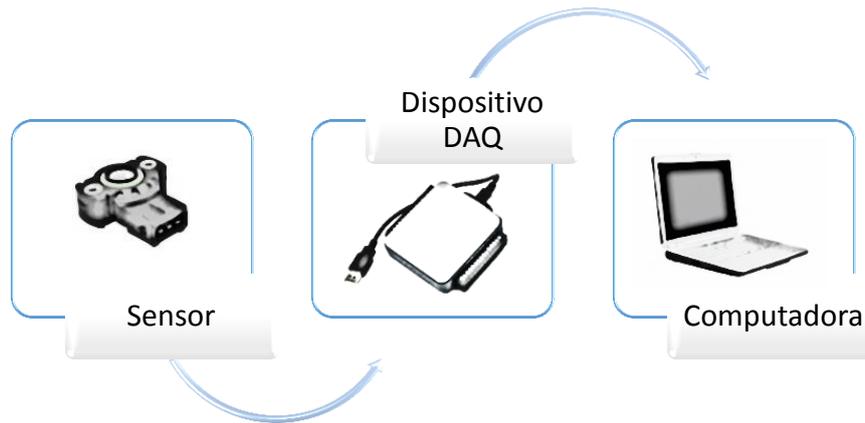


Figura 4.6. Sistema de adquisición de datos.

Fuente: (National Instrument Corporation, 2017).

4.8 Regulador de presión de combustible

La función principal del regulador de presión de combustible que se muestra en la figura 4.7, es de variar la presión de combustible del sistema de inyección del motor, este control se realiza ubicando un manómetro cuya lectura debe estar acorde con la medida otorgada por el manual del fabricante, aunque para el desarrollo de este análisis se variaron las presiones con la finalidad de causar fallas en el motor.



Figura 4.7. Regulador de presión de combustible.

4.9 Bujía

La bujía tiene la función de inflamar la mezcla de aire combustible que se encuentra en el interior de la cámara de combustión del motor, la inflamación se produce debido al arco eléctrico o chispa que salta entre dos electrodos que tiene la bujía. En la figura 4.8 se muestran una de las bujías utilizada en el experimento.



Figura 4.8. Bujía.

4.10 Sensor

Un sensor es un elemento que a partir de cualquier magnitud física, ya sea temperatura, velocidad, presión, etc., elabora otra magnitud eléctrica.

4.10.1 Sensor de presión absoluta en el múltiple de admisión

El sensor de presión absoluta en el múltiple de admisión (MAP por su nombre en inglés Manifold Absolute Pressure) mide la presión absoluta del aire en el interior del conducto de admisión, enviando una señal eléctrica a la unidad de control electrónica (ECU). La ECU puede conocer la cantidad de aire que hay en los conductos de admisión y determinar la masa de aire que entra en los cilindros (Rodríguez, 2012).

4.10.2 Sensor de posición de aceleración

El sensor de posición de aceleración (TPS por su nombre en inglés Throttle Position Sensor) se encarga de monitorear la posición de la mariposa de la garganta de entrada de aire hacia el motor, entregando una señal hacia la ECU que es usado para controlar los tiempos de inyección de combustible hacia las cámaras de combustión.

4.10.3 Sensor de velocidad del vehículo

El sensor de velocidad del vehículo (VSS por su nombre en inglés Vehicle Speed Sensor) se encarga de informarle a la ECU la velocidad del vehículo para controlar el velocímetro y el odómetro.

4.10.4 Sensor de revoluciones del motor

El sensor de revoluciones del motor está situado en el bloque motor y enfrentado a una rueda solidaria al cigüeñal. Este sensor informa a la unidad de mando de las revoluciones a las que gira el motor y de la posición del cigüeñal y por lo tanto, de la posición de los cilindros. Esta señal es básica para el cálculo del caudal de inyección de combustible y para el momento de inyección.

En la figura 4.9 se muestra la ubicación de los sensores, de los cuales se extrae la información de funcionamiento del motor.

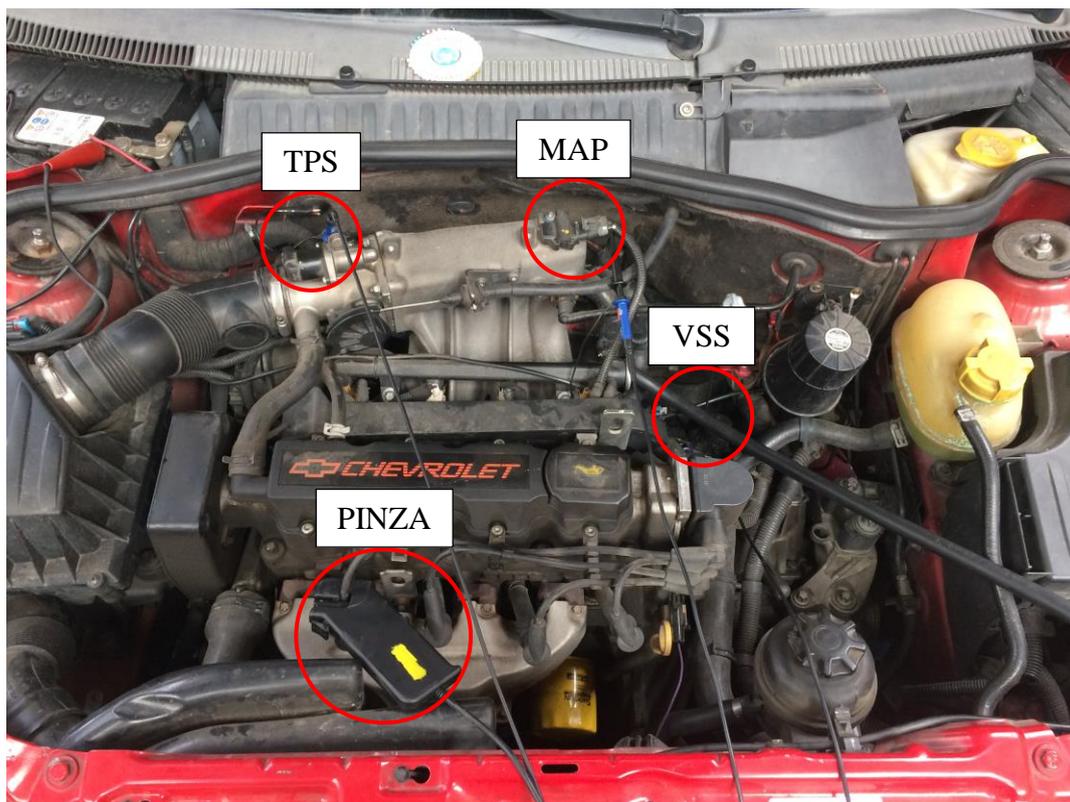


Figura 4.9. Ubicación de los sensores en el motor.

5 ESTADO DEL ARTE

El AMFEC fue desarrollado por primera vez como metodologías formales de diseño en la década de 1960 por la industria aeroespacial con sus evidentes requisitos de confiabilidad y seguridad. Desde entonces, se ha utilizado ampliamente para ayudar a garantizar la seguridad y la fiabilidad de los productos utilizados en una amplia gama de industrias, en particular en el aeroespacial, automotriz, nuclear y las industrias biomédicas (Gargama & Kumar, 2011).

Uno de los métodos para determinar de forma cuantitativa la criticidad, es mediante la cuantificación del riesgo, en este método se evalúa de manera subjetiva en lo que corresponde a la severidad del efecto y una estimación de la probabilidad de su ocurrencia durante un periodo determinado de tiempo propuesto para el análisis (Adriano, 2016).

El método 101 de la norma americana MIL-STD-1629A permite resaltar los modos de falla cuyos efectos son importantes en relación a severidad, detectabilidad, mantenibilidad, seguridad. El método 102 de la MIL-STD-1629A incluye consideraciones de tasa de falla o probabilidad, (nivel de criticidad) (Department of Defense, United States of America, 1980).

(Aguilar, Torres, & Magaña, 2010) emplearon un análisis de riesgo, aplicando la metodología de análisis de modos de falla, efectos y criticidad con objeto de identificar los modos de falla que representan un mayor riesgo, para posteriormente seleccionar la mejor tarea de mantenimiento, ya sea preventiva, predictiva, correctiva o en su caso acciones adicionales o complementarias.

En el procedimiento AMFEC se habla de un volumen de riesgo, ya que enfrenta tres variables en un plano volumétrico de tres ejes que son severidad, ocurrencia y detección. La falta de un estudio oficial y análisis detallado sobre indicadores de gestión de mantenimiento de una planta de generación, provoca que en ocasiones el mantenimiento de la misma se torne totalmente correctivo en lugar de preventivo o predictivo (Miño, 2015).

El AMFEC se emplea para la búsqueda y evaluación de escenarios que puedan representar un impacto adverso para el proceso, identificando los escenarios de mayor riesgo y emitiendo acciones tendientes a minimizar los mismos (Mercedes, 2011).

La SVM básica está diseñada para separar sólo dos clases entre sí, sin embargo, en muchas aplicaciones reales, se requiere un método para tratar varias clases. Por ejemplo, en el diagnóstico de fallas de una máquina eléctrica, existen varias clases de fallo además de un funcionamiento saludable (Pöyhönen, Arkkio, & Hyötyniemi, 2004).

(Pöyhönen, Arkkio, & Hyötyniemi, 2004) comparan diferentes estrategias de acoplamiento para reconstruir un clasificador de varias clases a partir de clasificadores basados en SVM en pares con la aplicación al diagnóstico de fallas de un motor de inducción de jaula.

(Demetgul, 2013) utiliza la clasificación basada máquinas de soporte vectorial para aplicar al diagnóstico de fallas de una máquina eléctrica. Además usan un análisis del campo magnético numérico para proporcionar datos de medición virtuales del funcionamiento sano y defectuoso de una máquina eléctrica.

La SVM se ha aplicado con éxito a una serie de aplicaciones que van desde la detección de rostros, verificación y reconocimiento, detección de objetos y reconocimiento, carácter manuscrito y reconocimiento de dígitos, detección de texto y categorización, verificación de voz y orador, reconocimiento, predicción y así sucesivamente. Sin embargo, son pocos los trabajos que discuten el uso de SVM en el monitoreo y diagnóstico de la condición de la máquina.

En la supervisión de la condición de la máquina y el problema de diagnóstico de fallos, SVM se emplea para reconocer patrones especiales de la señal adquirida, y luego estos patrones se clasifican de acuerdo con la ocurrencia de falla en la máquina.

Debido al hecho de que es difícil obtener suficientes muestras de fallos en la práctica, el SVM se introduce en el diagnóstico de fallas de las máquinas debido a su alta precisión y buena generalización para un número menor de muestras.

SVM tiene el potencial para manejar espacios de características muy grandes, porque la formación de SVM se lleva a cabo de modo que la dimensión de los vectores clasificados no tiene una influencia tan distinta sobre el rendimiento de SVM como lo ha hecho en el rendimiento del clasificador convencional (Widodo & Yang, 2007).

6 MARCO METODOLÓGICO

6.1 Planeación y desarrollo de la corrida experimental para la obtención de datos mediante la metodología de diseño de experimentos

6.1.1 Planeación de la corrida experimental para la obtención de datos

Se debe determinar el problema que se desea abordar a través de la aplicación del diseño experimental, además es importante conocer los factores que afectan las respuestas del sistema.

Los factores que inciden en el funcionamiento y comportamiento del sistema en estudio, se pueden dividir en variables de entrada, variables de bloqueo, variables de ruido y variables de respuesta, tal como se indica en la figura 6.1.

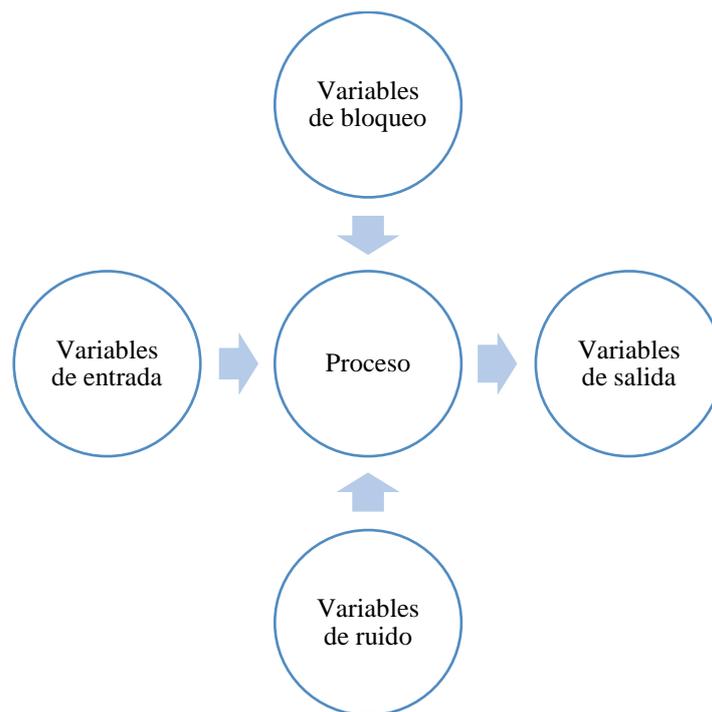


Figura 6.1. Factores de inferencia.

Fuente: (Rivera & Chica, 2015).

6.1.1.1 Variables de entrada

Las variables de entrada, también conocidas como variables de estudio son aquellas que afectan directamente a las variables de respuesta, las mismas tienen que ser independientes entre sí, expresado de otra manera se puede decir que la variación de un factor de entrada no debe influir en la variación de cualquier otro factor de entrada, ya que de esta manera se producirían problemas en la ejecución del experimento.

Las variables de entrada establecidas para el experimento se muestran en la tabla 6.1.

Tabla 6.1. Variables de entrada.

Variables de entrada	Símbolo	Unidad
	Falla 1	PSI
Fallas	Falla 2	PSI
	Falla 3	mm
	Fuerza	F
Potencia	P	[KW]
Consumo de combustible	C	L/h – L/100 Km
Monóxido de carbono	CO	[%]
Hidrocarburos no combustionados	HC	[ppm]
Dióxido de carbono	CO ₂	[%]
Oxígeno	O ₂	[%]
Lambda	λ	[m/m]
Relación estequiométrica	AFR	–

6.1.1.2 Variables de bloqueo

Las variables de bloqueo, también conocidas como factores controlables son variables de entrada que se pueden ubicar en un punto de operación y cuya influencia en las variables de salida no se desea evaluar o no afecta en nada.

Las variables de bloqueo presentes en el estudio se muestran en la tabla 6.2.

Tabla 6.2. Variables de bloqueo.

VARIABLES DE BLOQUEO	SÍMBOLO	RANGO DE VALORES	UNIDAD
Temperatura del refrigerante	T_{ref}	85 – 95	[°C]
Temperatura del lubricante	T_{lub}	90 – 105	[°C]
Temperatura de la banda de rodadura	T_{rod}	20 – 30	[°C]

6.1.1.3 Variables de ruido

Las variables de ruido son factores difíciles de controlar en condiciones normales de funcionamiento en el lugar donde se realiza el estudio, estos factores pueden modificar el comportamiento de las variables de respuesta, es por eso que esta influencia se desea eliminar.

Las variables de ruido se presentan en la tabla 6.3.

Tabla 6.3. Variables de ruido.

VARIABLES DE RUIDO	SÍMBOLO	RANGO DE VALORES	UNIDAD
Temperatura del aire	T_{aire}	15 – 25	[°C]
Humedad relativa del aire	H_{rel}	60 – 65	[%]
Presión atmosférica	P_{atm}	70 – 80	[KPa]

6.1.1.4 Variables de respuesta

Las variables de respuesta son las se desea ajustar en el sistema. El objetivo principal de las técnicas de mejora continua es encontrar diversas formas de operar el proceso en la cual el comportamiento de una o más variables de respuesta sea mejor que el actual.

Las variables de respuesta para el sistema en análisis se muestran en la tabla 6.4.

Tabla 6.4. Variables de respuesta.

VARIABLES DE RESPUESTA	SÍMBOLO
Severidad	S
Ocurrencia	O
Detección	D
Índice de prioridad de riesgo	IPR

6.1.1.5 Unidad experimental

La unidad experimental está compuesta por todos los elementos a utilizar en el desarrollo del experimento para la generación y obtención de datos.

6.1.1.5.1 Vehículo de pruebas

El vehículo de pruebas que se utiliza para obtener los datos es un Chevrolet Corsa Evolution 1.4L, que se muestra en la figura 6.2.



Figura 6.2. Vehículos de pruebas.

Las características del vehículo de pruebas se muestran en la tabla 6.5.

Tabla 6.5. Características del vehículo de pruebas.

Especificación	Detalle
Marca	Chevrolet
Modelo	Corsa Evolution
Tipo	Hatchback
Potencia máxima	83,7 HP @ 6000 RPM
Torque	113,56 N.m @ 3000 RPM
Cilindrada	1388 cc
Sistema de inyección	Multipunto
Presión nominal de combustible	50 PSI
Consumo de combustible	6.8 l/100 km
Distribución	SOHC
Neumáticos	165/70 R13

6.1.1.5.2 Analizador de gases

El equipo utilizado para analizar la concentración de emisiones contaminantes en los gases de escape del vehículo en estudio es un analizador de gases NGA 6000 que se muestra en la figura 6.3, el cual realiza la medición de monóxido de carbono (CO), hidrocarburos (HC) y dióxido de carbono (CO₂) mediante el método no dispersivo de absorción de infrarrojos (NDIR), mientras que la medición de oxígeno (O₂) y óxidos nitrosos (NOx) se da por célula electroquímica (Rivera & Chica, 2015).



Figura 6.3. Analizador de gases.

Las características del analizador de gases se muestran en la tabla 6.6.

Tabla 6.6. Características del analizador de gases.

Característica	Símbolo	Rango	Sensibilidad	Unidad
Monóxido de carbono	CO	0.00 – 0.99	0.01	%
Hidrocarburos	HC	0 – 9999	1	ppm
Dióxido de carbono	CO ₂	0.0 – 20	0.10	%
Oxígeno	O ₂	0.0 – 25	0.01	%
Óxidos Nitrosos	NOx	0 – 5000	1	ppm
Lambda	λ	0 – 2.000	0.001	–
Relación aire/combustible	AFR	0.0 – 99.0	0.1	–

6.1.1.5.3 Banco dinamométrico

Para el desarrollo del experimento, tanto para la toma de datos como para la generación de carga se utiliza el banco dinamométrico MAHA LPS 3000 que se muestra en la imagen 6.4, el mismo consta de un freno dinamométrico de corrientes parásitas que permite generar carga a más de medir la fuerza tractora y la potencia simultáneamente.



Figura 6.4. Banco dinamométrico MAHA LPS 3000.

El banco consta de dos juegos de rodillos conectados a los frenos, que captan la velocidad y el par de giro: a más de ello el banco se conecta a una consola de sensores que permite monitorear condiciones ambientales como la presión atmosférica, humedad relativa y temperatura del aire (Rivera & Chica, 2015).

El banco de prueba de potencia LPS 3000 satisface los deseos en todos los campos. En el caso de la medición de potencia, el LPS 3000 ofrece resultados precisos y constantes sobre la potencia del motor y el par del motor. La extrapolación de estos valores de medición a valores normalizados según las normas internacionales es automática. Asimismo, el LPS 3000 ofrece con sus programas de simulación de carga la base ideal para el diagnóstico de vehículos bajo carga. La posibilidad de conectar aparatos de medición externos, como medidor de consumo de combustible, analizador de gases, etc., (Maschinenbau, 2015).

El Banco dinamométrico permite registrar datos a través de la interfaz que se muestra en la figura 6.5.



Figura 6.5. Interfaz del banco dinamométrico.

6.1.1.5.4 Tarjeta de adquisición de datos

La DAQ que se utiliza es la USB 6008 de National Instrument, la misma que se ilustra en la figura 6.6.



Figura 6.6. Tarjeta de adquisición de datos.

Fuente: (National Instrument Corporation, 2017)

En la tabla 6.7 se muestran las características de la tarjeta de adquisición de datos.

Tabla 6.7. Características de la tarjeta de adquisición de datos.

Fuente: National Instrument.

Especificación	Detalle
Tipo de medida	Voltaje
Canales de entrada analógica	8
Resolución de entrada y salida analógica	12 bits
Rango de voltaje máximo en la entrada analógica	-10 V hasta 10 V
Precisión del voltaje máximo en la entrada y salida analógica	7 mV
Canales de salida analógica	2
Rango de voltaje máximo en la salida analógica	0 V hasta 5 V
Capacidad de corriente total	10 mA

6.1.1.5.5 Medidor de consumo de combustible

Para determinar el consumo de combustible tanto en litros por hora (L/h) y en litros por cada 100 km recorridos (L/100 Km) se utiliza el medidor que se muestra en la figura 6.7, el mismo que se conecta a la plataforma del banco dinamométrico.

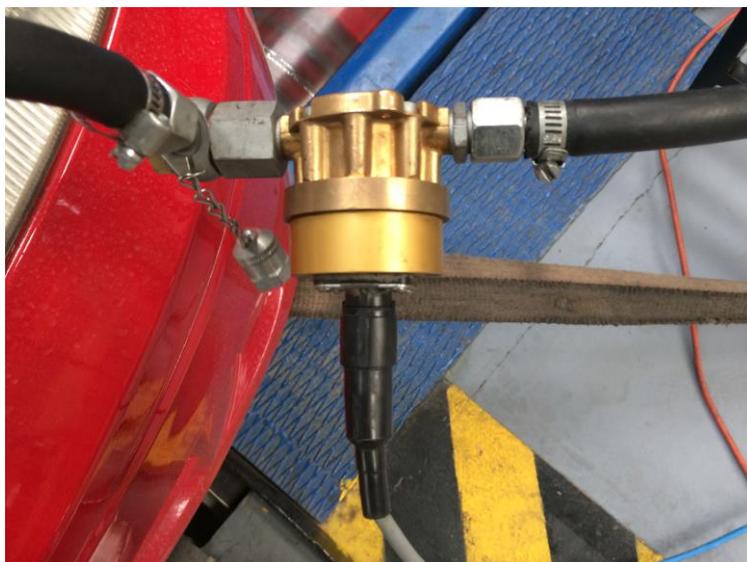


Figura 6.7. Medidor de consumo de combustible.

6.1.2 Desarrollo de la corrida experimental para la obtención de datos

6.1.2.1 Programa para adquisición de datos

Para obtener los datos se desarrolla un programa en el software Labview®, el mismo que sirve para adquirir las señales de los sensores TPS, MAP, VSS y RPM. Estas señales se leen mediante el programa en un determinado tiempo de muestreo, luego los datos se almacenan en una hoja de cálculo para su respectivo análisis y clasificación.

El programa desarrollado se ilustra en la imagen 6.8.

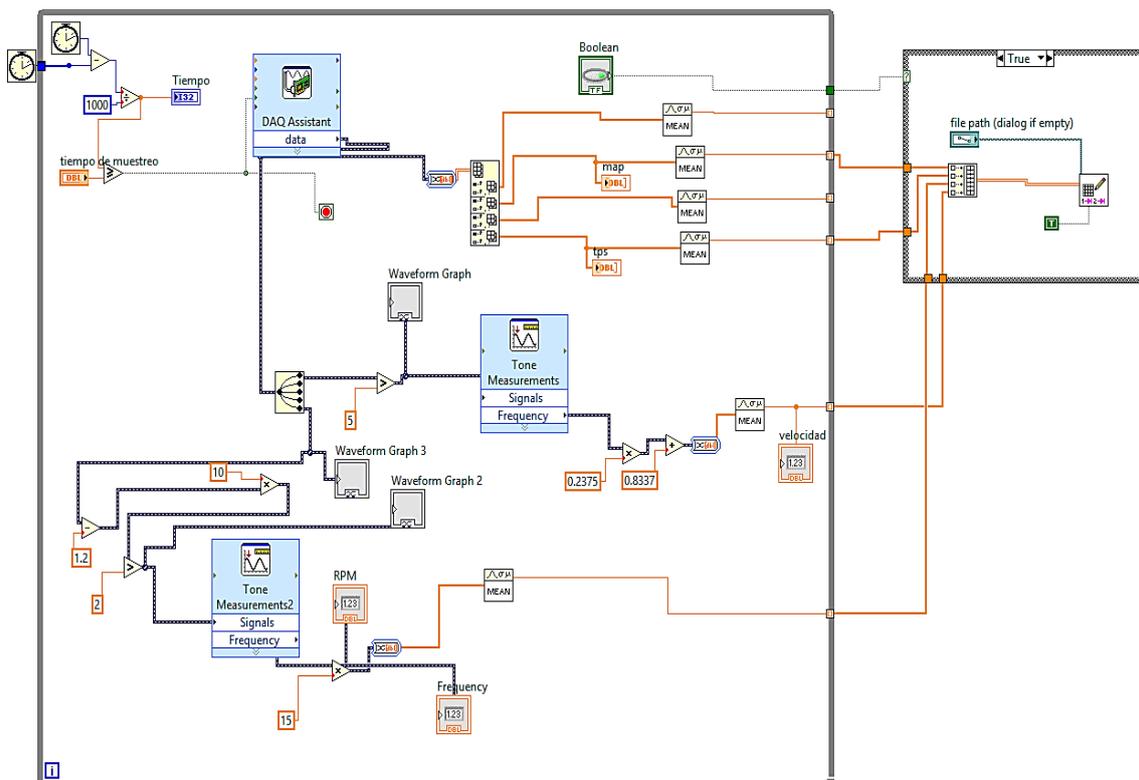


Figura 6.8. Programa desarrollado para adquisición de datos.

Luego de adquirir los datos, los mismos son almacenados en una hoja de cálculo, para su posterior análisis.

6.1.2.2 Fallas generadas en el motor

Para determinar el efecto de los factores sobre las salidas del sistema se generan tres tipos de fallas en el motor que se muestran en la tabla 6.8.

Tabla 6.8. Fallas generadas en el motor.

Tipo de falla	Descripción de la falla	Valor	Imagen del fallo
Falla 1	Dosado rico	60 PSI	
Falla 2	Dosado pobre	40 PSI	
Falla 3	Bajo voltaje de encendido	1.3 mm de apertura de las bujías.	

6.1.2.3 Adquisición de datos

Las pruebas correspondientes a las corridas experimentales se desarrollan en el laboratorio de banco dinamométrico de la Carrera de Ingeniería Mecánica Automotriz de la Universidad Politécnica Salesiana Sede Cuenca.

En la figura 6.9 se muestra el proceso para la adquisición de datos.

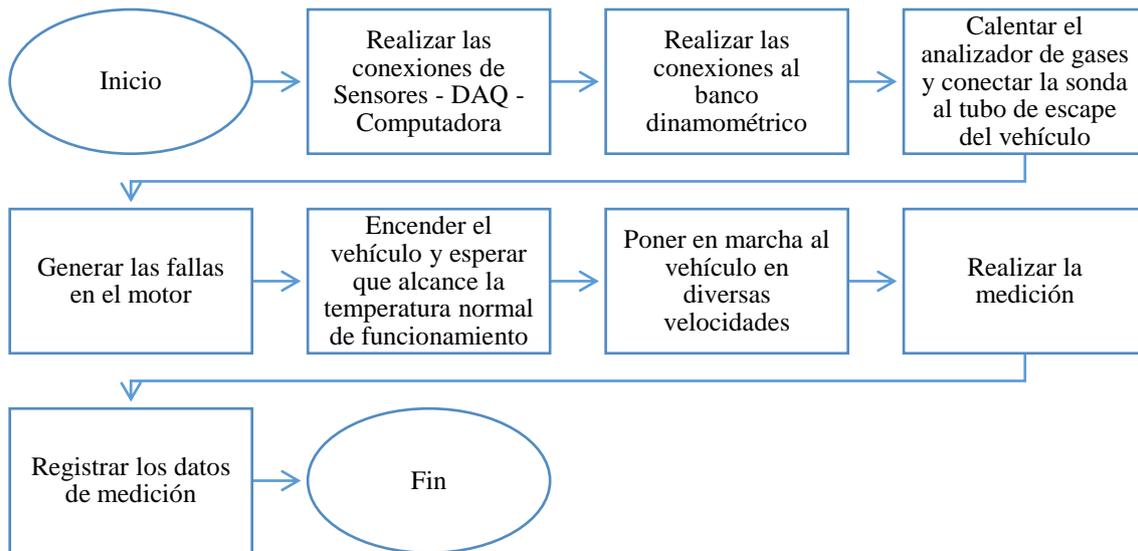


Figura 6.9. Proceso para la adquisición de datos.

Se ha seleccionado un diseño experimental cuyo objetivo es evidenciar cómo influyen las variables de entrada sobre las variables de salida para determinar los valores de severidad, ocurrencia, detección e índice de prioridad de riesgo.

Después de adquirir los datos de funcionamiento del motor sin falla y con las fallas generadas que procede a ingresar sus respuestas a un nuevo proceso de diseño experimental para determinar la severidad, ocurrencia, detección e índice de prioridad de riesgo, tal como se muestra en la figura 6.10.

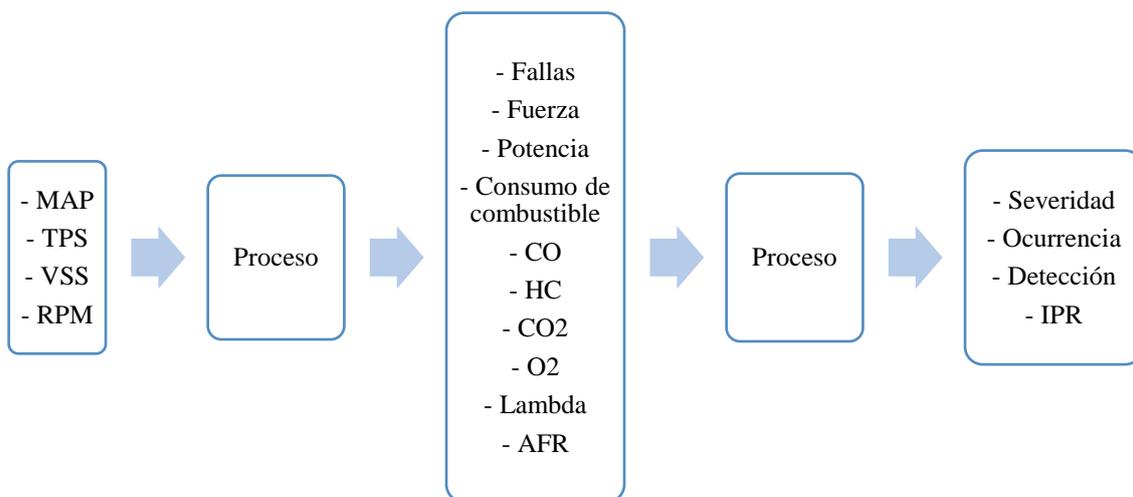


Figura 6.10. Diseño experimental con AMFEC.

6.1.2.4 Protocolo de medición

Para garantizar la reproducibilidad y repetibilidad del experimento las muestras fueron tomadas siguiendo el protocolo que se describe a continuación.

- Verificar el correcto funcionamiento del motor, para ello es necesario realizar un mantenimiento preventivo del motor o de ser necesario un correctivo.
- Preparar los instrumentos que permiten adquirir y registrar los datos:
 - Conexión de los sensores.
 - Tarjeta DAQ.
 - Encender la computadora y abrir el programa.
 - Encender la computadora del banco dinamométrico.
 - Encender el analizador de gases y conectar la sonda al escape del vehículo.
- Asegurar el vehículo al banco dinamométrico con las correas en los lugares correspondientes para evitar cualquier tipo de accidente.
- Encender el motor del vehículo.
- Asegurarse de que el vehículo alcance la temperatura de óptimo funcionamiento.
- Poner en funcionamiento el vehículo en diversas velocidades y marchas.
- Registrar los datos con el motor en correcto funcionamiento (Sin falla).
- Variar la presión de combustible a 40 PSI (Falla 1).
- Poner en funcionamiento el vehículo en diversas velocidades y marchas.
- Registrar los datos con la falla 1 en el motor.
- Variar la presión de combustible a 60 PSI (Falla 2).
- Poner en funcionamiento el vehículo en diversas velocidades y marchas.
- Registrar los datos con la falla 2 en el motor.
- Variar la apertura de las bujías. (Falla 3).
- Poner en funcionamiento el vehículo en diversas velocidades y marchas.
- Registrar los datos con la falla 3 en el motor.
- Apagar el motor del vehículo.
- Colocar los valores de severidad, ocurrencia y detección en la base de datos obtenida según el estado de funcionamiento del motor.
- Calcular los valores del índice de prioridad de riesgo para cada estado de funcionamiento del motor.

6.2 Análisis de los datos obtenidos mediante herramientas de aprendizaje y clasificación

Se utiliza el conjunto de datos obtenidos previamente para entrenar la herramienta de aprendizaje y clasificación a través de SVM, donde se usan las variables como el tipo de Falla, Estado, MAP, TPS, RPM, VSS, Fuerza, Potencia, Consumo en L/h, Consumo en L/100Km, CO, HC, CO₂, O₂, Lambda y AFR, con lo que se construye un modelo capaz de devolver respuestas en base de las decisiones tomadas en función de las entradas, estas respuestas que se van a predecir son los índices de severidad, ocurrencia, detección e índice de prioridad de riesgo, que posteriormente ayudará a tomar decisiones para dar facilidad a la programación del mantenimiento.

De cada muestra de datos se toma el 50% como vectores de aprendizaje y el otro 50% de vectores restantes para poder comprobar la fiabilidad de la frontera de decisión obtenida (hiperplano que mejor separe el conjunto de datos) tal como se muestra en la figura 6.11.

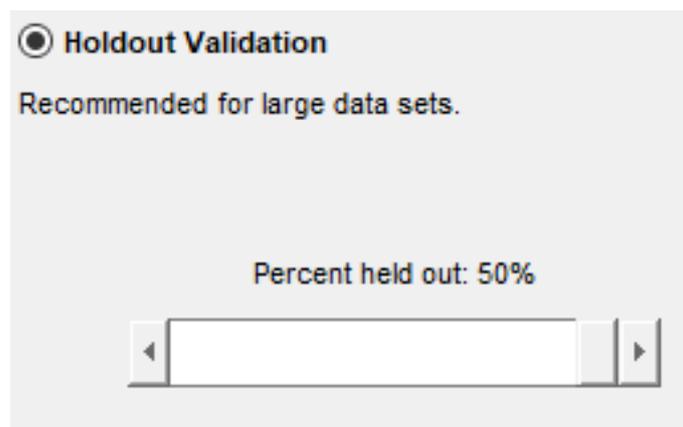


Figura 6.11. Porcentaje de vectores de fiabilidad de la frontera de decisión.

En el proyecto se busca demostrar la validez que tienen la herramienta de aprendizaje y clasificación a través de las SVM para la predicción de índices de ocurrencia, severidad, detección e IPR.

6.2.1 Análisis de la severidad mediante SVM

Para poder entrenar los datos y que la herramienta de aprendizaje y clasificación prediga los valores de la severidad, es necesario tomar como predictor las diferentes entradas a utilizar en el estudio, y para el caso de la ocurrencia, detección e IPR se coloca no importar tal como se muestra en la figura 6.12

Name	Type	Range	Import as
FALLA	double	0 .. 3	Predictor
ESTADO	double	0 .. 1	Predictor
MAP	double	1.388 .. 3.923	Predictor
TPS	double	1.752 .. 3.446	Predictor
RPM	double	742 .. 4715	Predictor
VSS	double	60 .. 100	Predictor
ConsumoL100km	double	13.9 .. 22.42	Predictor
ConsumoLh	double	9.19 .. 19.36	Predictor
Fuerza	double	922 .. 1469	Predictor
Potencia	double	18.3 .. 29.4	Predictor
CO	double	0.53 .. 9.66	Predictor
HC	double	123 .. 279	Predictor
CO2	double	9.6 .. 14.2	Predictor
O2	double	0.21 .. 0.91	Predictor
LAMBDA	double	0.762 .. 1.021	Predictor
AFR	double	11.2 .. 15	Predictor
Severidad	double	1 .. 9	Response
Ocurrencia	double	1 .. 8	Do not import
Deteccion	double	3 .. 10	Do not import
IPR	double	9 .. 324	Do not import

Figura 6.12. Análisis mediante SVM para obtener la severidad.

En las coordenadas paralelas de la figura 6.13 se puede observar la gráfica que ayuda a la visualización de datos de alta dimensión, en el eje vertical está representado por las variables normalizadas.

En este caso las variables normalizadas son 16, las líneas que se encuentran con mayor inclinación indican que tienen una mayor inferencia como es MAP, TPS, RPM, VSS, Consumo en L/100Km, Consumo en L/h, Fuerza, Potencia, CO, HC, CO₂ y O₂, mientras que las que se encuentran horizontales no representan un cambio significativo en estas variables como el factor Lambda y AFR, y no sirve para separar ya que no genera mucha información.

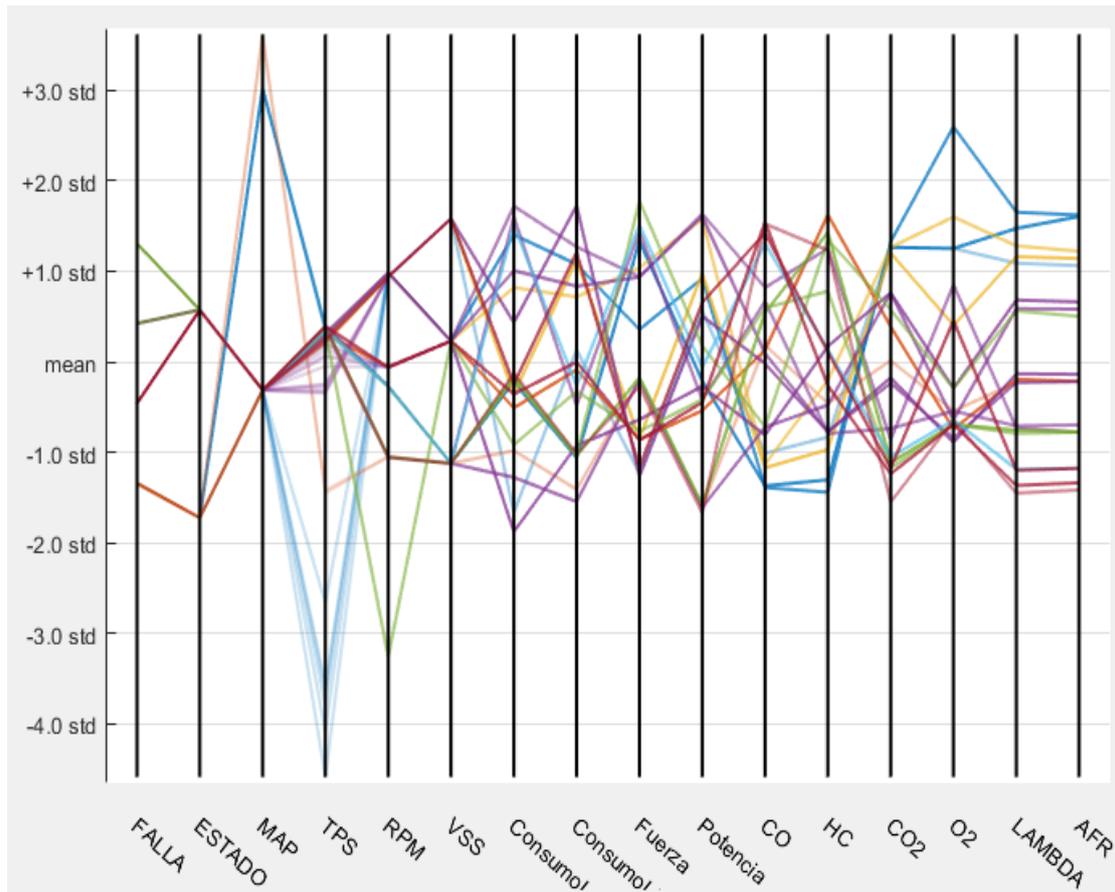


Figura 6.13. Coordenadas paralelas normalizadas para la predicción de la severidad.

La matriz de confusión para la severidad se muestra en la figura 6.14, donde el eje horizontal corresponde a la clase predicha (Predicted Class) o lo que pasa en realidad y en el eje vertical se muestra la clase verdadera (True Class) es lo que indica que es correcto con la SVM, la diagonal de color verde es la más significativa y muestra cuantas veces la SVM predijo la severidad, en el caso de que existieran cuadros de color rojo indica los errores que se cometieron en la predicción, dependiendo de dónde se encuentren estos cuadros mostrará cuantos errores y el número de veces que estos se produjeron.

Los datos más dominantes son los que se encuentran en la diagonal de la matriz de confusión.

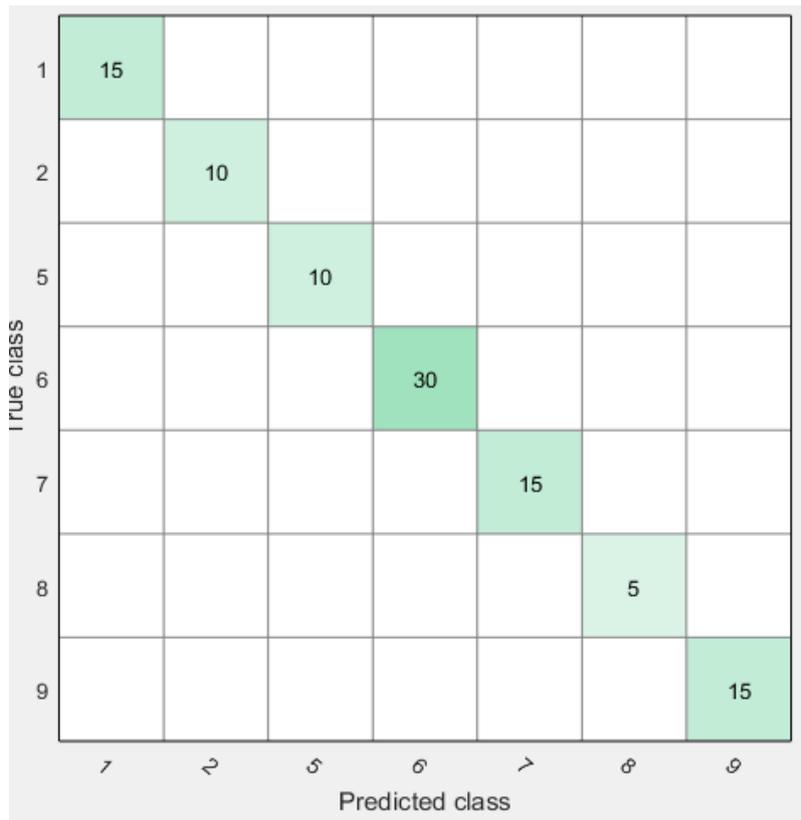


Figura 6.14. Matriz de confusión en la predicción de la severidad.

En la figura 6.15 se muestra un diagrama de dispersión con todos los puntos medidos de los vectores “X” (Severidad) y en “Y” (Consumo L/100Km) con variedad de colores que muestran las distintas clases que existen, en este caso nueve, esto se realiza al momento de entrenar la herramienta de aprendizaje y clasificación, para separar estos datos, generan problemas al contar con distintas clases lo que produce que no sean linealmente separables en una dimensión, entonces para poder clasificar estos datos es necesario subdividir en varias dimensiones, que para este caso son 16 dimensiones para posteriormente crear un hiperplano que se adecue a cada uno de los distintos datos obtenidos para conseguir la mayor fiabilidad y poder hacer la predicción de la severidad.

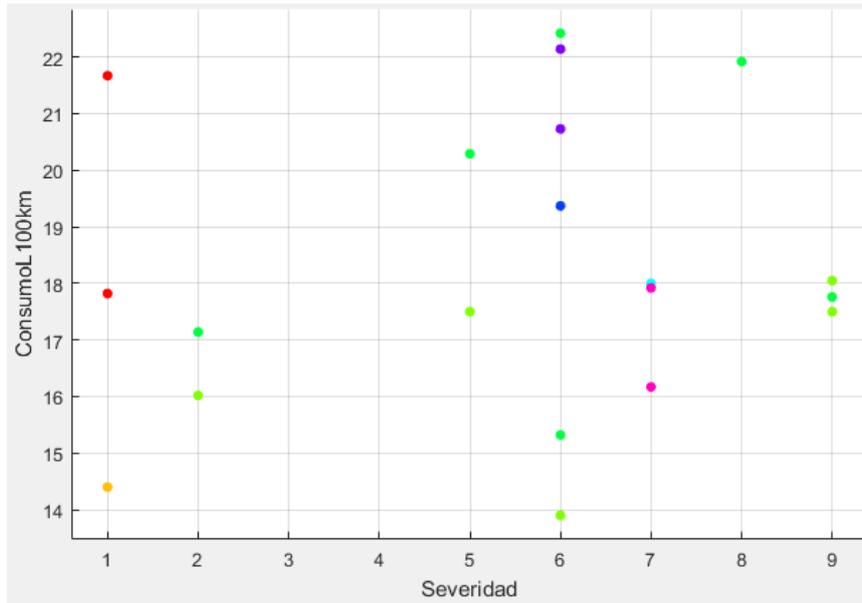


Figura 6.15. Diagrama de dispersión del consumo en L/100Km en la predicción de severidad.

6.2.2 Análisis de la ocurrencia mediante SVM

Para entrenar la herramienta de aprendizaje y clasificación y la misma pueda predecir la ocurrencia es necesario tomar como datos predictores a los 16 primeros, la severidad, detección e IPR no se importa y la ocurrencia se coloca como respuesta, tal como se muestra en la figura 6.16.

Name	Type	Range	Import as
FALLA	double	0 .. 3	Predictor
ESTADO	double	0 .. 1	Predictor
MAP	double	1.388 .. 3.923	Predictor
TPS	double	1.752 .. 3.446	Predictor
RPM	double	742 .. 4715	Predictor
VSS	double	60 .. 100	Predictor
ConsumoL100km	double	13.9 .. 22.42	Predictor
ConsumoLh	double	9.19 .. 19.36	Predictor
Fuerza	double	922 .. 1469	Predictor
Potencia	double	18.3 .. 29.4	Predictor
CO	double	0.53 .. 9.66	Predictor
HC	double	123 .. 279	Predictor
CO2	double	9.6 .. 14.2	Predictor
O2	double	0.21 .. 0.91	Predictor
LAMBDA	double	0.762 .. 1.021	Predictor
AFR	double	11.2 .. 15	Predictor
Severidad	double	1 .. 9	Do not import
Ocurrencia	double	1 .. 8	Response
Deteccion	double	3 .. 10	Do not import
IPR	double	9 .. 324	Do not import

Figura 6.16. Valores predictores y de respuesta para la ocurrencia.

En las coordenadas paralelas de la figura 6.17 se muestra una ayuda a la visualización de datos de alta dimensión, el eje vertical está representado por las entradas que van ayudar a la predicción de la ocurrencia, además estas variables están normalizadas.

Cada uno de los colores representan una clase de datos que para este caso son ocho, el resto de ejes verticales que ahí se representan están normalizados es decir se encuentran implicadas las desviaciones estándar el valor del centro es la media, desde allí hacia arriba o hacia abajo son desviaciones estándar, esto se hace porque existen muchos datos de cada una de las variables de entrada, adicional a esto cada una de estas tiene distintas unidades de medición por lo que es necesario que todas se encuentren en una misma escala.

En este caso las variables normalizadas son 17, las líneas que se encuentran con mayor inclinación indican que tienen una mayor inferencia como es MAP, TPS, RPM, VSS, Consumo L/100km, Consumo l/h, Fuerza, Potencia, CO, HC, CO₂, O₂ y Severidad, mientras que las que se encuentran horizontales no hay un cambio significativo en estas variables como son Lambda y RPM, las mismas que no sirven para separar ya que no genera mucha información.

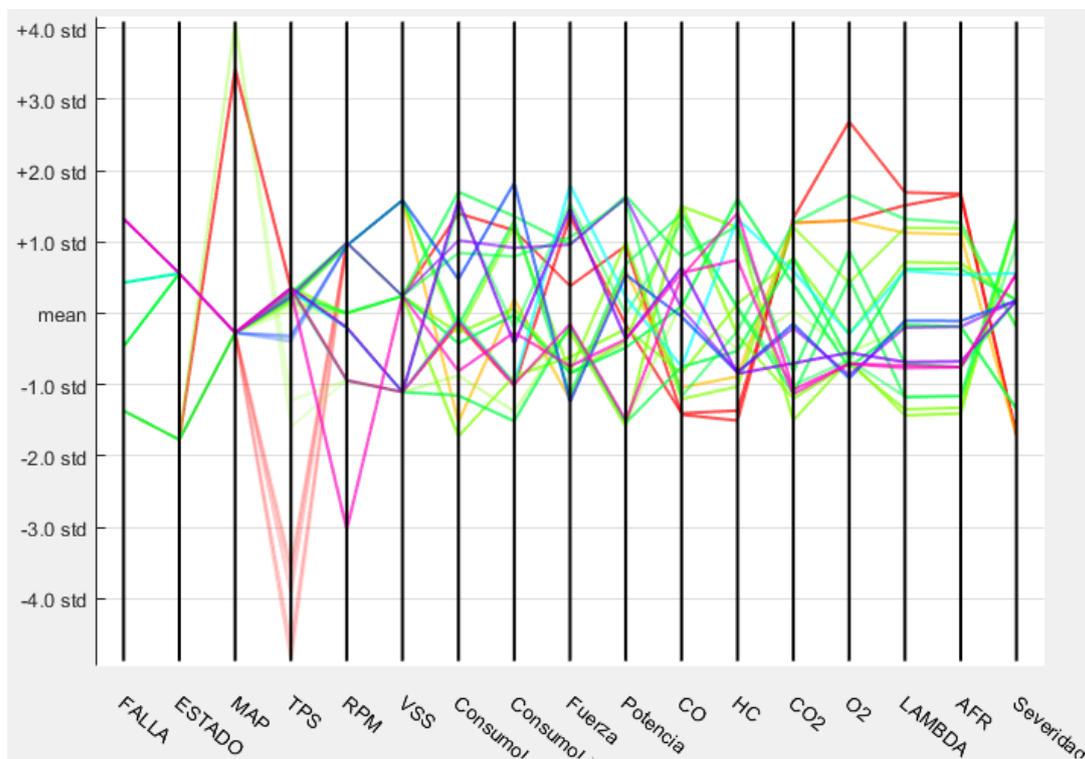


Figura 6.17. Coordenadas paralelas normalizadas para la predicción de la ocurrencia.

La matriz de confusión para la ocurrencia que se muestra en la figura 6.18, indica en el eje horizontal lo que corresponde a la clase predicha o lo que se obtuvo con la toma de datos y en el eje vertical muestra la clase verdadera o lo que la SMV predijo que era correcto para el caso de la ocurrencia, al no contar con cuadros de color rojo indica la correcta predicción de la ocurrencia, la diagonal representa los valores más significativos en la predicción de este índice.

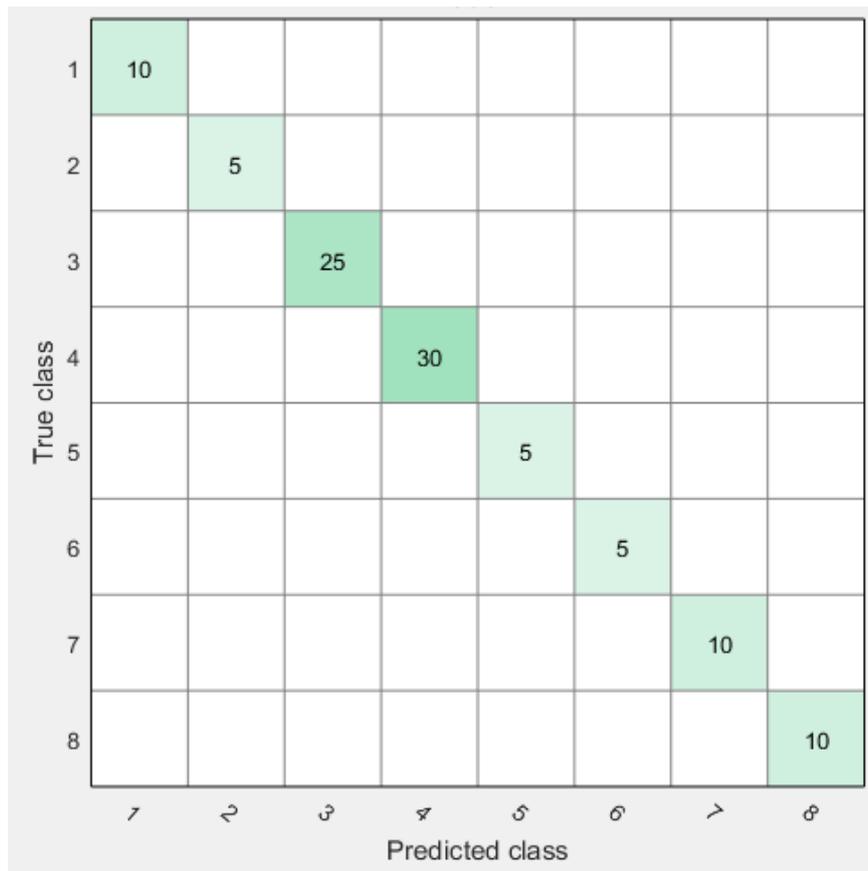


Figura 6.18 Matriz de confusión en la predicción de la ocurrencia.

En la figura 6.19 se muestra un diagrama de dispersión con los puntos medidos de los vectores “X” (Ocurrencia) y en “Y” (Consumo en L/100Km), como no son linealmente separables es necesario pasar los datos a un espacio de mayor dimensión, para posteriormente puedan ser separados por un hiperplano que se adecue de mejor manera a cada una de la clase de datos existentes, cada clase de datos está representado por colores en este caso ocho y muestran las distintas predicciones por la herramienta de aprendizaje y clasificación a través de las SVM mientras que si existieran valores con una cruz estos serían los puntos de predicción erróneos.

En el diagrama de dispersión se representa pares de datos para la ocurrencia y el consumo en L/100km, si estas se encuentran correlacionadas caerán a lo largo de una línea o curva, al existir una correlación adecuada será más fácil a la predicción del valor de la ocurrencia.

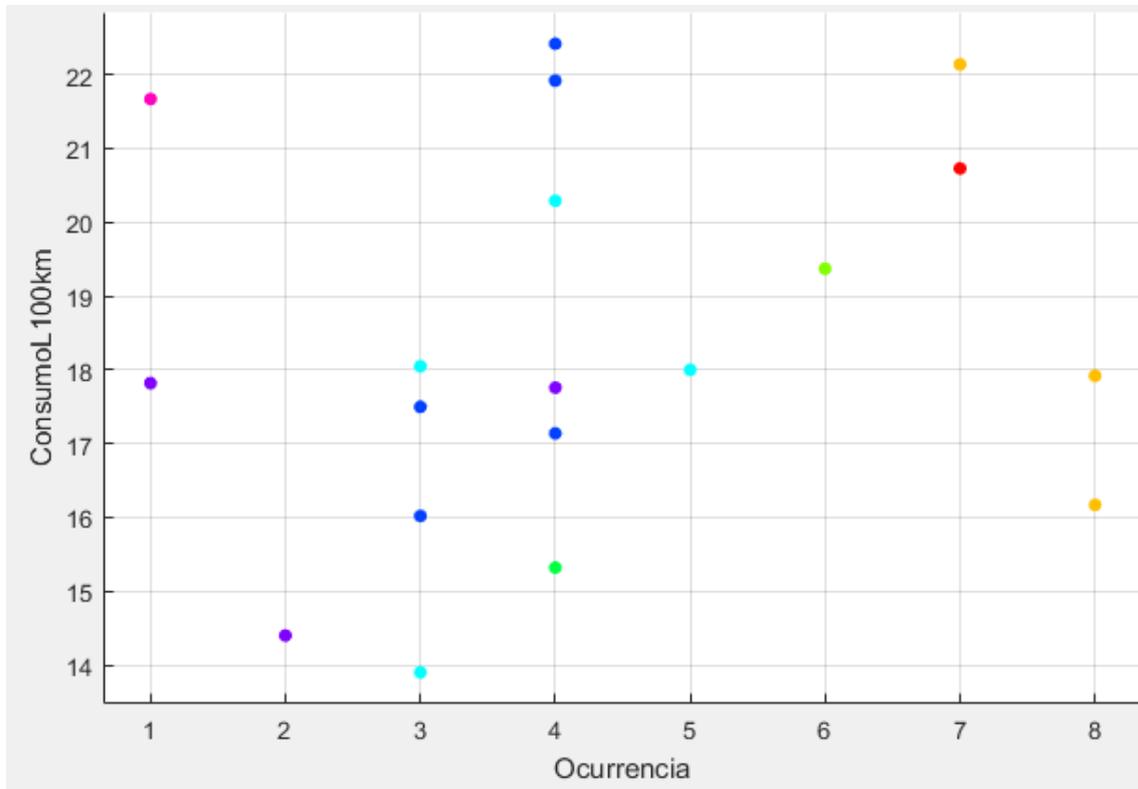


Figura 6.19. Diagrama de dispersión del consumo en L/100Km en la predicción de la ocurrencia.

6.2.3 Análisis de la detección mediante SVM

Para poder entrenar y que prediga la herramienta de aprendizaje y clasificación en el caso de la detección es necesario tomar como predictores los 16 primeros datos, la detección como respuesta y la severidad, ocurrencia e IPR no importar tal como se muestra en la figura 6.20.

Name	Type	Range	Import as
FALLA	double	0 .. 3	Predictor
ESTADO	double	0 .. 1	Predictor
MAP	double	1.388 .. 3.923	Predictor
TPS	double	1.752 .. 3.446	Predictor
RPM	double	742 .. 4715	Predictor
VSS	double	60 .. 100	Predictor
ConsumoL100km	double	13.9 .. 22.42	Predictor
ConsumoLh	double	9.19 .. 19.36	Predictor
Fuerza	double	922 .. 1469	Predictor
Potencia	double	18.3 .. 29.4	Predictor
CO	double	0.53 .. 9.66	Predictor
HC	double	123 .. 279	Predictor
CO2	double	9.6 .. 14.2	Predictor
O2	double	0.21 .. 0.91	Predictor
LAMBDA	double	0.762 .. 1.021	Predictor
AFR	double	11.2 .. 15	Predictor
Severidad	double	1 .. 9	Do not import
Ocurrencia	double	1 .. 8	Do not import
Deteccion	double	3 .. 10	Response
IPR	double	9 .. 324	Do not import

Figura 6.20. Variables predictoros y de respuesta para la detección.

En las coordenadas paralelas de la figura 6.21, se muestra que ayuda a la visualización de datos de alta dimensión, en el eje vertical está representada por las variables normalizadas.

En este caso las variables normalizadas son 18, las líneas que se encuentran con mayor inclinación indican que tienen una mayor inferencia como es MAP, TPS, RPM, VSS, Consumo L/100km, Consumo l/h, Fuerza, Potencia, CO, HC, CO₂, O₂, severidad y ocurrencia mientras que las que se encuentran horizontales no hay un cambio significativo en estas variables como son lambda y AFR, y no sirve para separar ya que no genera mucha información.

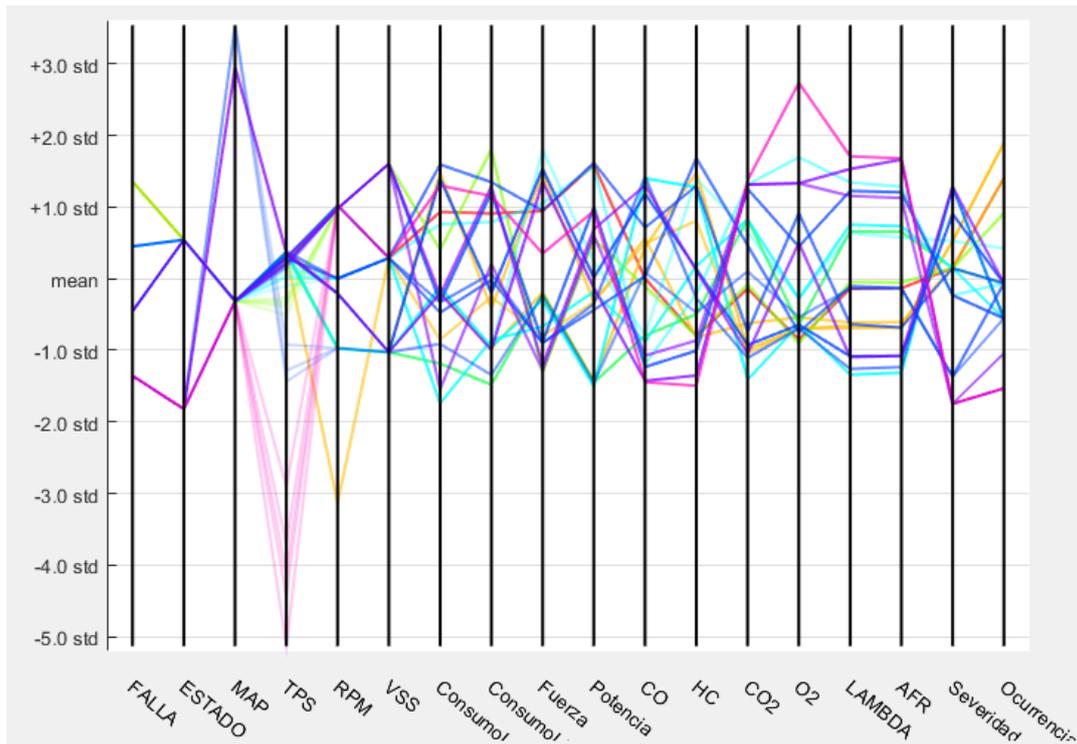


Figura 6.21. Coordenadas paralelas normalizadas para la predicción de detección.

La matriz de confusión para la detección de la figura 6.22 muestra el resultado de lo que predijo la herramienta de aprendizaje y clasificación, los valores que se encuentran en la diagonal y de color verde son los más dominantes y nos indica la fiabilidad de la predicción mientras que los de color rojo son las predicciones erróneas.

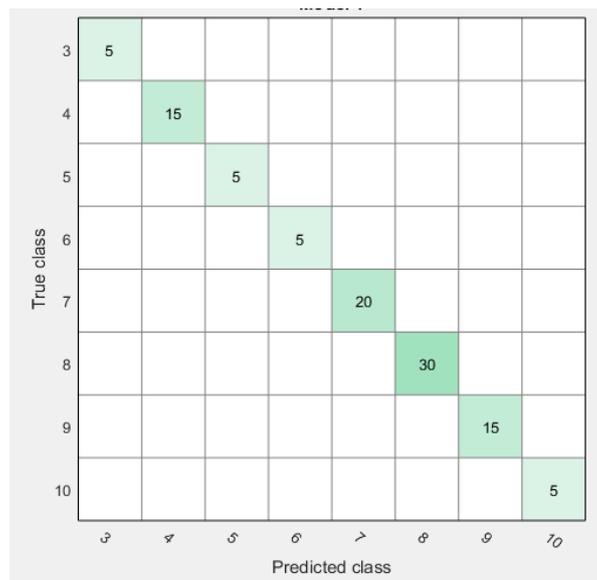


Figura 6.22. Matriz de confusión en la predicción de la detección.

En la figura 6.23 se muestra un diagrama de dispersión de los datos obtenidos al entrenar la herramienta de aprendizaje y clasificación en este caso en los vectores “x” (detección) y en “y” (consumo L/100 km), los valores que están con una cruz indican que son erróneos y los puntos de distintos colores los correctos, para poder llegar a separar estos puntos se subdivide en 18 dimensiones para posteriormente crear un hiperplano que se adecue de la mejor manera a cada uno de esos valores y poder predecir la detección con datos de ocurrencia y consumo.

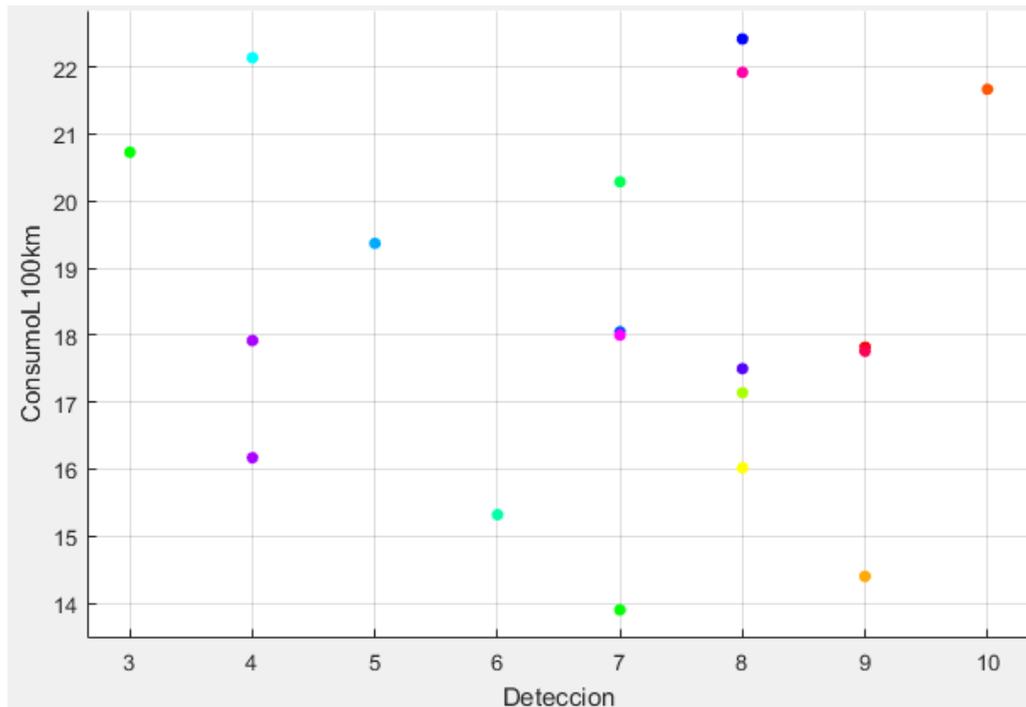


Figura 6.23. Diagrama de dispersión del consumo en L/100Km en la predicción de la detección.

6.2.4 Análisis del índice de prioridad de riesgo mediante SVM

Para poder entrenar y que prediga la herramienta de aprendizaje y clasificación en el caso del IPR es necesario tomar como predictores los 19 primeros valores, el IPR como respuesta para poder realizar la predicción tal como se muestra en la figura 6.24.

Name	Type	Range	Import as
FALLA	double	0 .. 3	Predictor
ESTADO	double	0 .. 1	Predictor
MAP	double	1.388 .. 3.923	Predictor
TPS	double	1.752 .. 3.446	Predictor
RPM	double	742 .. 4715	Predictor
VSS	double	60 .. 100	Predictor
ConsumoL100km	double	13.9 .. 22.42	Predictor
ConsumoLh	double	9.19 .. 19.36	Predictor
Fuerza	double	922 .. 1469	Predictor
Potencia	double	18.3 .. 29.4	Predictor
CO	double	0.53 .. 9.66	Predictor
HC	double	123 .. 279	Predictor
CO2	double	9.6 .. 14.2	Predictor
O2	double	0.21 .. 0.91	Predictor
LAMBDA	double	0.762 .. 1.021	Predictor
AFR	double	11.2 .. 15	Predictor
Severidad	double	1 .. 9	Predictor
Ocurrencia	double	1 .. 8	Predictor
Deteccion	double	3 .. 10	Predictor
IPR	double	9 .. 324	Response

Figura 6.24. Variables predictoros y de respuesta para el IPR.

En las coordenadas paralelas de la figura 6.25 muestra que ayuda a la visualización de datos de alta dimensión, en el eje vertical está representada por las variables normalizadas.

En este caso las variables normalizadas son 19, las líneas que se encuentran con mayor inclinación indican que tienen una mayor inferencia como es, MAP, TPS, Fuerza, Potencia, Consumo L/H, Consumo L/100Km, CO, HC, CO2, O2, Lambda, AFR, Ocurrencia, Severidad y Detección mientras que las que se encuentran horizontales no hay un cambio significativo en estas variables como son la Velocidad y RPM, y no sirve para separar ya que no genera mucha información.

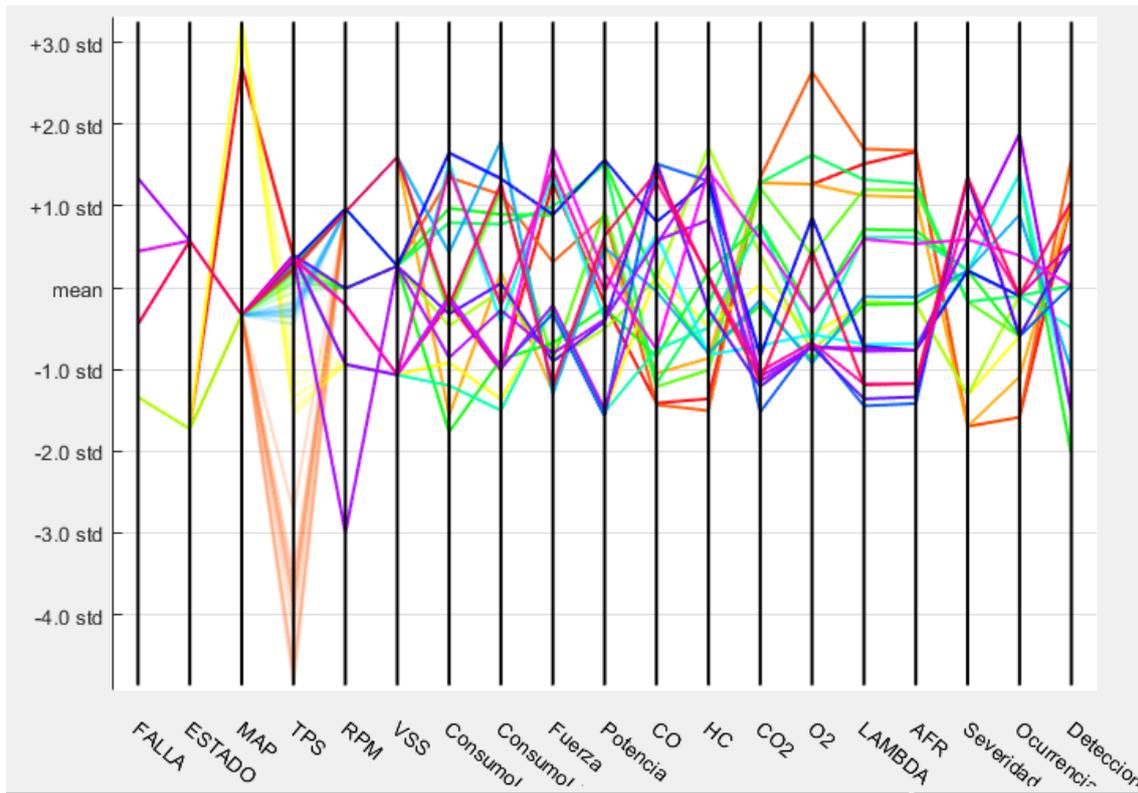


Figura 6.25. Coordenadas paralelas normalizadas para la predicción del IPR.

La matriz de confusión para el IPR de la figura 6.26 que muestra en el eje horizontal lo que corresponde a la clase predicha o lo que se obtuvo con la toma de datos y en el eje vertical muestra la clase verdadera o es lo que nos dice que es correcto con la SVM, todas las que están de color verde es la diagonal significativa esta indica cuantas veces la red entrenada calcula de mejor manera las distintas clases de observaciones predichas, mientras que las de rojo son las erróneas, por ejemplo él número tres indica la existencia de un error ya que el valor real es 140 cuando la SVM predijo que era 112, este error se generó 3 veces, como no existen muchos errores dando una validación de 99,5%.

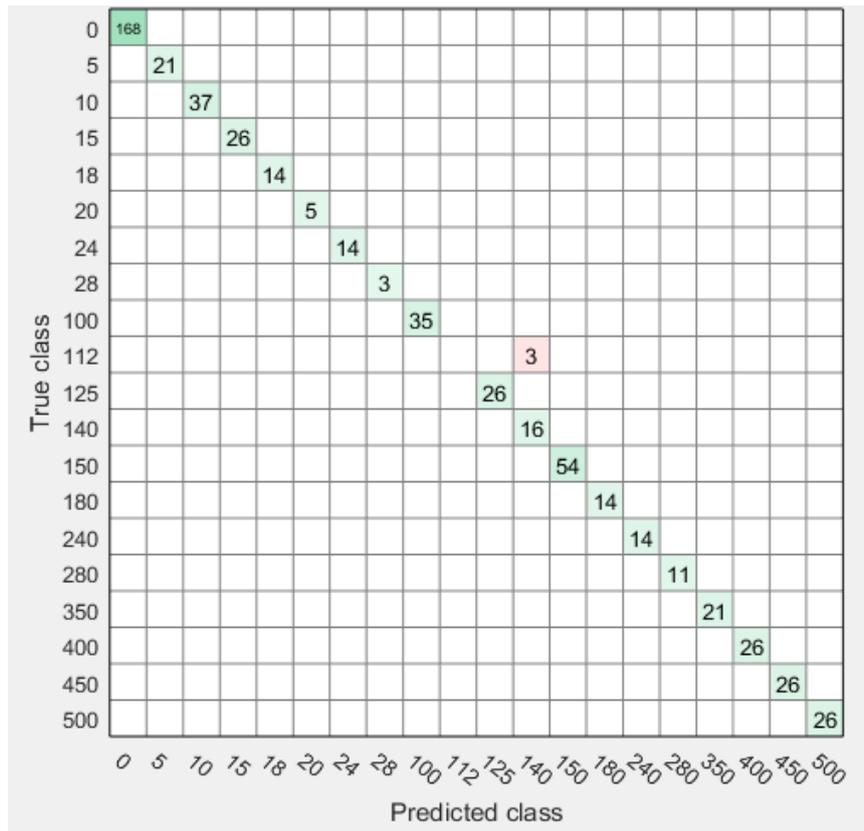


Figura 6.26. Matriz de confusión en la predicción de él IPR.

En el gráfico de dispersión de la figura 6.27 se muestra un diagrama de dispersión con todos los puntos medidos de los vectores “X” (IPR) y en “Y” (Consumo en L/100Km), donde cada color representa las distintas clases que existen, los puntos correctos son los que están de círculos, luego para poder dividir en varias dimensiones y con esto crear el mejor hiperplano que ayude a separar de una mejor manera los datos.

Este diagrama de dispersión representa pares de datos de IPR y consumo en L/100Km, si estas variables están correlacionadas caerán a lo largo de una línea o curva, si tienen una correlación adecuada serán más fácil que ayude a predecir el valor de IPR que se busca en este proyecto que ayudará a una correcta planeación del mantenimiento.

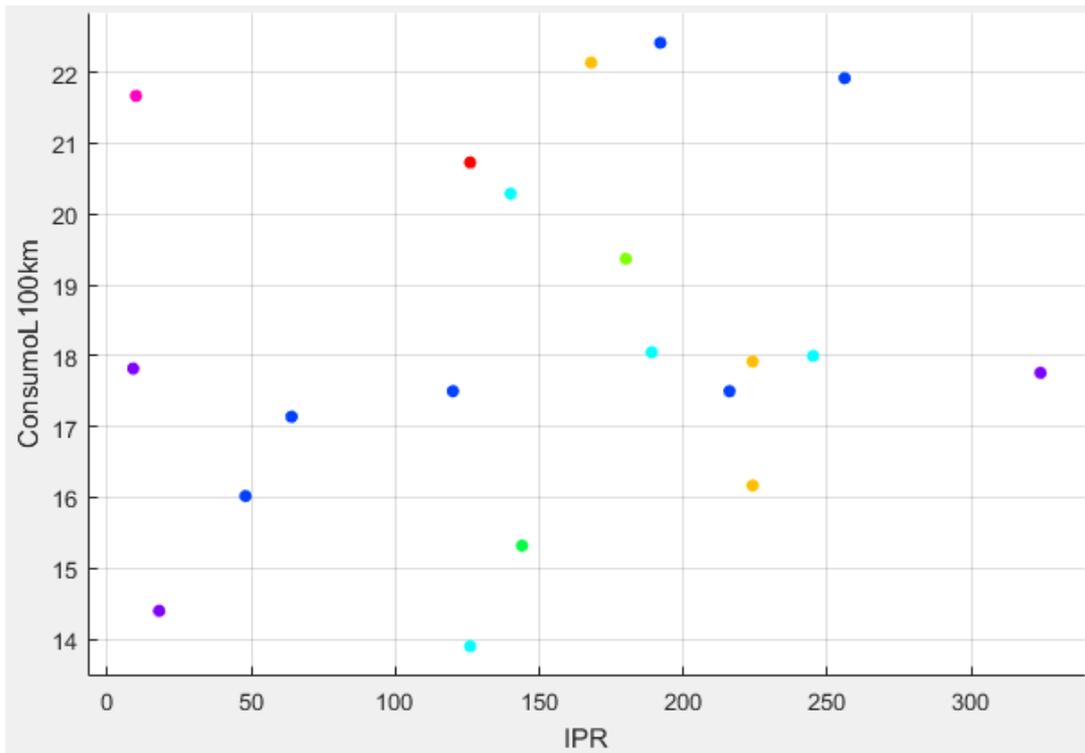


Figura 6.27. Diagrama de dispersión del consumo en L/100Km para la predicción del IPR.

6.3 Obtención del modelo estadístico a través de las variables de entrada para estimar los efectos y criticidad del sistema sometido a fallas.

Los formatos utilizados en el desarrollo del experimento son compatibles con el programa de análisis estadístico Minitab®, el mismo que se utiliza para el tratamiento de los datos obtenido.

6.3.1 Tratamiento de datos

Los resultados de las mediciones en la mayoría de los casos involucran imprecisión, por lo tanto los modelos estadísticos a desarrollar van a depender de las limitaciones de exactitud y precisión, por tal motivo antes de utilizar los datos obtenidos se deben validar para de esa manera evitar la introducción de errores.

6.3.2 Validación de datos

Para comprobar los efectos de la aleatorización en la realización de las corridas experimentales se grafican los residuos de cada una de las salidas frente al orden de la adquisición de datos.

En la figura 6.28 se muestran las gráficas de residuos para la severidad, donde se puede apreciar la inexistencia de patrones definidos, además se observa que no existen datos asimétricos y no hay valores atípicos en los datos.

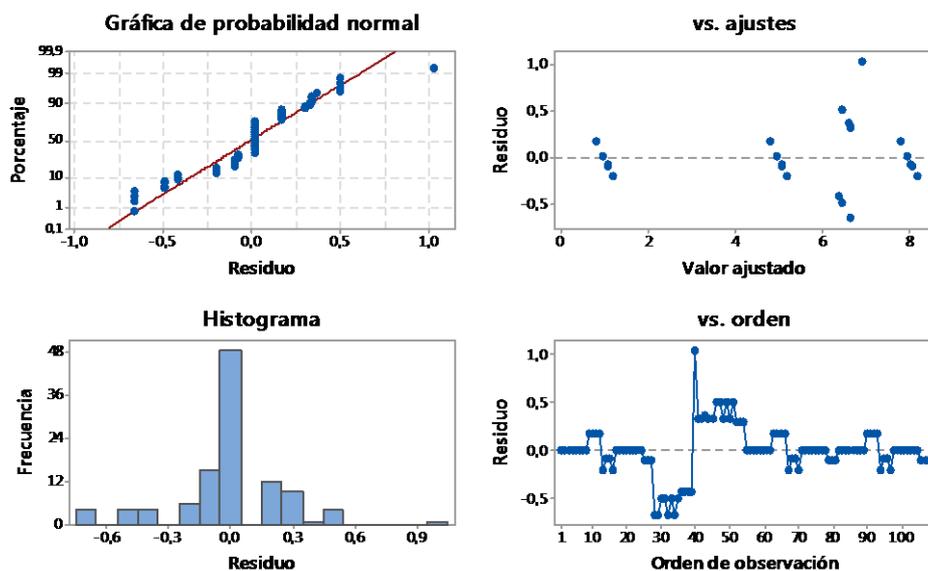


Figura 6.28. Gráfica de residuos para la severidad.

Así mismo en la figura 6.29 se muestran las gráficas de residuos para la ocurrencia, donde se puede apreciar la inexistencia de patrones definidos, además se observa que no existen datos asimétricos y no hay valores atípicos en los datos.

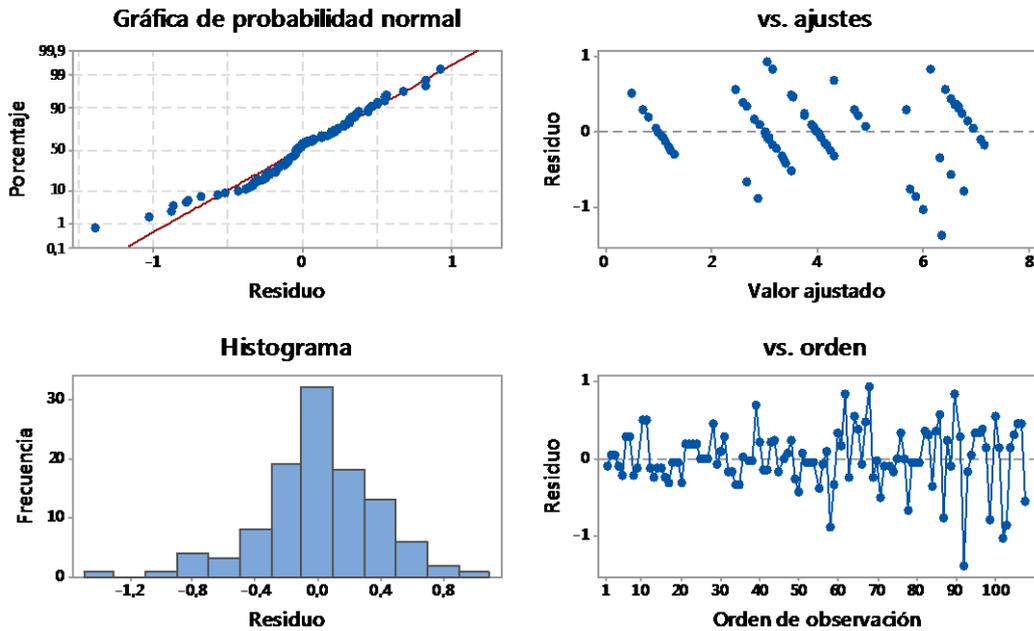


Figura 6.29. Gráfica de residuos para la ocurrencia.

De igual manera en la figura 6.30 se muestran las gráficas de residuos para la detección, donde se puede apreciar la inexistencia de patrones definidos, además se observa que no existen datos asimétricos y no hay valores atípicos en los datos.

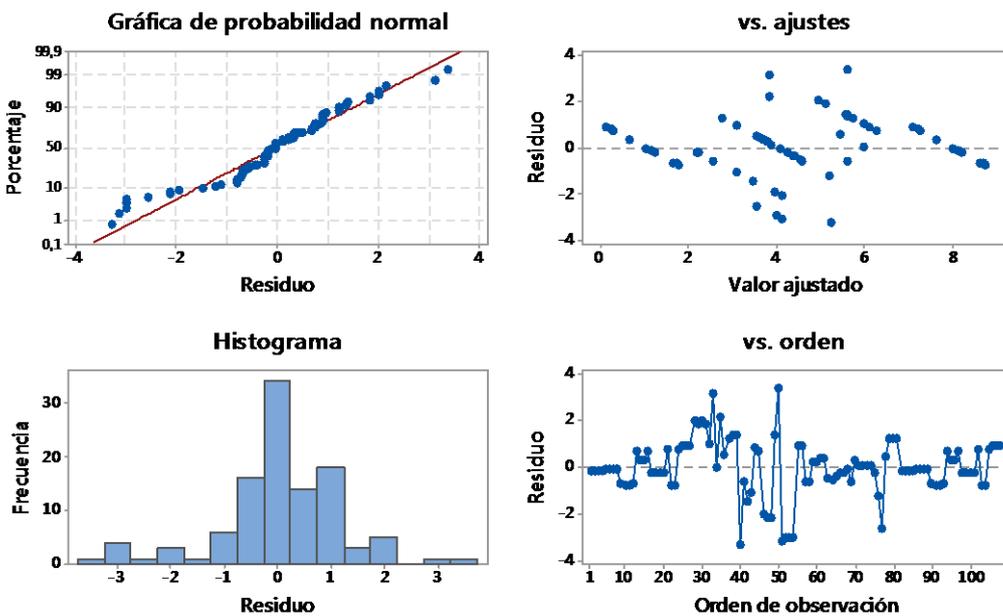


Figura 6.30. Gráfica de residuos para la detección.

Así mismo en la figura 6.31 se muestran las gráficas de residuos para el IPR, donde se puede apreciar la inexistencia de patrones definidos, además se observa que no existen datos asimétricos y no hay valores atípicos en los datos.

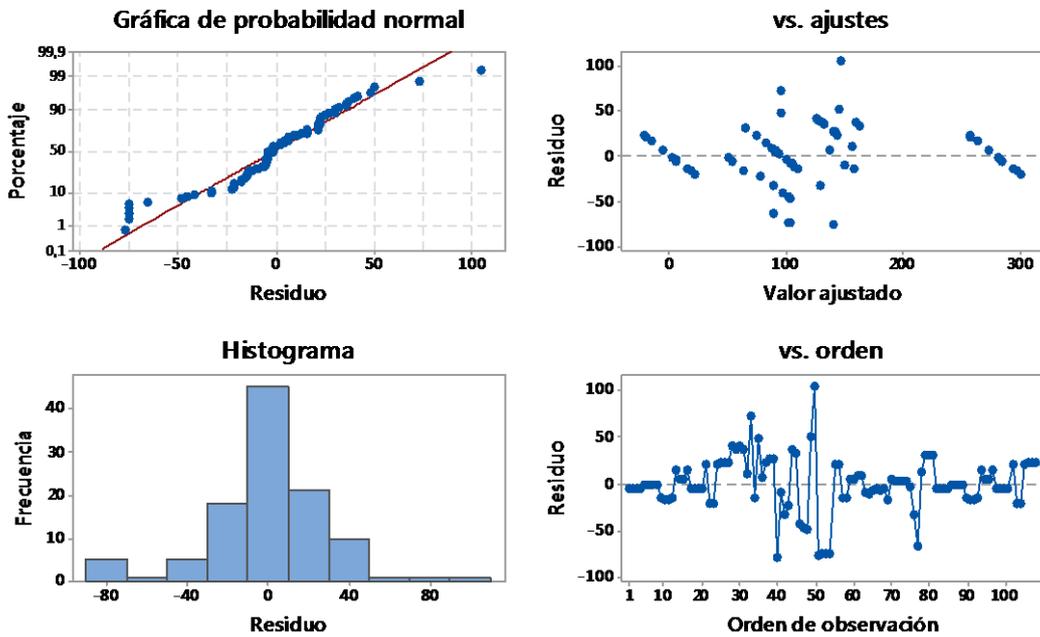


Figura 6.31. Gráfica de residuos para el IPR.

6.3.3 Representación de gráficas y análisis

6.3.3.1 Análisis de la severidad

El comportamiento de la severidad respecto de los factores considerados en la corrida experimental se representa en el diagrama de efectos principales que se muestra en la figura 6.32.

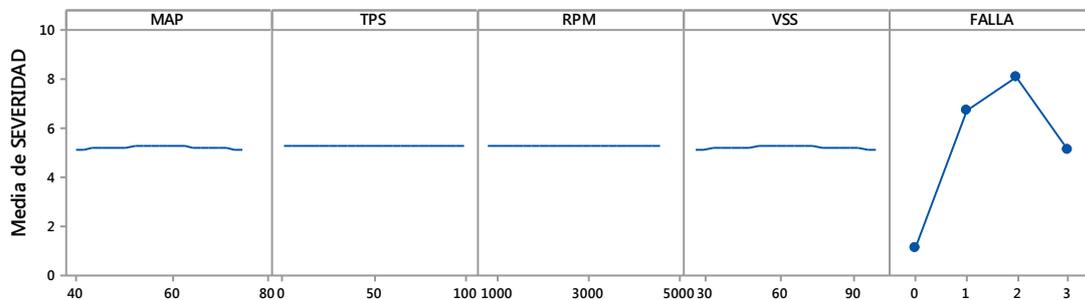


Figura 6.32. Diagrama de efectos principales para la severidad.

En la figura 6.33 se muestra la gráfica de interacción para la severidad, donde se puede apreciar que el mayor cruce se da para el MAP y las RPM, el resto de factores generan una interacción leve entre sí.

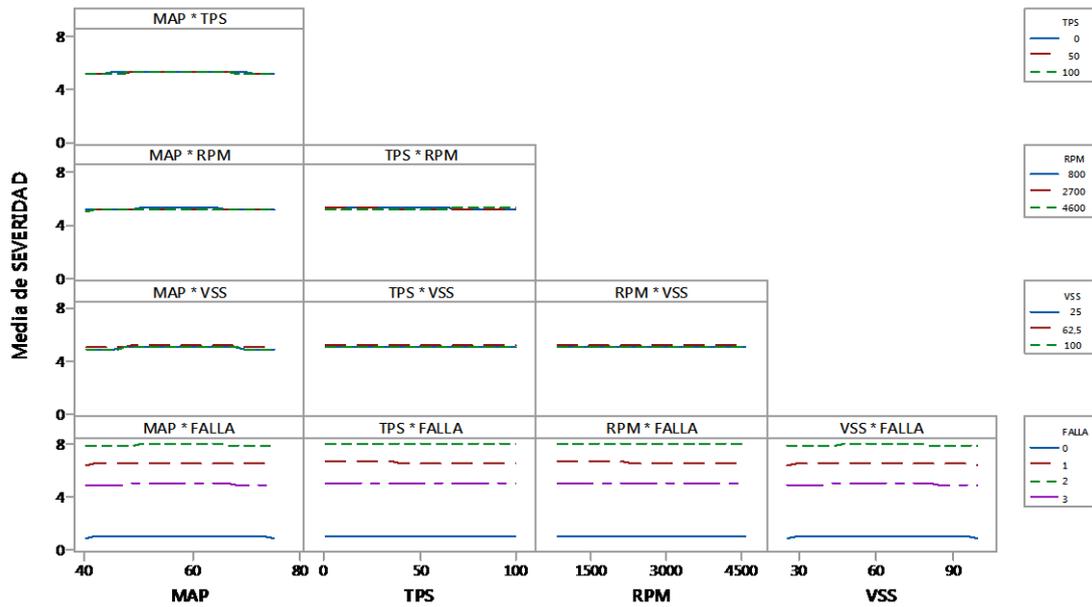


Figura 6.33. Diagrama para interacciones de la severidad.

En la figura 6.34 se puede apreciar cómo varía la severidad con cada una de las fallas generadas en el motor, lo que sirve para poder calcular el IPR.

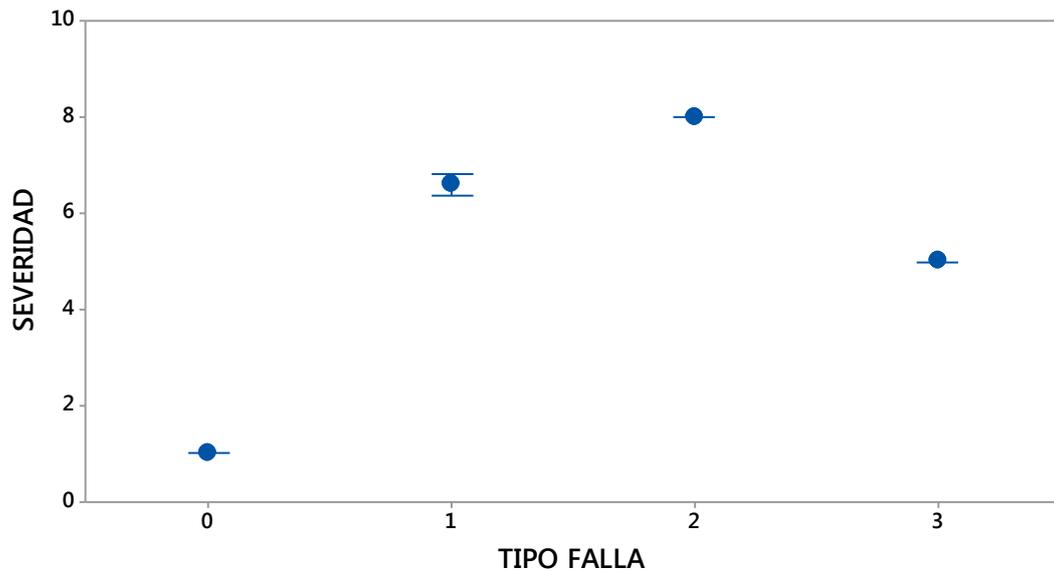


Figura 6.34. Gráfica de intervalos para la severidad.

De igual manera se puede establecer la condición más crítica para incrementar la severidad, que para este caso es la falla 2 (Plano rojo) en comparación de cuando no se tiene falla en el sistema (plano azul) tal como se muestra en la figura 6.35.

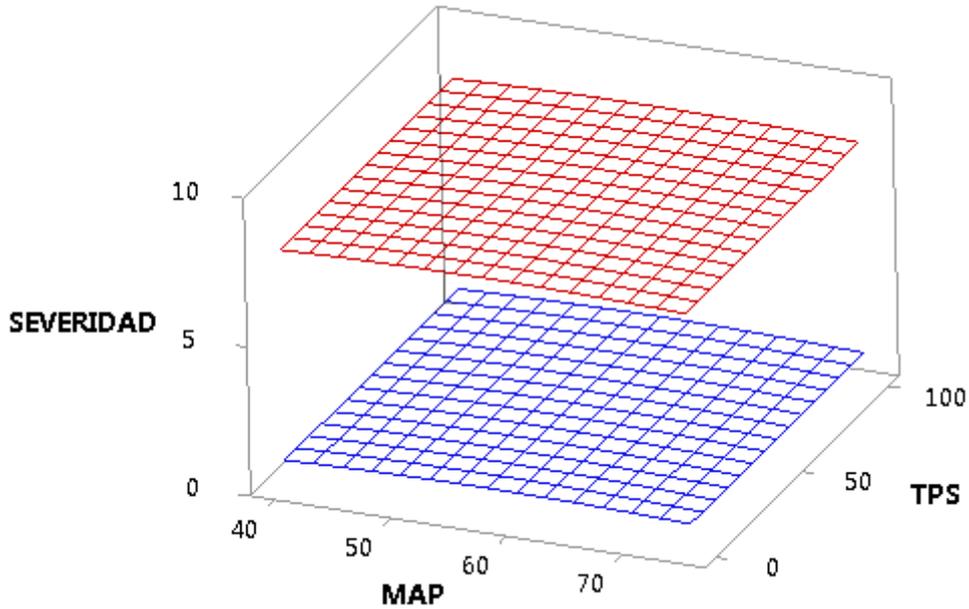


Figura 6.35. Variación de la severidad en función del MAP y TPS.

Se grafica una superficie de la severidad en función del consumo en L/100Km y la falla generada en el motor como se muestra en la figura 6.36, para evidenciar como cambia su comportamiento.

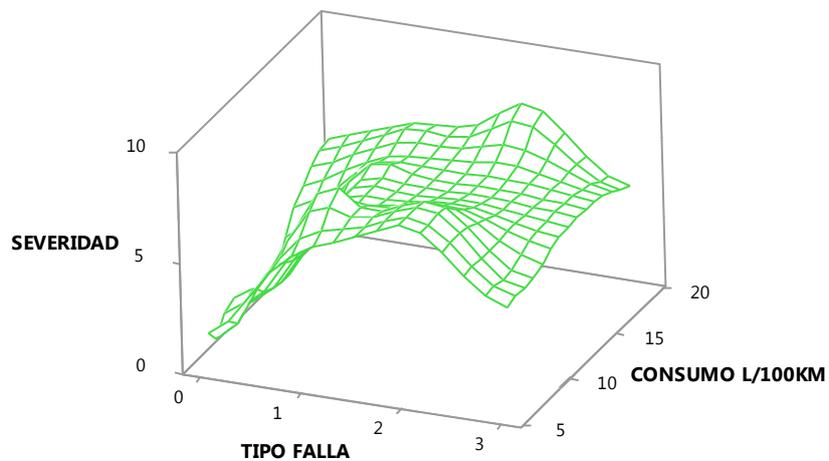


Figura 6.36. Gráfica de superficie para la severidad vs el consumo en L/100Km y la falla.

La gráfica de contorno que se muestra en la figura 6.37, indica que los valores más altos de severidad se dan en la falla 1 y 2.

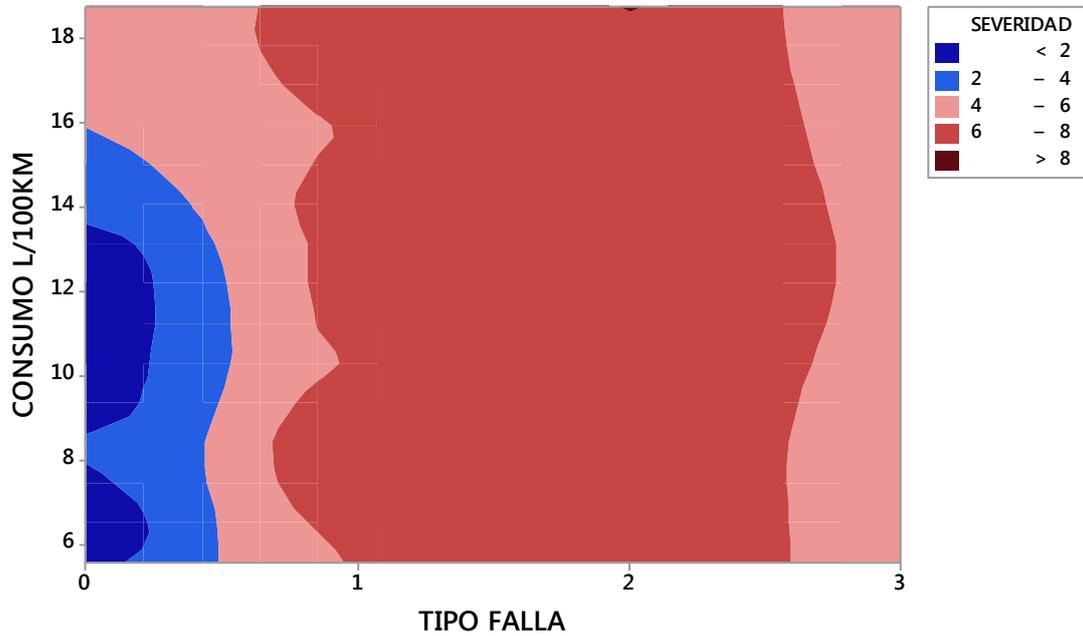


Figura 6.37. Gráfica de contorno para la severidad vs el consumo en L/100Km y la falla.

6.3.3.2 Análisis de la ocurrencia

El comportamiento de la ocurrencia respecto de los factores considerados en la corrida experimental se representa en el diagrama de efectos principales que se muestra en la figura 6.38.

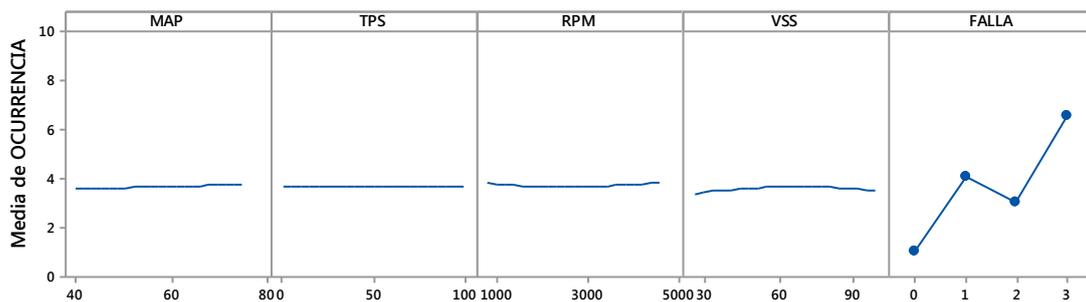


Figura 6.38 Diagrama de efectos principales para la ocurrencia.

La mayor sensibilidad de la variable se da respecto de la falla 3, la misma que existe con mayor frecuencia en el motor.

En la figura 6.39 se muestra la gráfica de interacción para la ocurrencia, donde se puede evidenciar que existe mayor interacción para el sensor MAP y la velocidad del vehículo, y en las RPM con la velocidad del vehículo y el resto de factores generan una interacción leve entre sí.

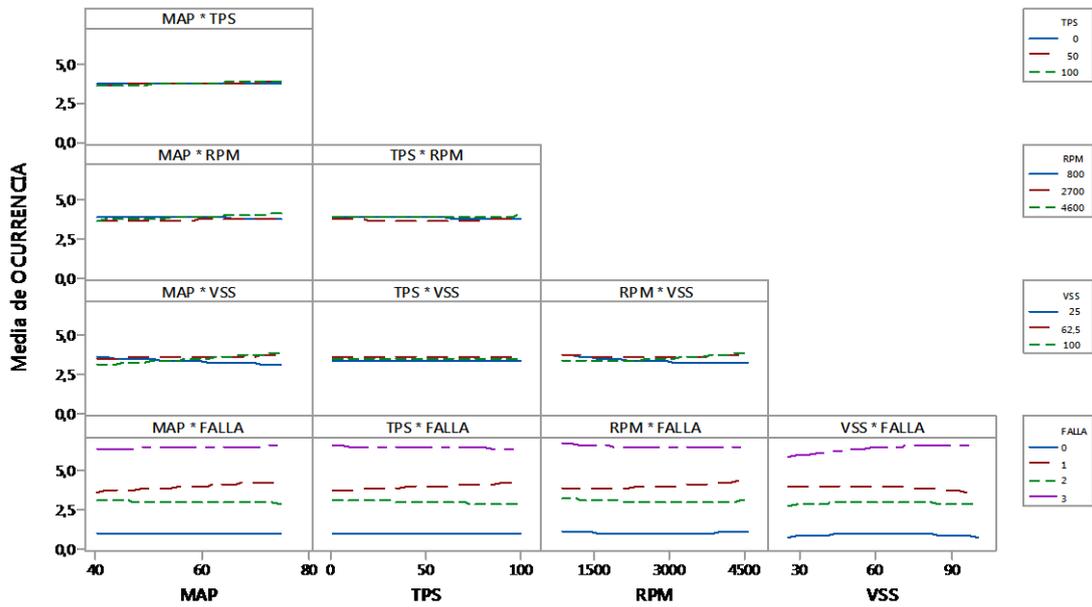


Figura 6.39. Diagrama para interacciones para la ocurrencia.

En la figura 6.40 se puede apreciar cómo varía la ocurrencia con cada una de las fallas generadas en el motor, lo que sirve para poder calcular el IPR.

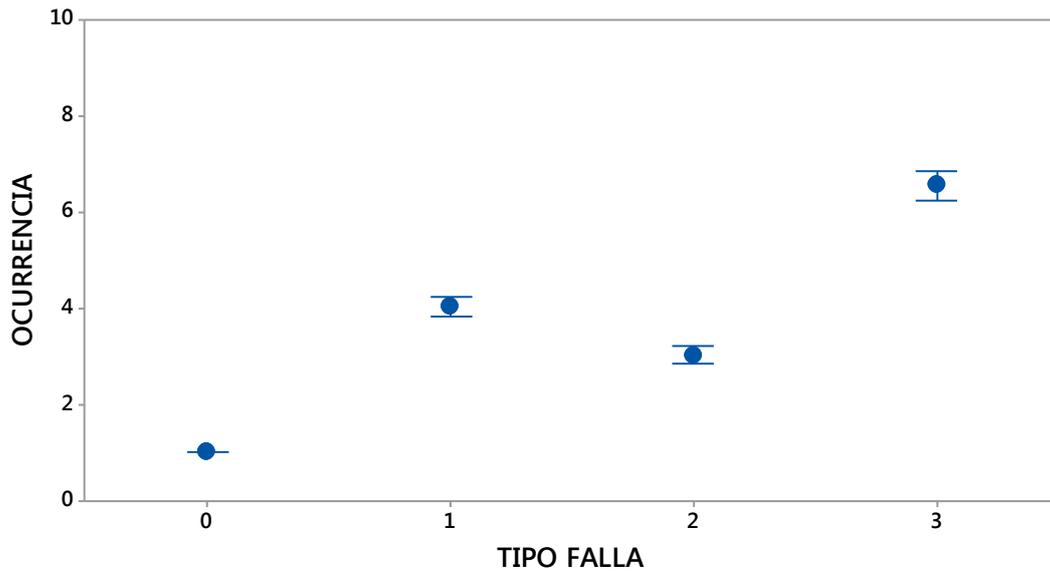


Figura 6.40. Gráfica de intervalos para la ocurrencia.

De igual manera se puede establecer la condición más crítica para incrementar la ocurrencia, que para este caso es la falla 3 (Plano rojo) en comparación de cuando no se tiene falla (plano verde) tal como se muestra en la figura 6.41.

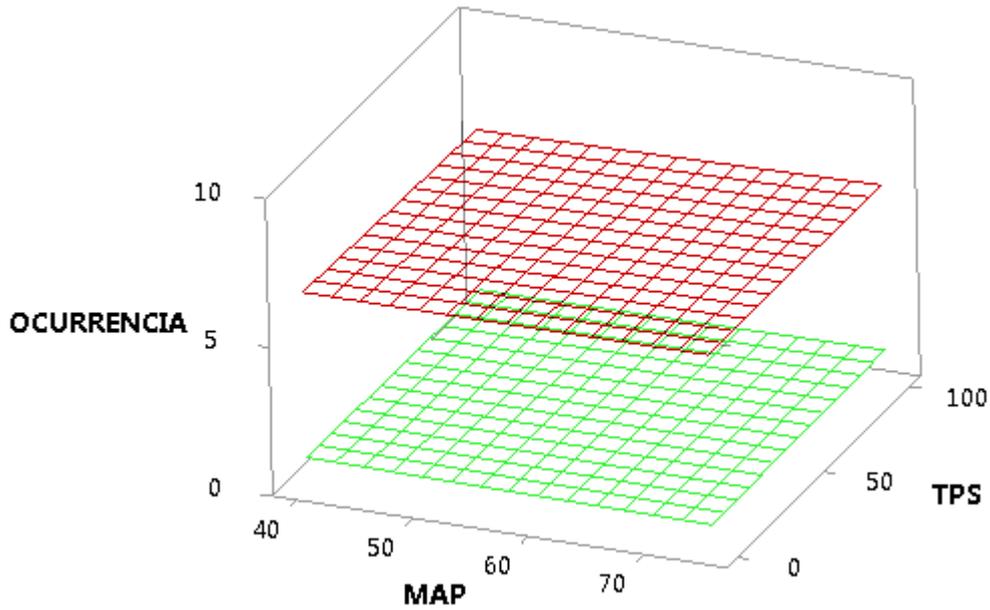


Figura 6.41. Variación de la ocurrencia en función del MAP y TPS.

Se grafica una superficie de la ocurrencia en función del consumo en L/100Km y la falla generada en el motor como se muestra en la figura 6.42, para evidenciar como cambia su comportamiento.

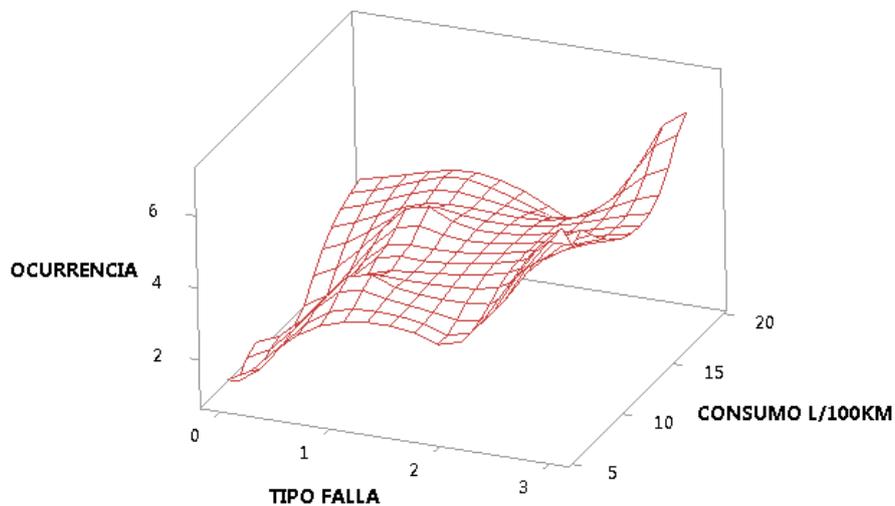


Figura 6.42. Gráfica de superficie para la ocurrencia vs el consumo en L/100Km y la falla.

La gráfica de contorno que se muestra en la figura 6.43, indica que los valores más altos de ocurrencia se dan en la falla 3.

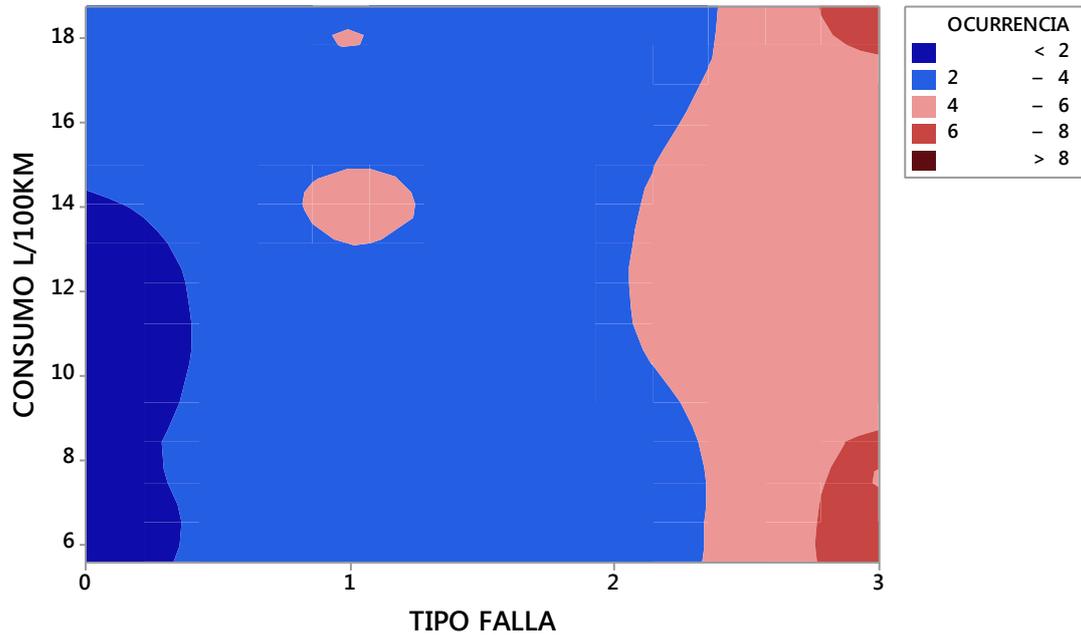


Figura 6.43. Gráfica de contorno para la ocurrencia vs consumo en L/100Km y la falla.

6.3.3.3 Análisis de la detección

El comportamiento de la detección respecto de los factores considerados en la corrida experimental se representa en el diagrama de efectos principales que se muestra en la figura 6.44.

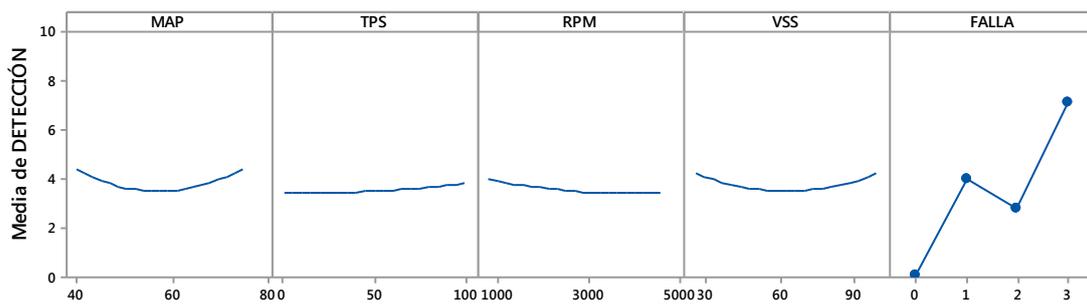


Figura 6.44. Diagrama de efectos principales para la detección.

En la figura 6.45 se muestra la gráfica de interacción, donde se puede evidenciar que existe mayor interacción para el sensor TPS y la velocidad del vehículo, el resto de factores generan una interacción leve entre sí.

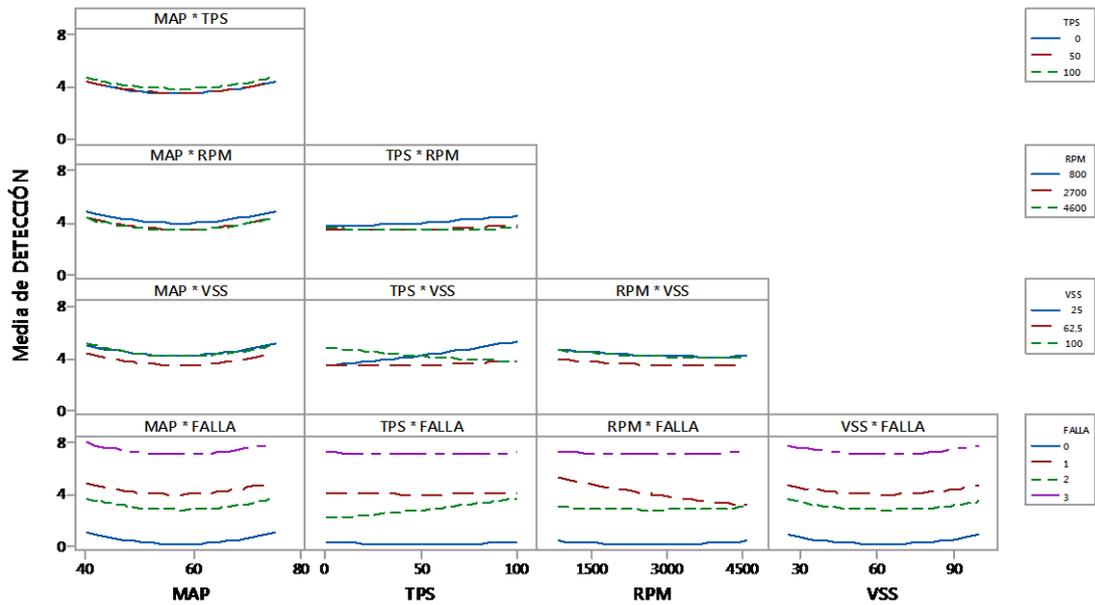


Figura 6.45. Diagrama para interacciones de la detección.

En la figura 6.46 se puede apreciar cómo varía la detección con cada una de las fallas generadas en el motor, lo que sirve para poder calcular el IPR.

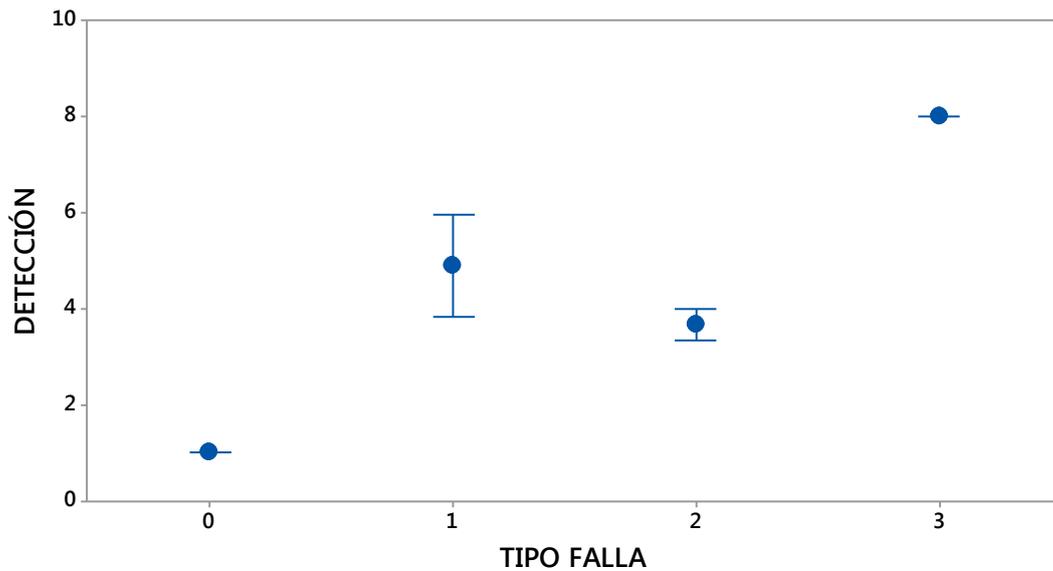


Figura 6.46. Gráfica de intervalos para la detección.

De igual manera se puede establecer la condición más crítica para incrementar la detección, que para este caso es la falla 3 (Plano rojo) en comparación de cuando no se tiene falla (plano naranja) tal como se muestra en la figura 6.47.

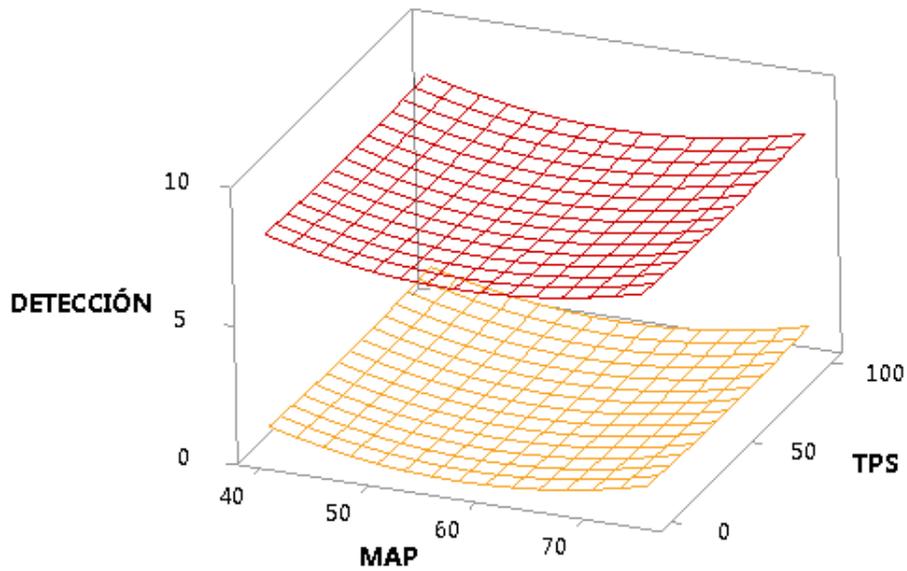


Figura 6.47. Variación de la detección en función del MAP y TPS.

Se grafica una superficie de la detección en función del consumo en L/100Km y la falla generada en el motor como se muestra en la figura 6.48, para evidenciar como cambia su comportamiento.

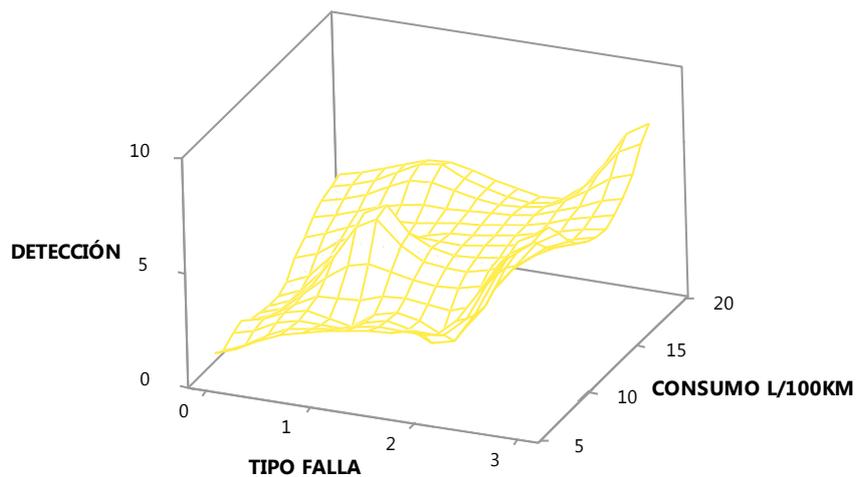


Figura 6.48. Gráfica de superficie para la detección vs el consumo en L/100Km y la falla.

La gráfica de contorno que se muestra en la figura 6.49, indica que los valores más altos de detección que se dan en la falla 3.

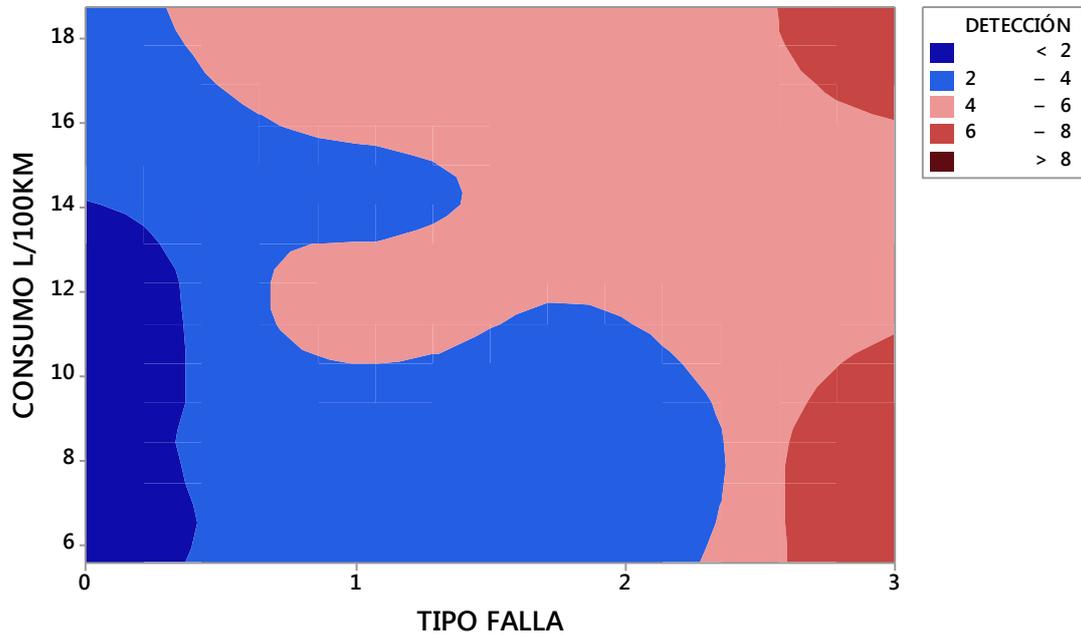


Figura 6.49. Gráfica de contorno para la detección vs el consumo en L/100Km y la falla.

6.3.3.4 Análisis del índice de prioridad de riesgo

El comportamiento del IPR respecto de los factores considerados en la corrida experimental se representa en el diagrama de efectos principales que se muestra en la figura 6.50.

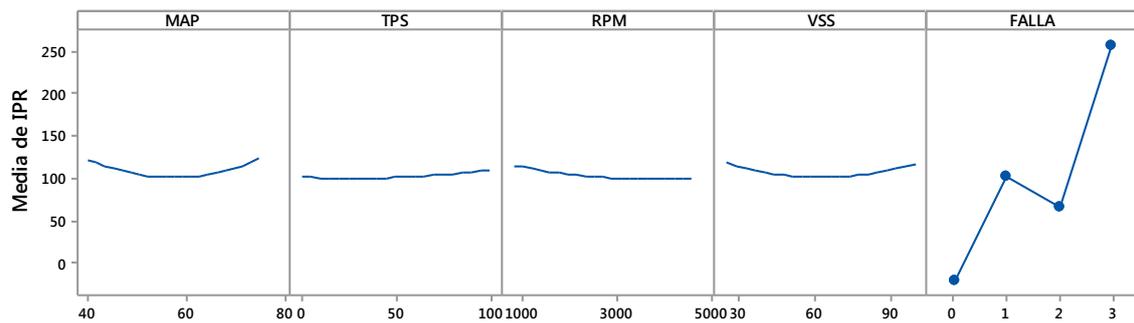


Figura 6.50. Diagrama de efectos principales para el IPR.

En la figura 6.51 se muestra la gráfica de interacción, donde se puede evidenciar que existe mayor interacción para el sensor TPS y la velocidad del vehículo, el resto de factores generan una interacción leve entre sí.

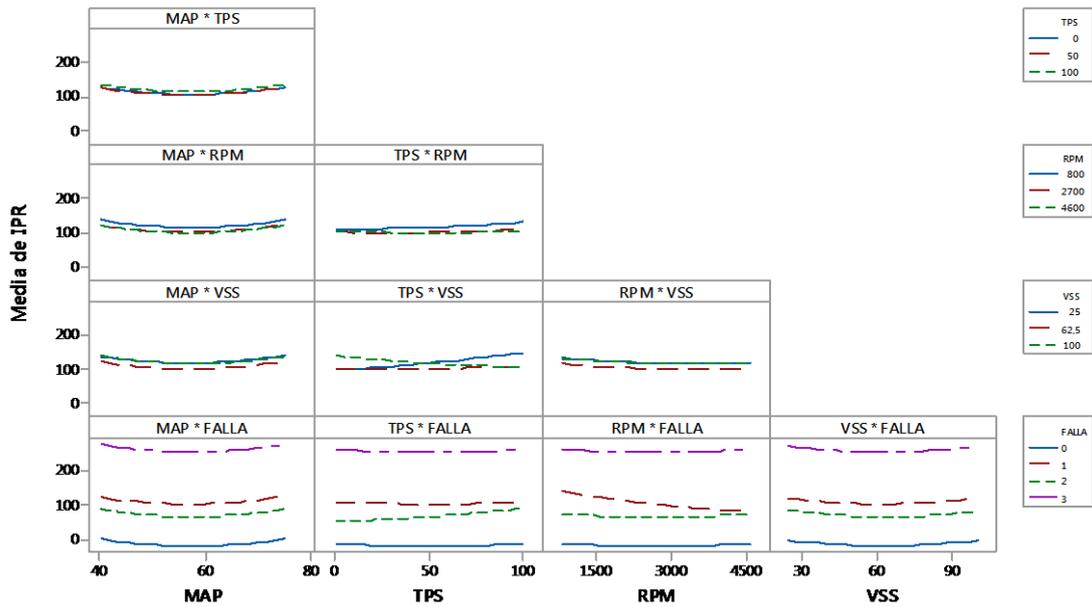


Figura 6.51. Diagrama para interacciones del IPR.

En la figura 6.52 se puede apreciar cómo varía el IPR con cada una de las fallas generadas en el motor, lo cual está calculado en base a los valores de la severidad, ocurrencia y detección.

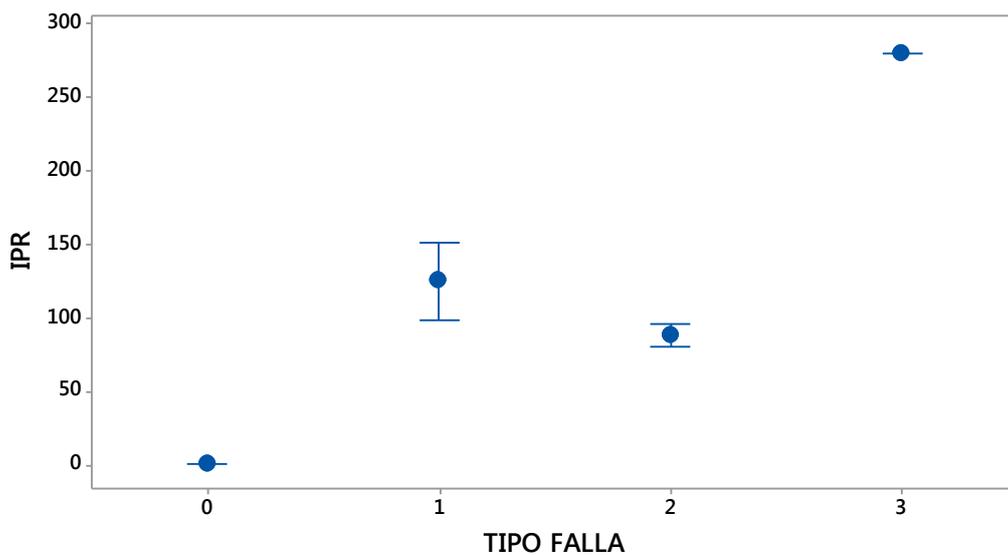


Figura 6.52. Gráfica de intervalos para el IPR.

Así mismo para el IPR se obtiene la gráfica de superficie en función del MAP y el TPS para la falla 1 que se muestra en la figura 6.53, donde se observa las condiciones para los diversos valores de IPR.

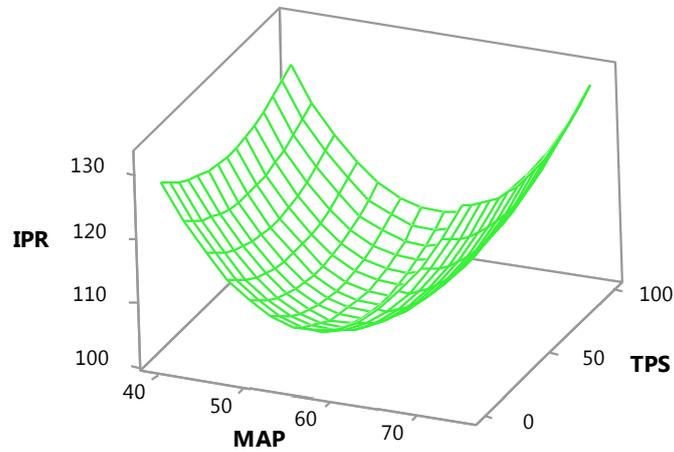


Figura 6.53. Gráfica de superficie para el IPR vs. MAP; TPS, con la falla 1.

Así mismo para el IPR se obtiene la gráfica de superficie en función del MAP y el TPS para la falla 2 que se muestra en la figura 6.54, donde se observa las condiciones para los diversos valores de IPR.

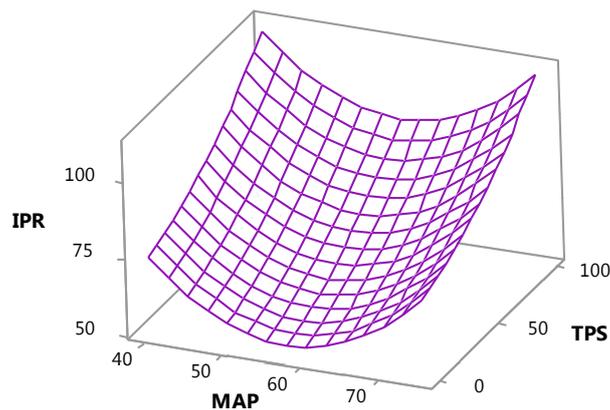


Figura 6.54. Gráfica de superficie para el IPR vs. MAP; TPS, con la falla 2.

Así mismo para el IPR se obtiene la gráfica de superficie en función del MAP y el TPS para la falla 3 que se muestra en la figura 6.55, donde se observa las condiciones para los diversos valores de IPR.

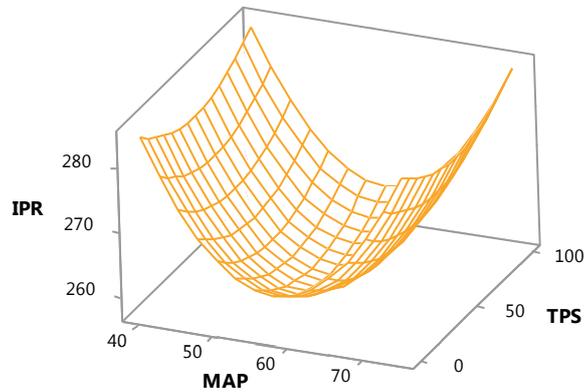


Figura 6.55. Gráfica de superficie para el IPR vs. MAP; TPS, con la falla 3.

Se grafica una superficie del IPR en función del consumo en L/100Km y la falla generada en el motor como se muestra en la figura 6.56, para evidenciar como cambia su comportamiento.

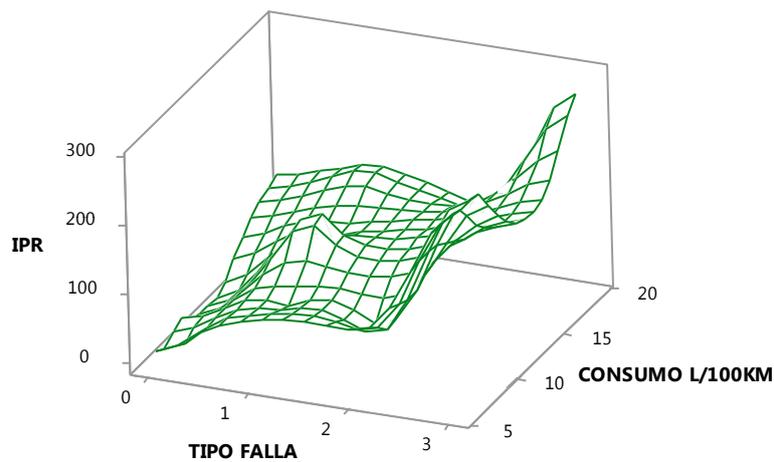


Figura 6.56. Gráfica de superficie para el IPR vs el consumo en L/100Km y la falla.

La gráfica de contorno que se muestra en la figura 6.57, indica que los valores más altos de severidad se dan en la falla 3.

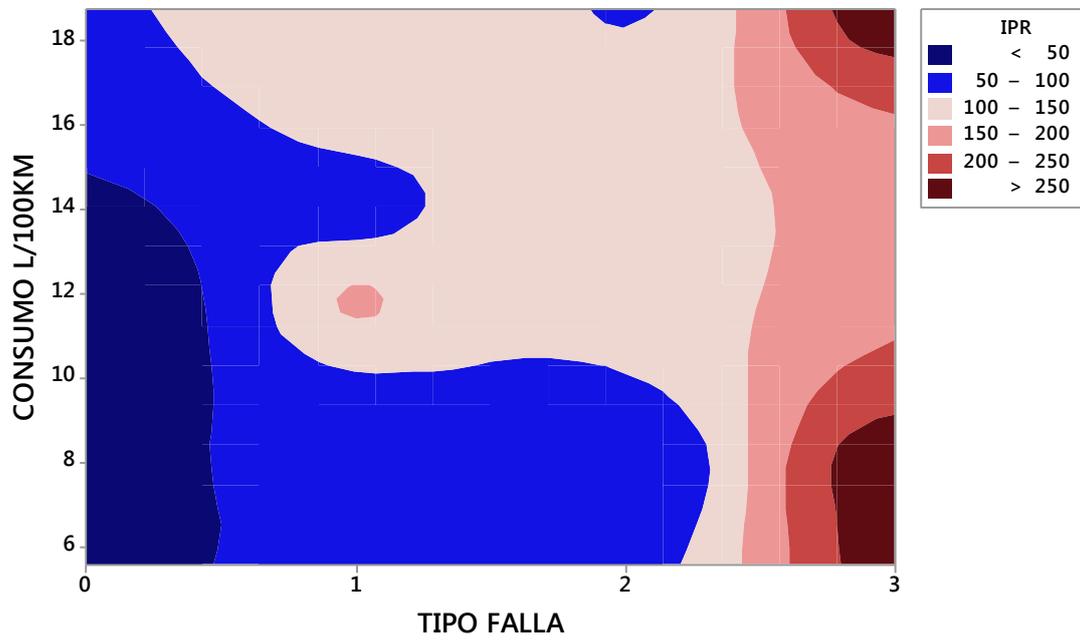


Figura 6.57. Gráfica de contorno para el IPR vs el consumo en L/100Km y la falla.

6.4 Análisis de los modos de falla, efectos y criticidad del sistema para la programación del mantenimiento

Una vez obtenidos los resultados con la metodología AMFEC se analiza los tres modos de falla generados y a su vez cada efecto que estos producen en el sistema (motor del vehículo), para programar y finalmente ejecutar una adecuada tarea de mantenimiento ya sea correctiva, preventiva o predictiva logrando así un mayor tiempo de operación del sistema, reduciendo tiempos de parada no planificados que generan pérdidas económicas, elevadas emisiones de gases contaminantes que son perjudiciales para el medio ambiente.

Es importante tener presente que dependiendo de la criticidad del modo de falla se disminuye la disponibilidad del vehículo, por este motivo se debe realizar a tiempo las adecuadas tareas de mantenimiento.

En el presente proyecto se analiza el IPR que resulta de la multiplicación de la severidad, ocurrencia y detección, el mismo que ayuda a jerarquizar y priorizar los efectos de la falla más representativos y que producen un mayor daño al sistema y al medio ambiente.

En base a los resultados obtenidos del estudio realizado en este proyecto se tiene que a partir de un valor de severidad 4, se puede considerar crítico o de importancia y dependiendo de la gravedad de los daños pueden causarse.

Para realizar la jerarquización de la ocurrencia es necesario que haya una constancia de datos estadísticos o un registro histórico, para poder usarlos en esta jerarquización, sin embargo se pueden colocar los valores en base a la opinión de un experto.

Una buena valoración de la ocurrencia puede ayudar a que reduzca la probabilidad de fallo, además tomar o mejorar medidas de control para evitar que se produzcan los fallos.

En cuanto a la detección se tiene que el índice aumentará cuando menor sea la capacidad de detectar la falla, por esta razón para disminuir este valor es necesario un aumento en los controles.

En la tabla 6.9 se muestra el AMFEC en el sistema con la primera falla generada.

Tabla 6.9. AMFEC con la primera falla generada.

Modo de falla	Efecto de la falla	Severidad	Ocurrencia	Detección	IPR
Dosado rico	Incremento de consumo de combustible	7	8	4	224
	Excesiva emisión de CO	6	4	6	144
	Excesiva emisión de HC	7	8	3	168
	Daños en el filtro de combustible	4	5	7	160
	Desgaste de bujías	5	7	8	280
	Incorrecto desempeño de sensores	6	8	5	240

Así mismo en la tabla 6.10 se muestra el AMFEC en el sistema con la segunda falla generada.

Tabla 6.10. AMFEC con la segunda falla generada.

Modo de falla	Efecto de la falla	Severidad	Ocurrencia	Detección	IPR
Dosado pobre	Pérdida de potencia	8	3	5	120
	Arranque lento	5	8	5	200
	Ralentí inestable	4	7	4	140
	Daños en la bomba de combustible	6	7	8	336
	Incorrecto desempeño de sensores	6	8	5	240

De igual manera se realiza el AMFEC en el sistema para la tercera falla generada, tal como se muestra en la tabla 6.11.

Tabla 6.11. AMFEC con la tercera falla generada.

Modo de falla	Efecto de la falla	Severidad	Ocurrencia	Detección	IPR
Bajo voltaje de encendido	Excesiva emisión de HC	6	8	4	192
	Incremento de consumo de combustible	5	7	5	245
	Daños en los inyectores	6	7	8	336
	Incorrecto desempeño de sensores	6	8	5	240

Una vez obtenidos los datos con el desarrollo de la corrida experimental tal como se indicó en el punto 6.1.2, se procedió a establecer la base de datos que posteriormente se entrena con ayuda de herramientas de aprendizaje y clasificación (SVM), como se describió en el punto 6.2, luego se procede a desarrollar un programa el software Labview®, el mismo que sirve para predecir la severidad, ocurrencia, detección e IPR en un determinado tiempo de muestro.

Para corroborar el buen funcionamiento del programa desarrollado, se procede a realizar nuevamente las mediciones con el vehículo en el banco dinamométrico tal como se indicó en el protocolo del punto 6.1.2, tal como se muestra en la figura 6.58.

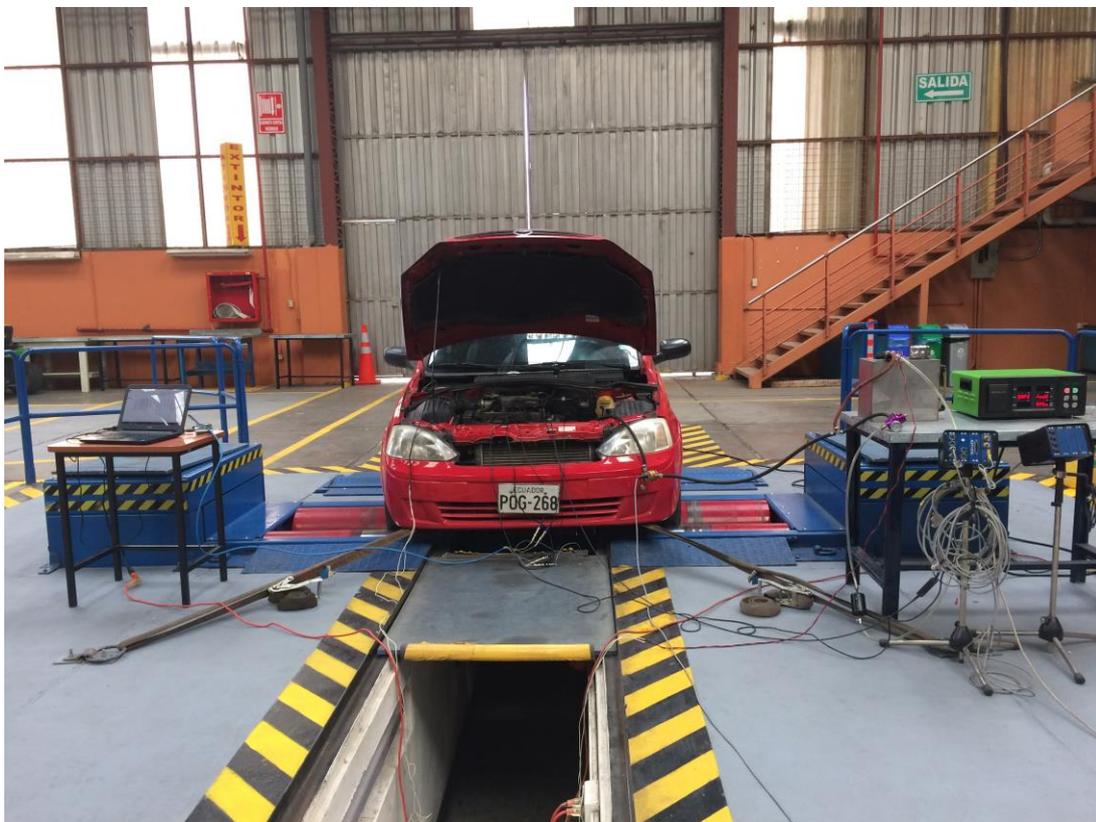


Figura 6.58. Funcionamiento del motor con las fallas para comprobar programa desarrollado.

En la figura 6.59, se muestra los resultados para el IPR en función de las variables de entrada que son leídas y analizadas por el programa desarrollado en base al entrenamiento que se realizó con las SVM, donde se observa que el valor de IPR es inferior a 10 ya que no existe falla en el sistema, es decir el motor está funcionando de manera correcta.

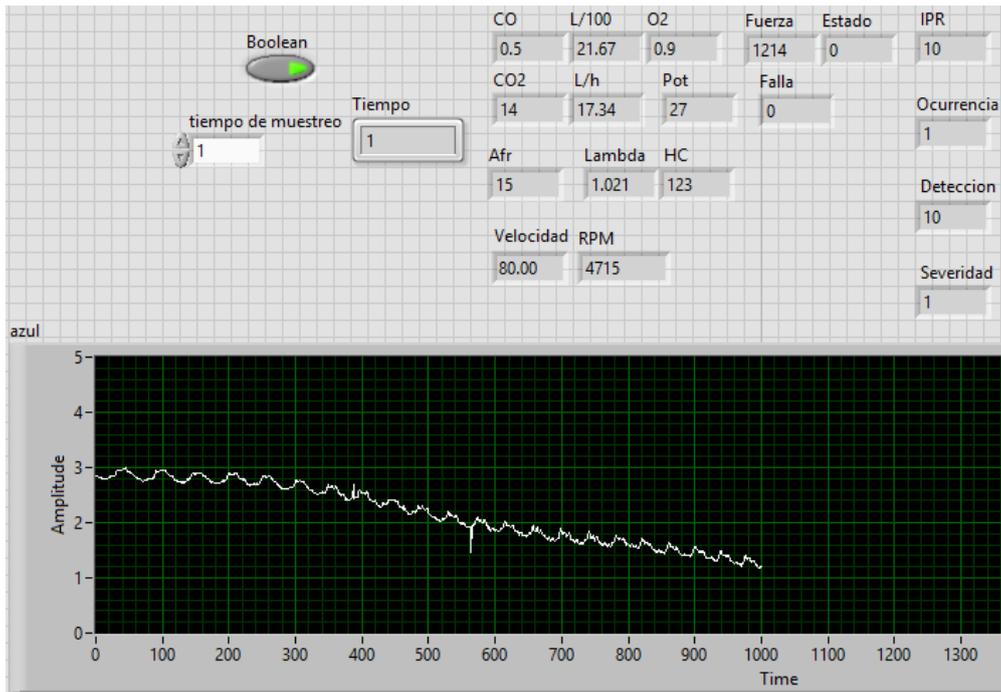


Figura 6.59. Programa para la predicción de severidad, ocurrencia, detección e IPR sin falla en el motor.

Así mismo en la figura 6.60 se muestran los resultados del programa corrido en línea cuando se genera la falla 1, lo que permite evaluar el valor IPR para conocer su efecto y programar el mantenimiento.

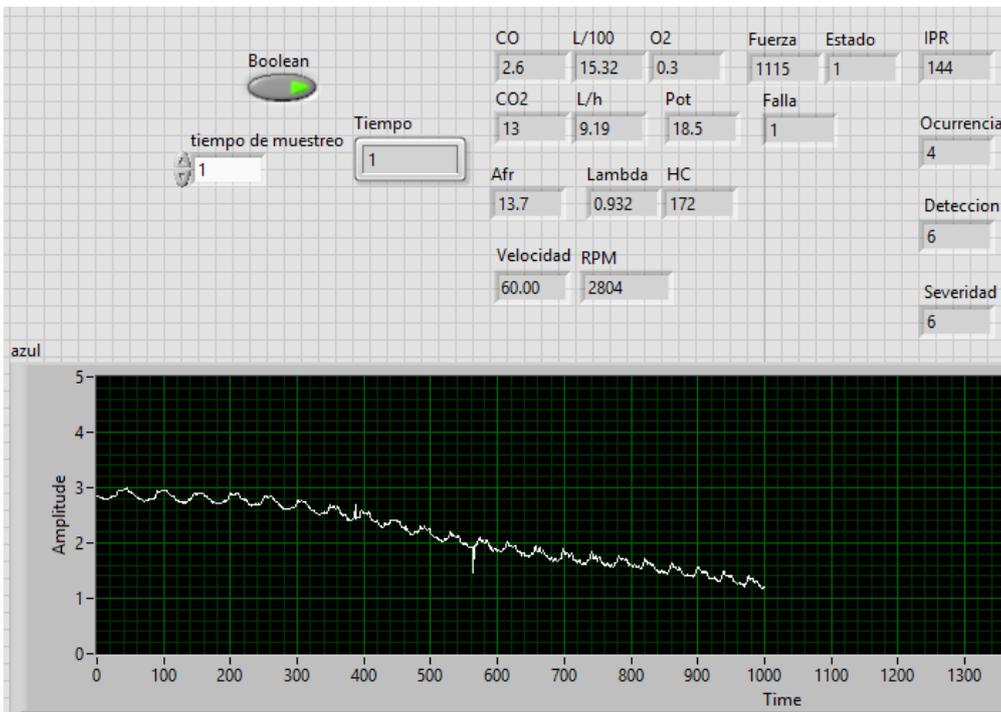


Figura 6.60. Programa para predicción de severidad, ocurrencia, detección e IPR con falla 1.

De igual forma en la figura 6.61 se muestra el valor del IPR obtenido del motor con la falla 2, lo que permite programar el mantenimiento.

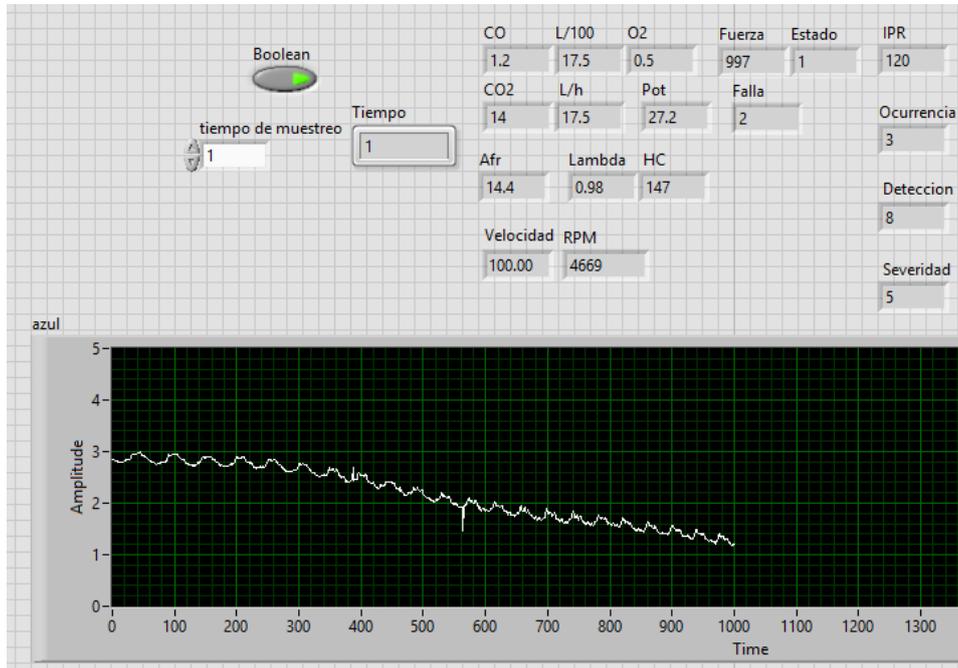


Figura 6.61. Programa para predicción de severidad, ocurrencia, detección e IPR con falla 2.

En la figura 6.62 se muestra el valor obtenido para el IPR en base a los valores de detección, ocurrencia y severidad, cuando se genera la falla 3.

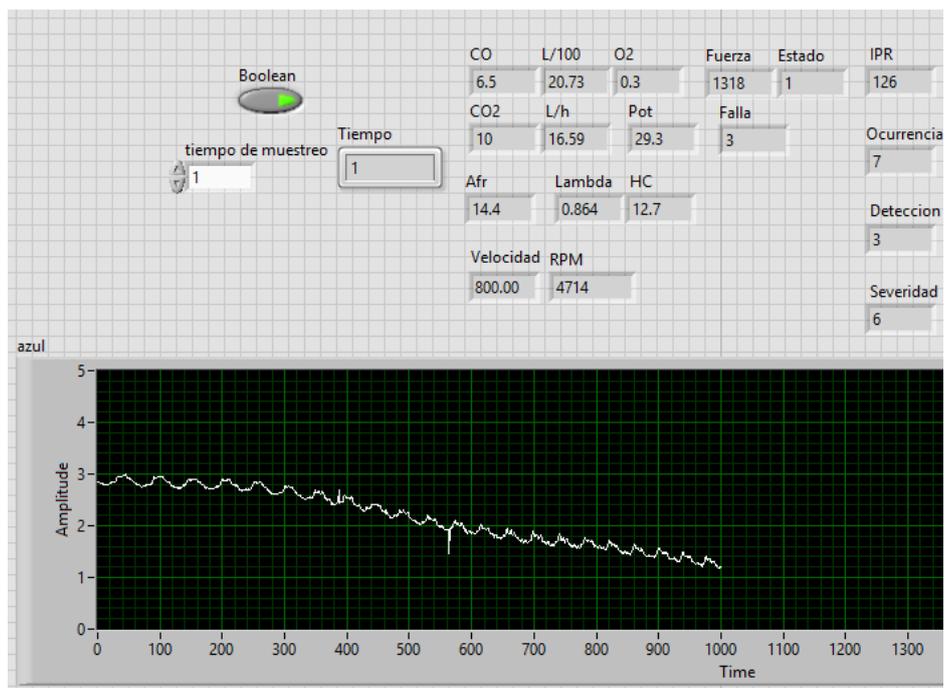


Figura 6.62. Programa para predicción de severidad, ocurrencia, detección e IPR con falla 3.

Para la programación del mantenimiento se analizan los valores de IPR obtenidos en el programa desarrollado para correr en línea con las diferentes fallas del motor.

En la tabla 6.12, se muestra un resumen de la programación del mantenimiento en función de los datos obtenidos.

Tabla 6.12. Datos obtenidos con las fallas generadas.

Falla	Severidad	Ocurrencia	Detección	IPR	Tarea de mantenimiento a realizar
0	1	1	10	10	No se realiza mantenimiento
1	6	4	6	144	Mantenimiento preventivo
2	8	3	5	120	Mantenimiento preventivo
3	3	7	6	126	Mantenimiento preventivo

Un breve resumen de los datos obtenidos con las diversas fallas generadas en el motor se muestra en la tabla 6.13.

Tabla 6.13. Datos obtenidos con las fallas generadas.

Falla	Severidad	Ocurrencia	Detección	IPR
1	8	4	8	256
1	9	3	7	189
1	6	4	8	192
1	9	3	8	216
1	9	4	9	324
1	6	7	6	252
2	7	5	7	245
2	6	4	6	144
2	5	4	7	140
2	6	3	7	126
2	5	3	8	120
2	4	4	7	112
3	6	7	4	168
3	7	8	4	224
3	6	7	3	126
3	7	8	4	224
3	6	6	5	180
3	5	7	4	140

7 CONCLUSIONES

- Para entrenar los datos mediante herramientas de aprendizaje y clasificación se utilizó las SVM debido a que dan un mayor porcentaje de certeza en el resultado de predicción en comparación con los árboles de decisión.
- El porcentaje de certeza de la predicción realizada con las SVM es superior al 96% dando un error del 4%, lo que valida los resultados obtenidos.
- En base al análisis estadístico realizado se determinó que la falla 3 es la que genera mayores índices de IPR, basados en los valores de la severidad, ocurrencia y detección, debido a que esta falla es la genera un incremento en el consumo de combustible y un aumento en las emisiones contaminantes.
- La falla 2 es la que genera menores valores de IPR, pero de igual manera es importante realizar el análisis para decidir la mejor tarea de mantenimiento a llevar a cabo.
- La falla 1 es de mayor importancia en el análisis de consumo de combustible, ya que eleva su valor, pero respecto al resto de efectos no se considera muy grave.
- Respecto del programa desarrollado para obtener la predicción de los valores de IPR, se obtuvo que cuando no existe falla el IPR es de 10, por ende no es necesario intervenir con ninguna tarea de mantenimiento. El IPR obtenido concuerda con el valor de la base de datos donde también indica que es 10.
- Cuando se genera cada una de las fallas, los valores arrojados por el programa son similares a los que se tiene en la base de datos, dando así la validación del mismo con un bajo porcentaje de error, que es inferior al 5%.
- Este estudio servirá para el desarrollo de las investigaciones denominadas “Determinación de la fiabilidad de un motor Corsa Evolution 1.4L a partir del análisis de modos de fallas en línea basado en la distribución de Weibull” y “Sistema de toma de decisiones inteligentes para el mantenimiento predictivo y preventivo del sistema de inyección de un motor de combustión interna de ciclo Otto”, las mismas que se beneficiarán al Grupo de Investigación en Ingeniería del Transporte (GIIT).

8 RECOMENDACIONES

- Es indispensable que se realicen de manera correcta las conexiones que permiten obtener los datos de funcionamiento del motor en los diferentes estados, para posteriormente entrenarlos mediante las herramientas de aprendizaje y clasificación y de esa manera se puedan tener valores con elevado porcentaje de fiabilidad que permitirán realizar la predicción de manera correcta.
- Los valores de IPR basados en la severidad, ocurrencia y detección para las fallas generadas en este estudio muestran resultados muy buenos para tomar decisiones respecto al mantenimiento que se debe realizar en el vehículo, es por eso que se recomienda utilizar sistemas inteligentes en línea que permitan aumentar la disponibilidad del motor.
- También es oportuno realizar un AMFEC más extenso respecto de los modos de falla del vehículo y de sus efectos, de manera que se pueda obtener un programa completo de las fallas del motor y de esa manera programar el mantenimiento aumentando la disponibilidad del vehículo.

9 REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Action Group Automotive Industry. (2008). *Análisis De Modos Y Efectos De Falla Potenciales (Manual de Referencia)*. AUTOMOTIVE INDUSTRY ACTION GROUP.
- Adriano, C. (2016). *Desarrollo de un modelo de análisis de fallas, jerarquización de activos críticos y riesgos para el mejoramiento de la eficiencia en la gestión del mantenimiento de la estación de bombeo amazonas de OCP Ecuador*. Riobamba.
- Aguilar, J., Torres, R., & Magaña, D. (2010). Análisis de modos de falla, efectos y criticidad (AMFEC) para la planeación del mantenimiento empleando criterios de riesgo y confiabilidad. *Tecnología, Ciencia, Educación*, 15-26.
- Bestratén, M., Orriols, R., & Mata, C. (2004). Análisis modal de fallos y efectos. AMFE. *Ministerio de trabajo y asuntos sociales España*.
- Braglia, M., Frosolini, M., & Montanari, R. (2003). *Fuzzy TOPSIS Approach for Failure Mode, Effects and Criticality Analysis*. Parma.
- Demetgul, M. (2013). Fault diagnosis on production systems with support vector machine and decision trees algorithms. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2183–2194.
- Department of Defense, United States of America. (24 de November de 1980). Procedures for performing a failure mode, effects and criticality analysis. *MIL-STD-1629A*. Washington, United States of America.
- Erazo Cerón, D. A. (2012). *Programa de Mantenimiento para la Flota de Unidades de Transporte Cóndores del Valle y Diseño de la Planta su Taller Automotriz*. Quito: Escuela Politécnica Nacional.
- Fernández, I., & Inga, S. (2017). *ANÁLISIS DE MODOS DE FALLA DEL SISTEMA DE INYECCIÓN ELECTRÓNICA DE COMBUSTIBLE MULTEC DELPHI*. Cuenca.
- Gargama, H., & Kumar, S. (2011). Criticality Assessment Models for Failure Mode Effects and Criticality Analysis Using Fuzzy Logic. *IEEE TRANSACTIONS ON RELIABILITY*, 102-110.

- Gutiérrez, H., & De la Vara, R. (2012). *Análisis y diseño de experimentos*. México: McGraw-Hill Interamericana.
- Maschinenbau, H. (2015). MAHA LPS 300. Haldenwang.
- Mercedes, T. D. (2011). *Diseño de plan de mantenimiento predictivo para la línea de producción*. CARTAJENA DE INDIAS.
- Miño, M. (2015). *Análisis de confiabilidad, disponibilidad y mantenibilidad (RAM) de un motor de combustión interna Wartsila 18V32LNGD*. Riobamba.
- Mulet, E., Alberola, C., Chulv, V., Ramos, J., & Bovea, D. (2011). *Problemas resueltos de análisis de riesgos en instalaciones industriales*.
- National Instrument Corporation. (2017). *National Instrument Corporation*. Obtenido de <http://www.ni.com/data-acquisition/what-is/esa/>
- Pascual, R. (2002). *Gestión moderna del mantenimiento*. Santiago.
- Payri, F., & Desantes, J. (2011). *Motores de combustión interna alternativos*. Barcelona: Reverté.
- Pöyhönen, S., Arkkio, A., & Hyötyniemi, H. (2004). Coupling pairwise support vector machines for fault classification. *Control Engineering Practice*, 759-769.
- Ramos, Á. D. (2015). *Actualización de formatos AMEF de acuerdo a Alternativas SOD, SD, SO*. Santiago de Querétaro: Universidad Tecnológica de Querétaro.
- Riobó, V. (2012). *Reconocimiento de localizaciones mediante máquinas de soporte vectorial*. Madrid.
- Rivera, N., & Chica, F. (2015). *Estudio del comportamiento de un motor ciclo Otto de Inyección Electrónica respecto a la estequiometría de la mezcla y del adelanto al encendido para la ciudad de Cuenca*. (P. NACIONAL, Ed.) Quito.
- Rodríguez, J. (2012). *Mantenimiento de sistemas auxiliares del motor de ciclo Otto*. Málaga: Antakira.
- SAE JA1011. (Agosto de 1999). Evaluation Criteria for Reliability-Centered Maintenance (RCM) Processes.

- Sugumaran, V., & Ramachandran, K. (2011). Effect of number of features on classification of roller bearing faults using SVM and PSVM. *Expert Systems with Applications*, 4088–4096.
- UNE-EN 60812. (Diciembre de 2008). Técnicas de análisis de los modos de fallo y de sus defectos (AMFE).
- Vong, C.-M., & Wong, P.-K. (2011). Engine ignition signal diagnosis with Wavelet Packet Transform and Multi-class Least Squares Support Vector Machines. *Expert Systems with Applications*, 8563–8570.
- Vong, C.-M., Wong, P.-K., & Li, Y.-P. (2006). Prediction of automotive engine power and torque using least squares support vector machines and Bayesian inference. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 277-287.
- Widodo, A., & Yang, B.-S. (2007). Support vector machine in machine condition monitoring and fault diagnosis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2560–2574.

10 ANEXOS

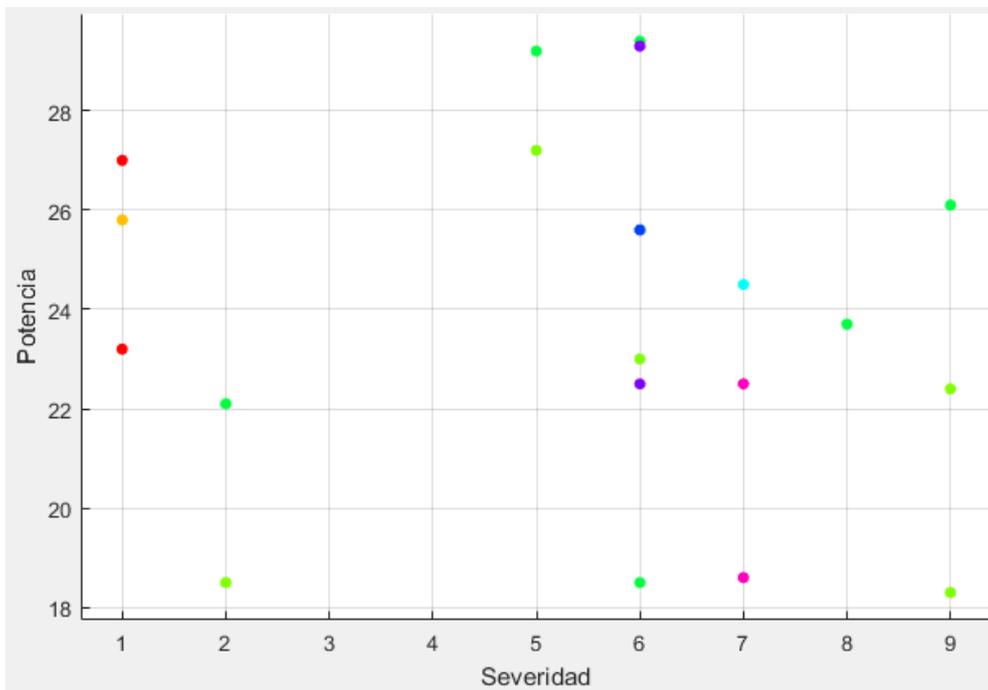


Figura A - 1. Diagrama de dispersión de la potencia en la predicción de la severidad.

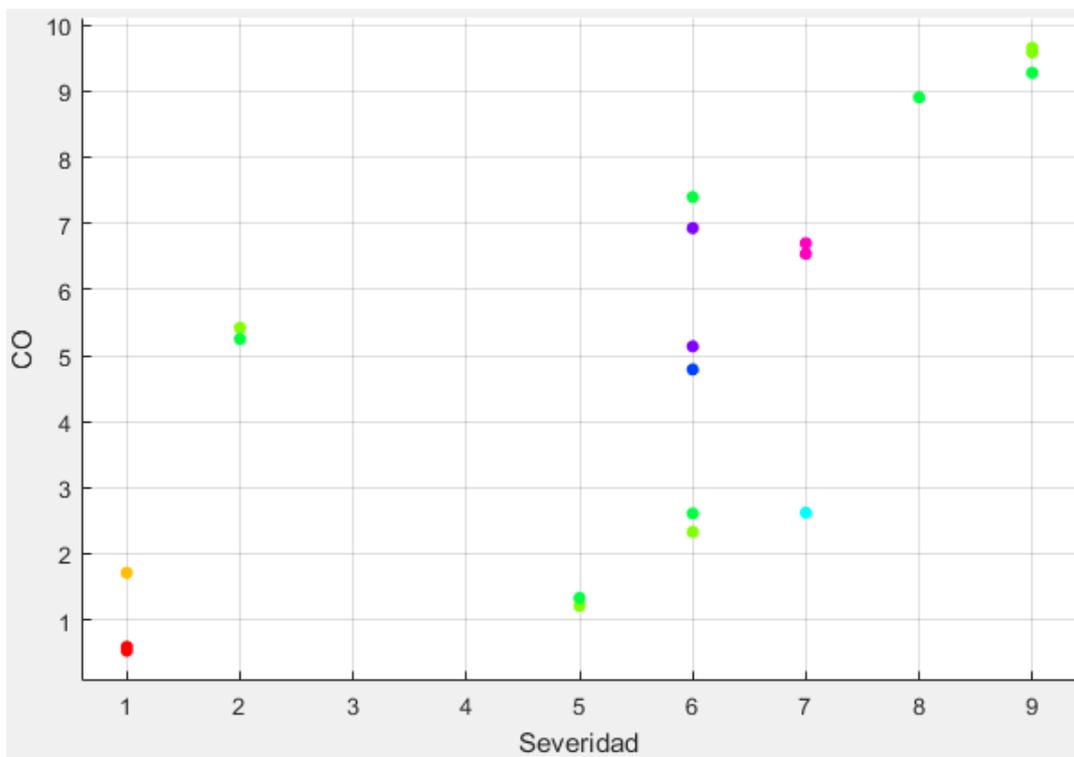


Figura A - 2. Diagrama de dispersión del CO en la predicción de la severidad.

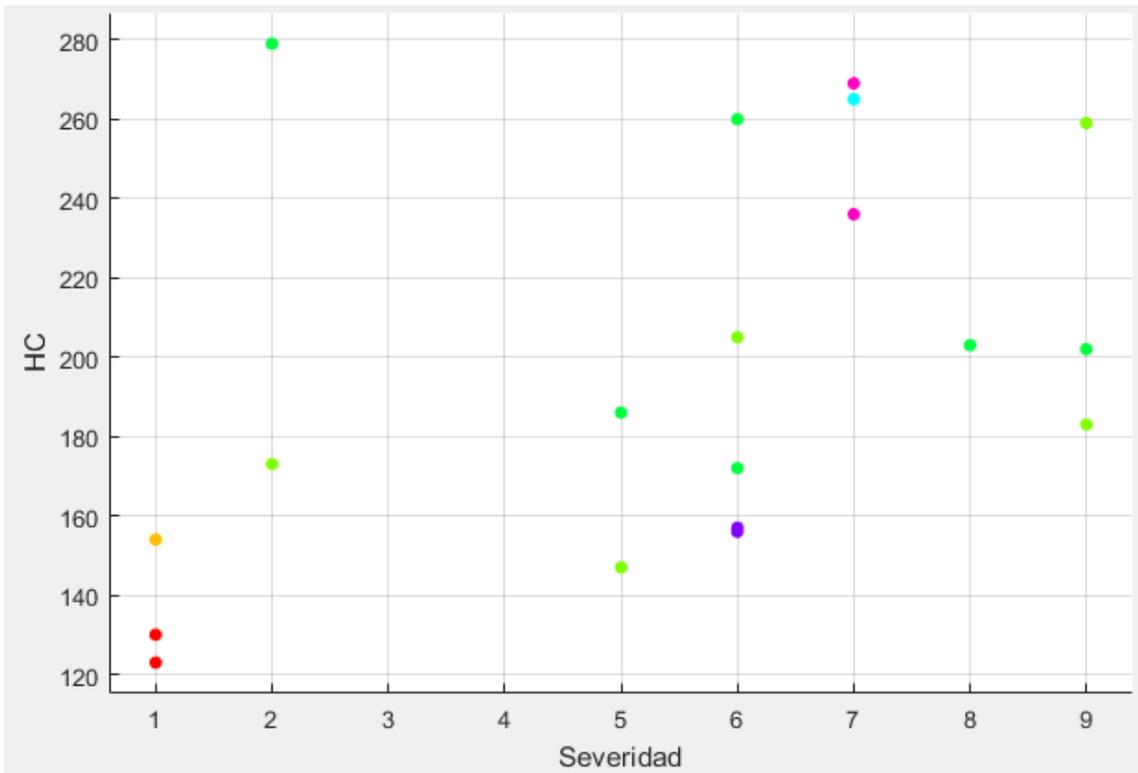


Figura A - 3. Diagrama de dispersión de HC en la predicción de la severidad.

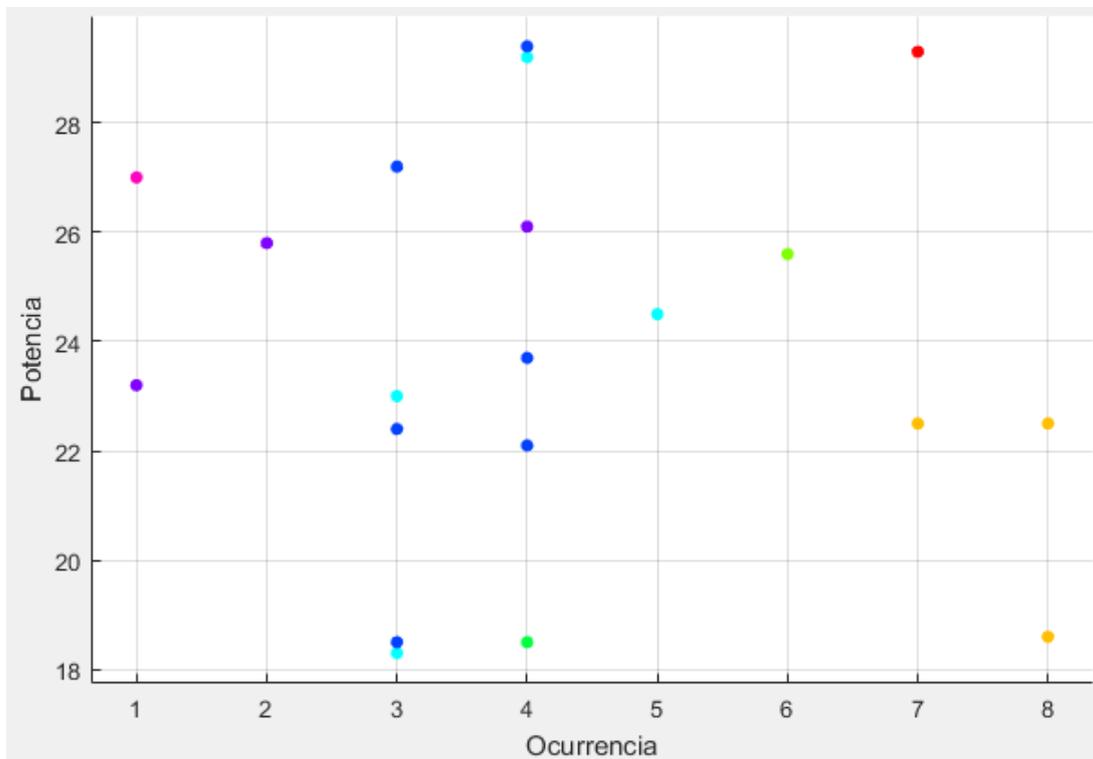


Figura A - 4. Diagrama de dispersión de la potencia en la predicción de la ocurrencia.

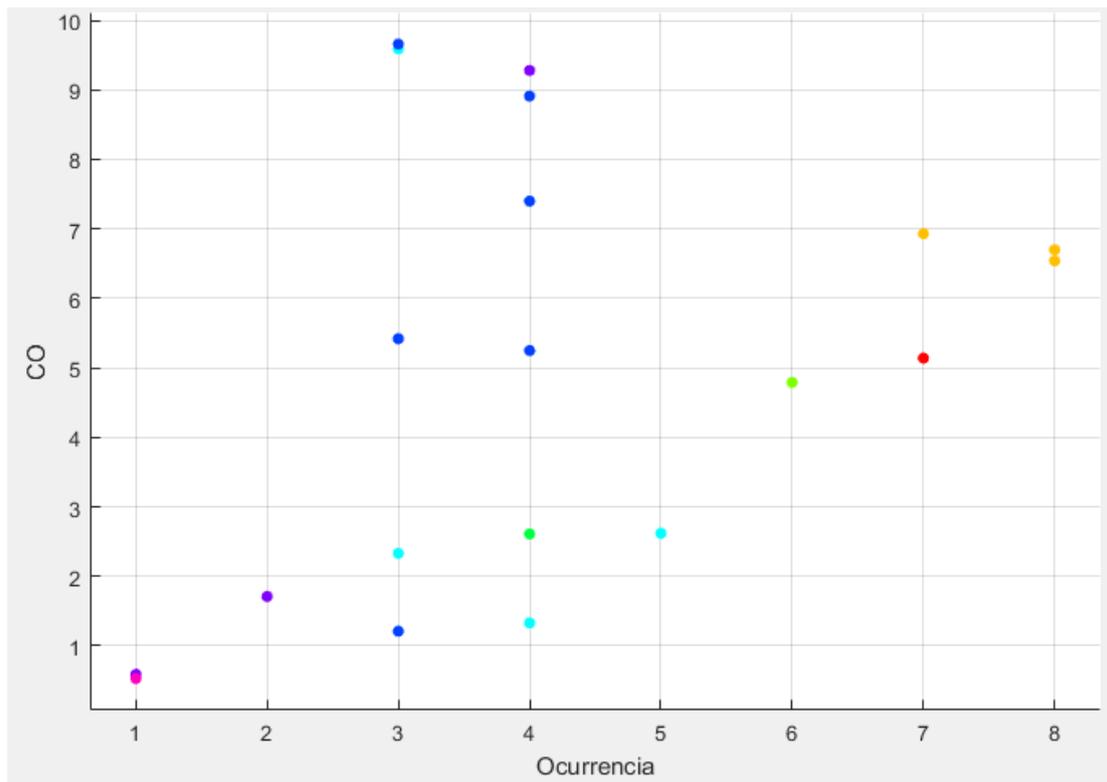


Figura A - 5. Diagrama de dispersión de CO en la predicción de la ocurrencia.

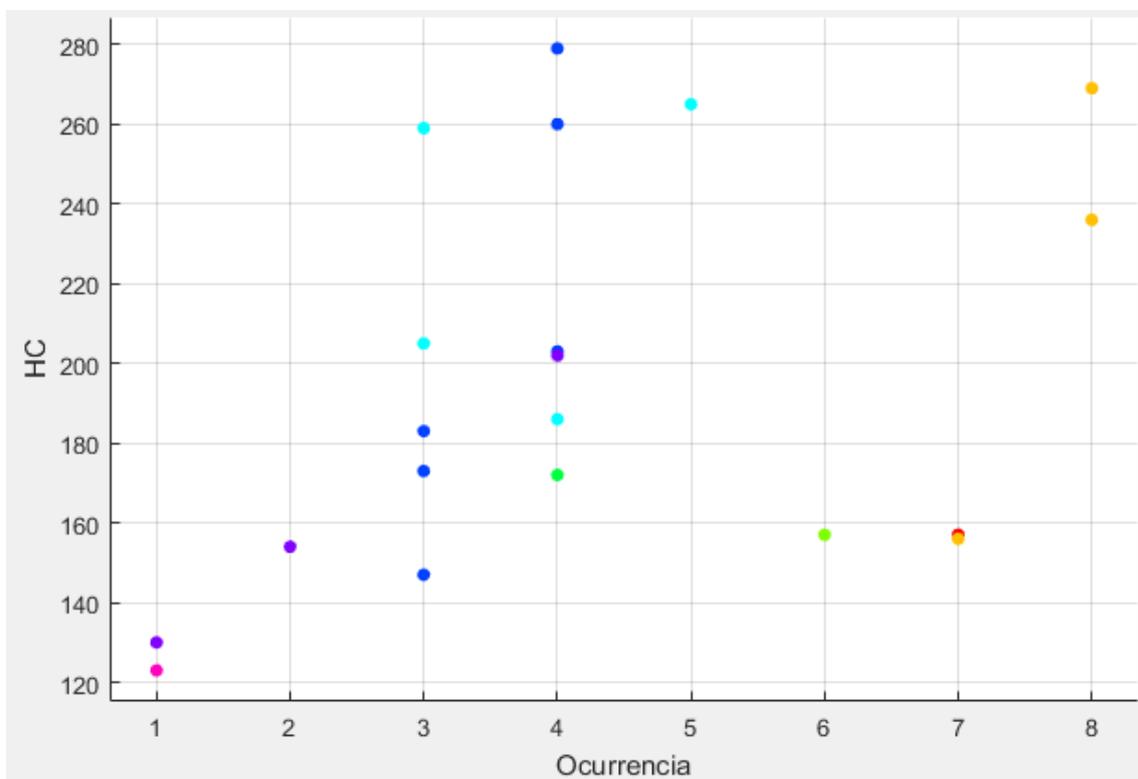


Figura A - 6. Diagrama de dispersión de HC en la predicción de la ocurrencia.

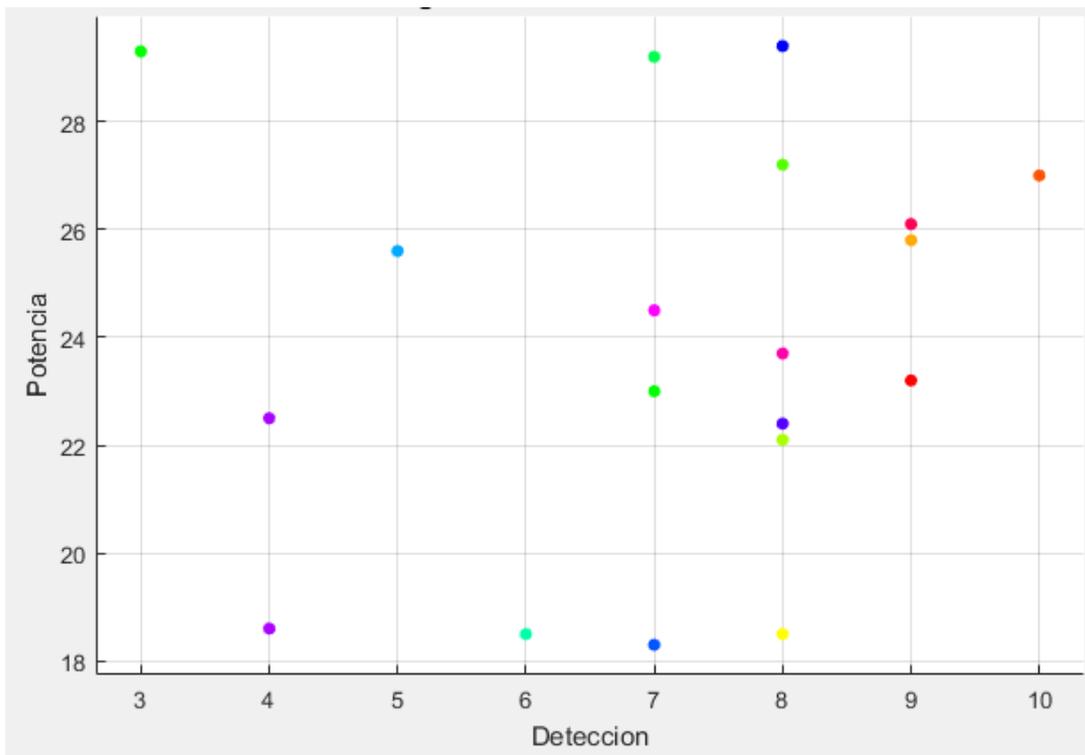


Figura A - 7. Diagrama de dispersión de la potencia en la predicción de la detección.

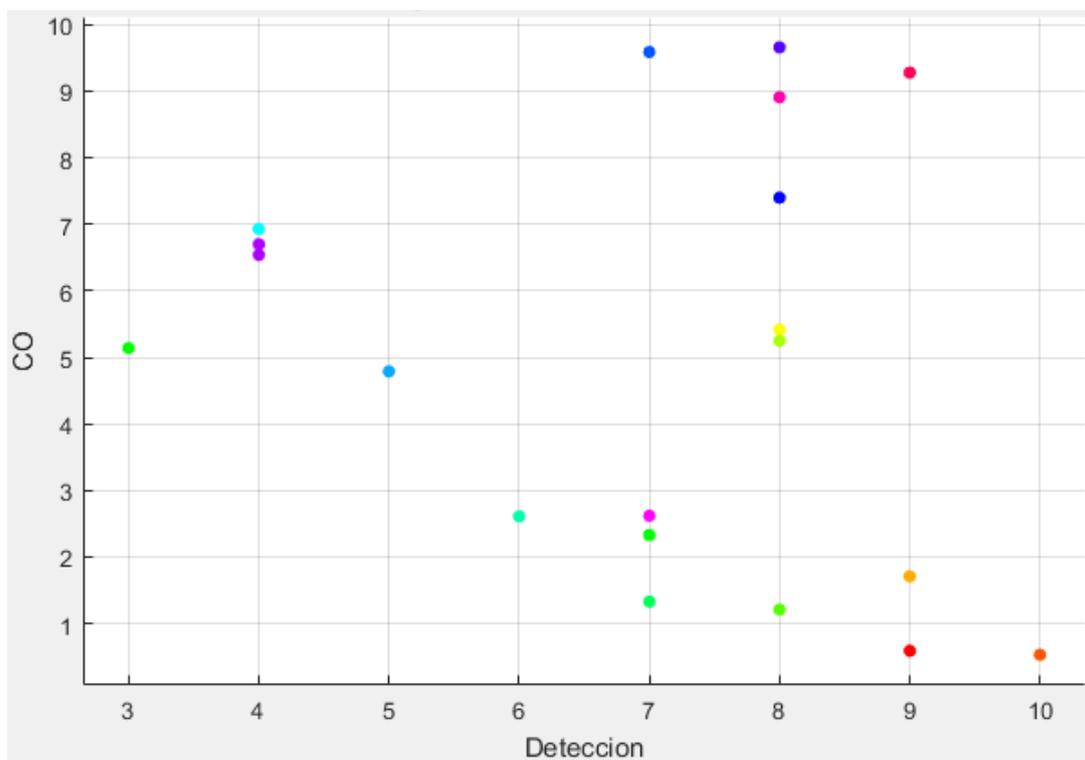


Figura A - 8. Diagrama de dispersión de CO en la predicción de la detección.

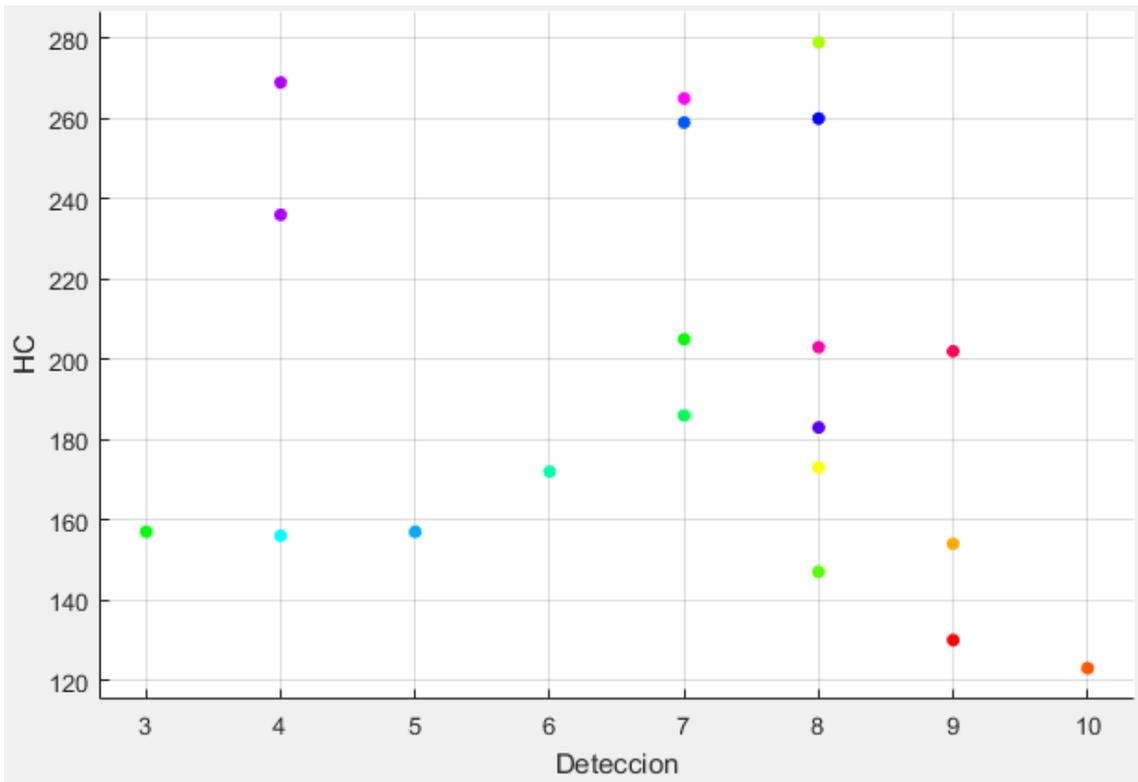


Figura A - 9. Diagrama de dispersión de HC en la predicción de la detección.

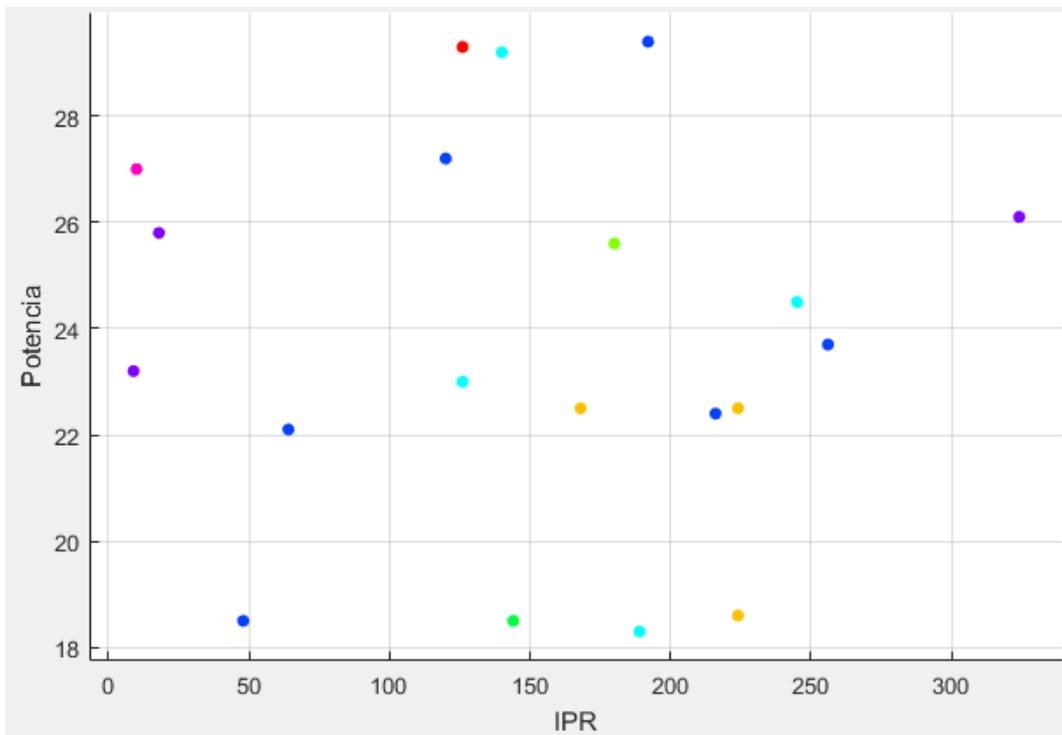


Figura A - 10. Diagrama de dispersión de la potencia en la predicción del IPR.

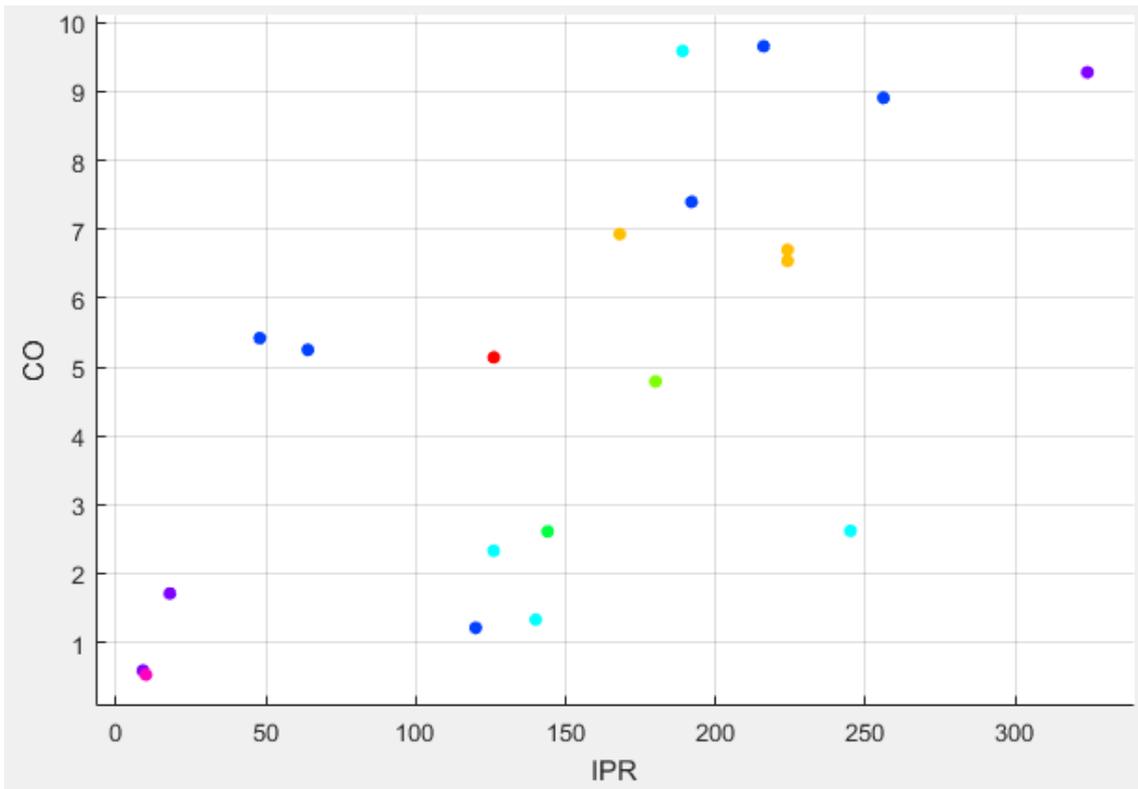


Figura A - 11. Diagrama de dispersión de CO en la predicción del IPR.

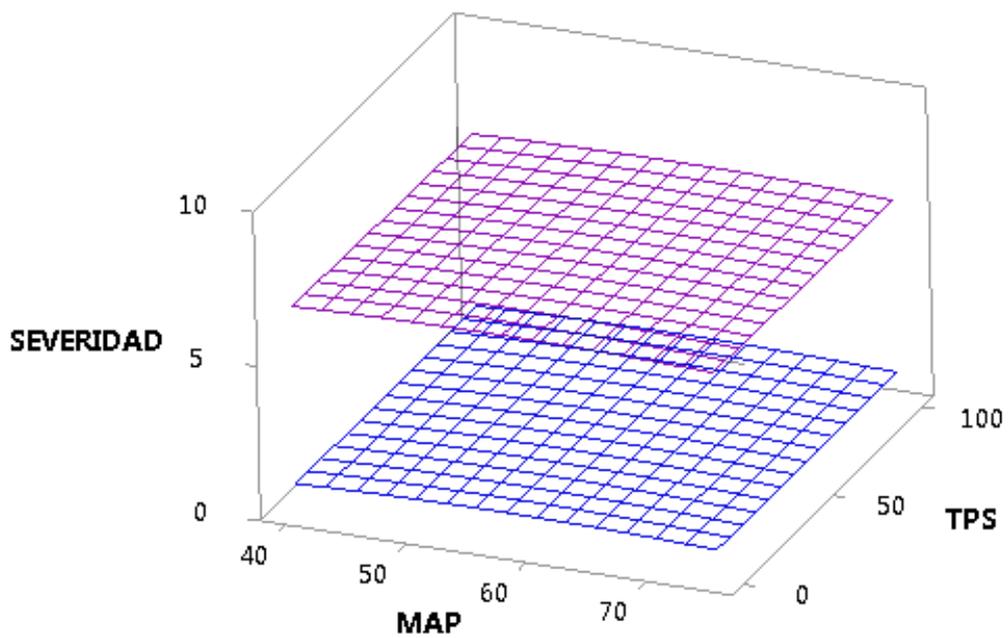


Figura A - 12. Variación de la severidad en función del MAP y TPS, sin falla (plano azul) y falla 1 (plano morado).

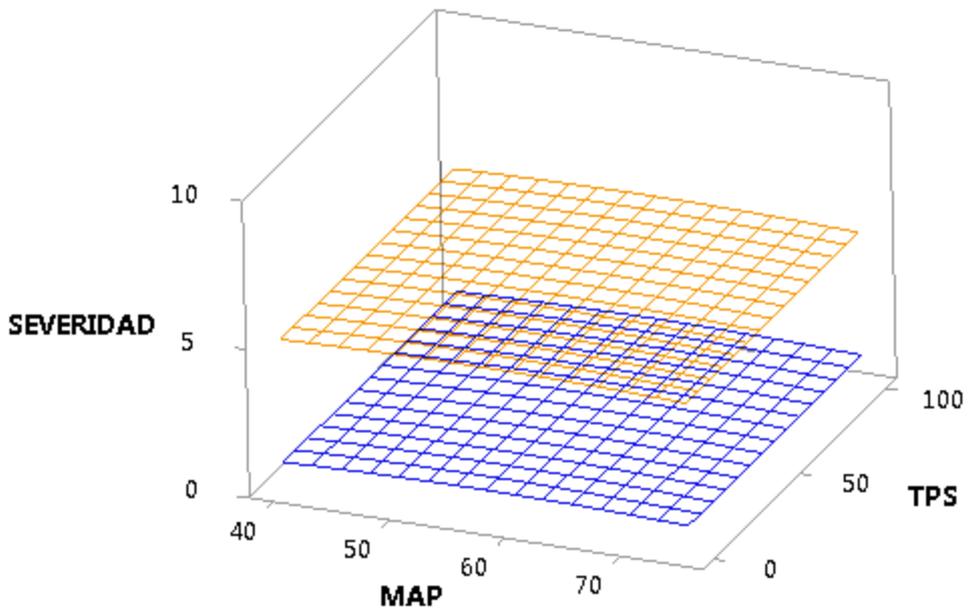


Figura A - 13. Variación de la severidad en función del MAP y TPS, sin falla (plano azul) y falla 3 (plano naranja).

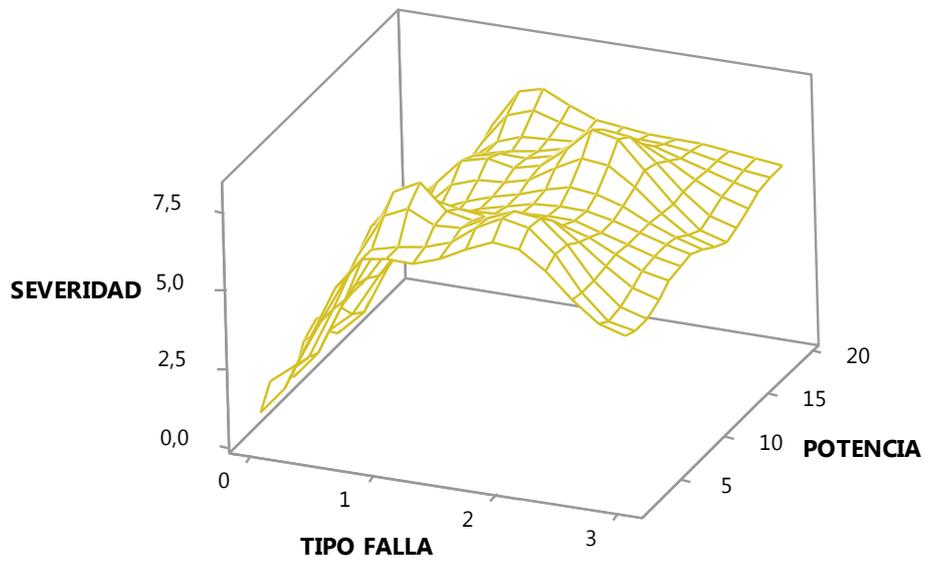


Figura A - 14. Gráfica de superficie para la severidad vs la potencia y la falla.

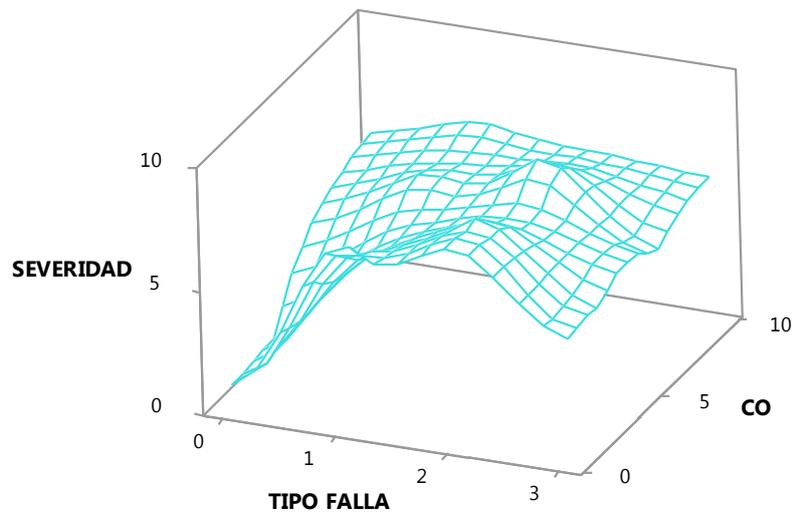


Figura A - 15. Gráfica de superficie para la severidad vs CO y la falla.

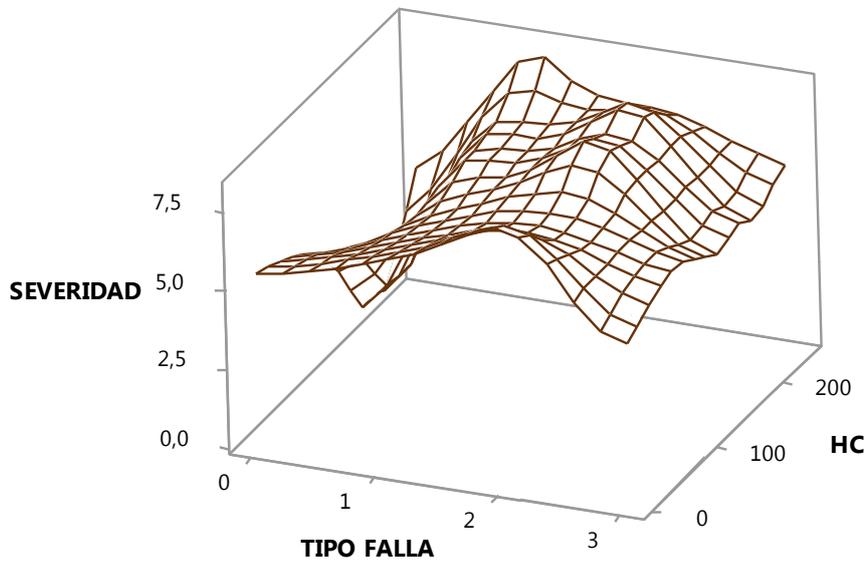


Figura A - 16. Gráfica de superficie para la severidad vs HC y la falla.

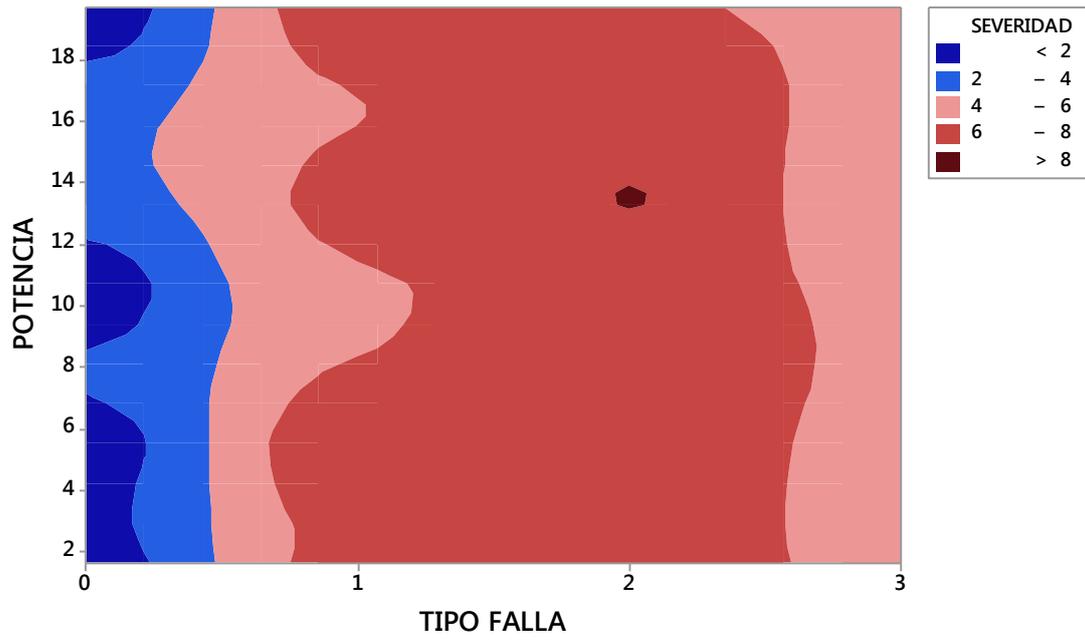


Figura A - 17. Gráfica de contorno para la severidad vs la potencia y la falla.

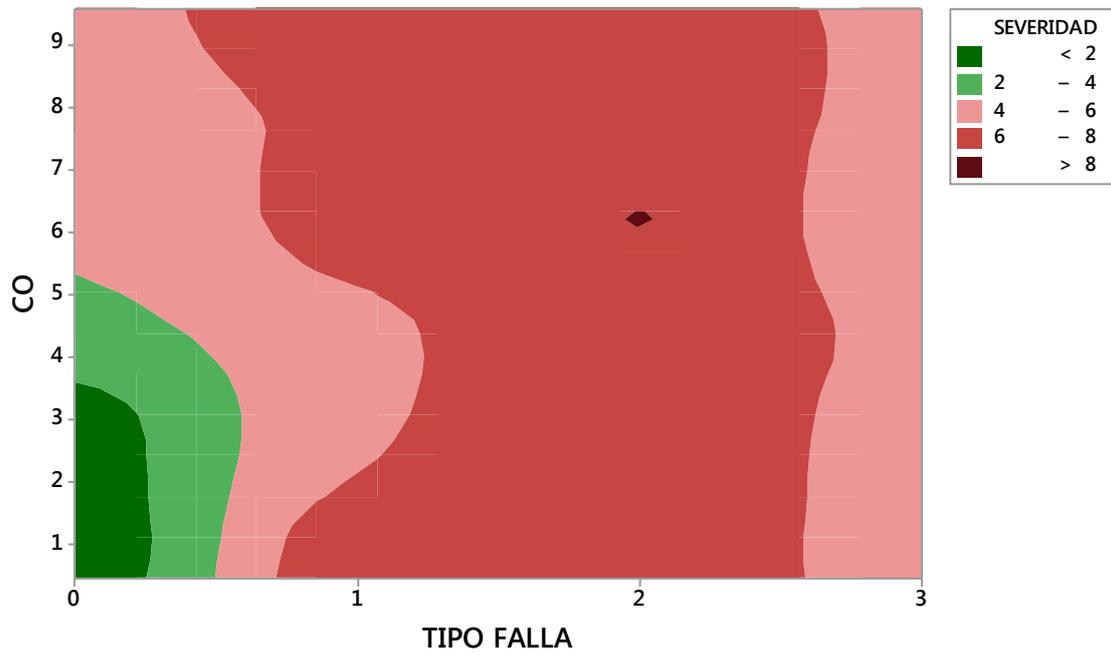


Figura A - 18. Gráfica de contorno para la severidad vs CO y la falla.

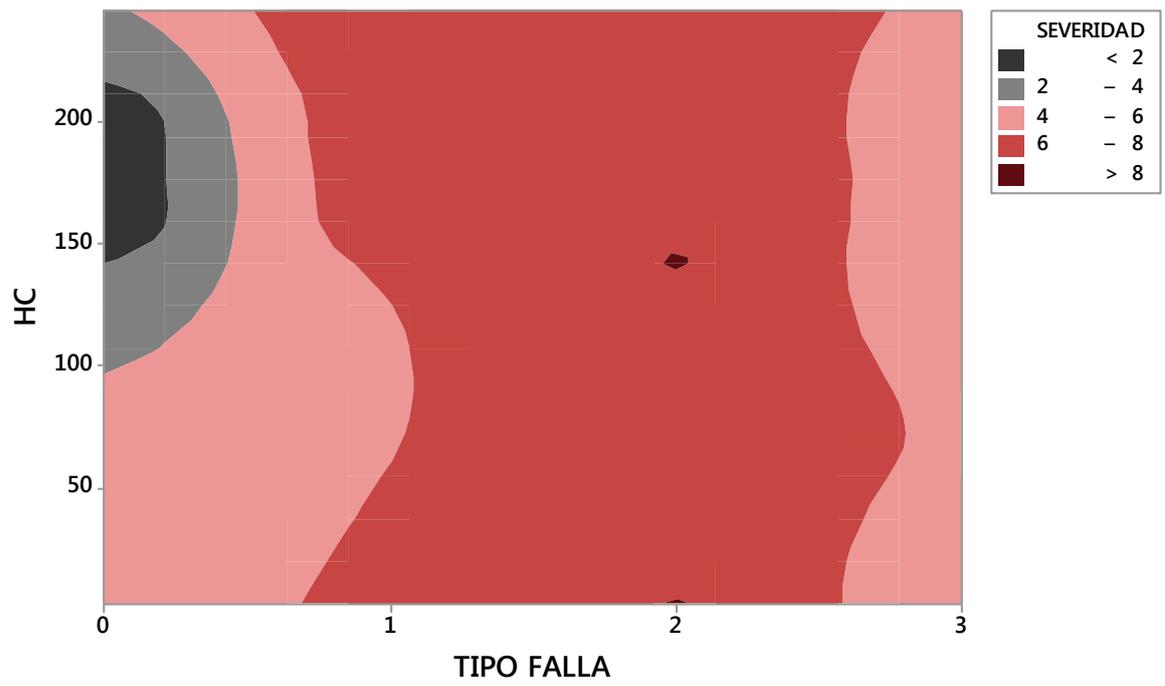


Figura A - 19. Gráfica de contorno para la severidad vs HC y la falla.

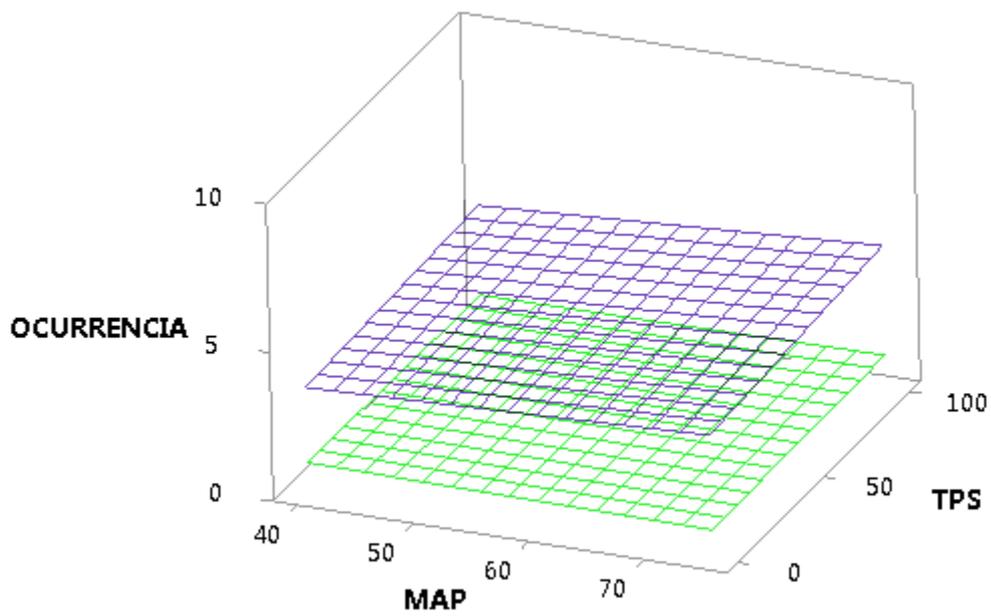


Figura A - 20. Variación de la ocurrencia en función del MAP y TPS, sin falla (plano verde) y falla 1 (plano morado).

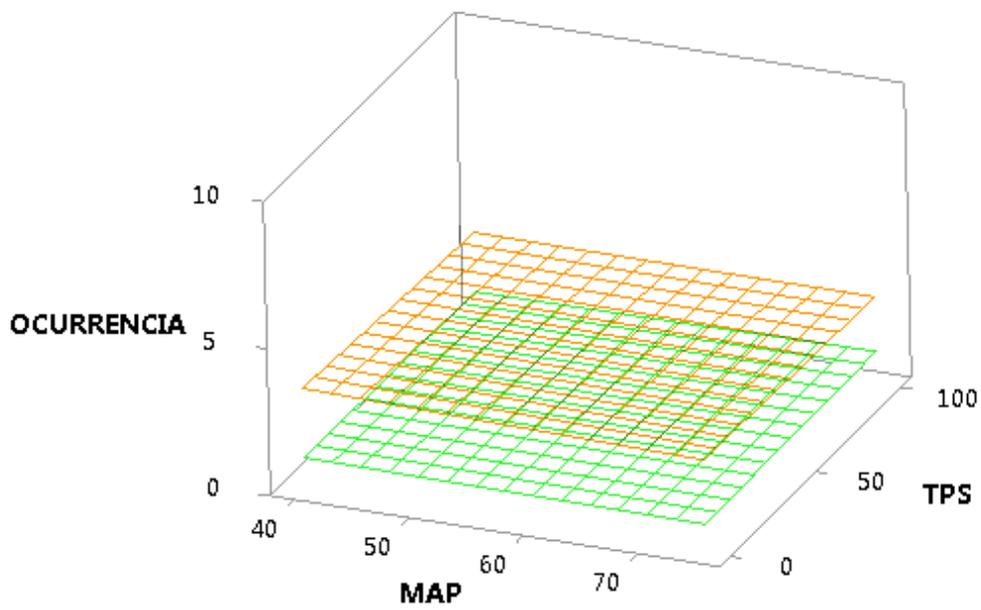


Figura A - 21. Variación de la ocurrencia en función del MAP y TPS, sin falla (plano verde) y falla 2 (plano naranja).

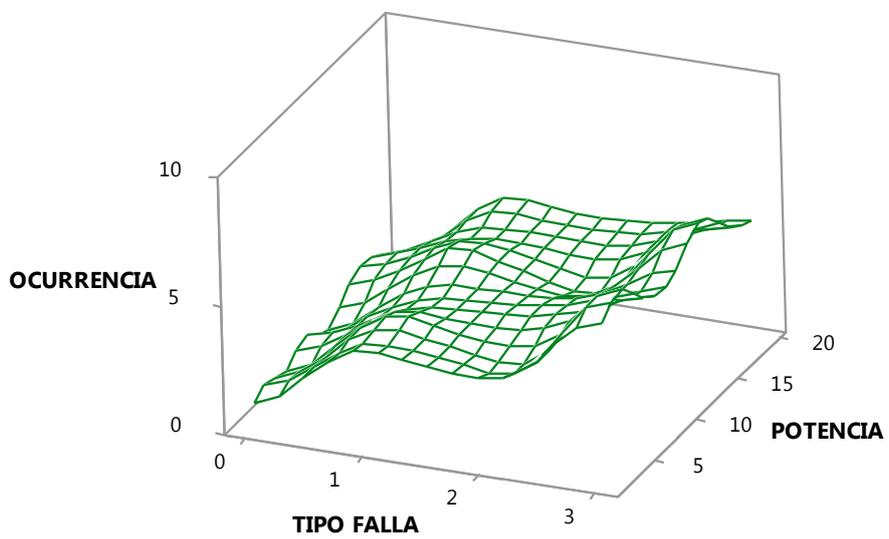


Figura A - 22. Gráfica de superficie para la ocurrencia vs la potencia y la falla.

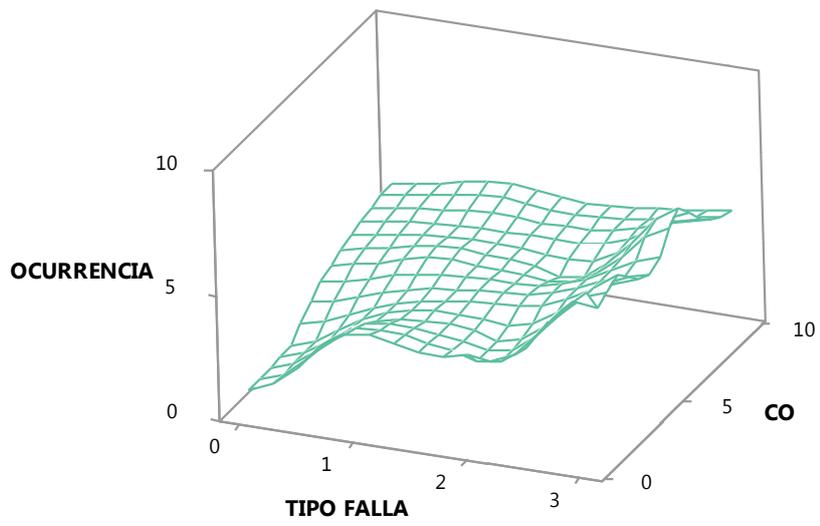


Figura A - 23. Gráfica de superficie para la ocurrencia vs CO y la falla.

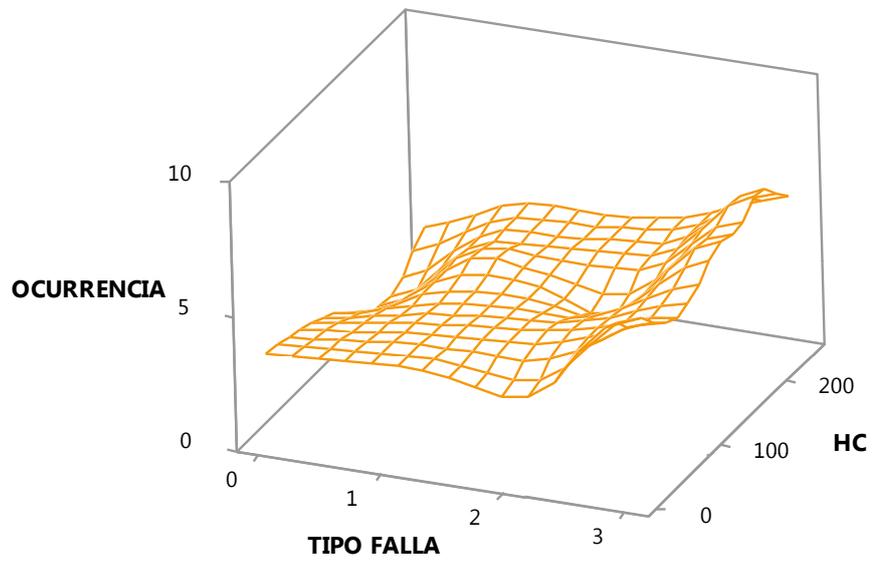


Figura A - 24. Gráfica de superficie para la ocurrencia vs HC y la falla.

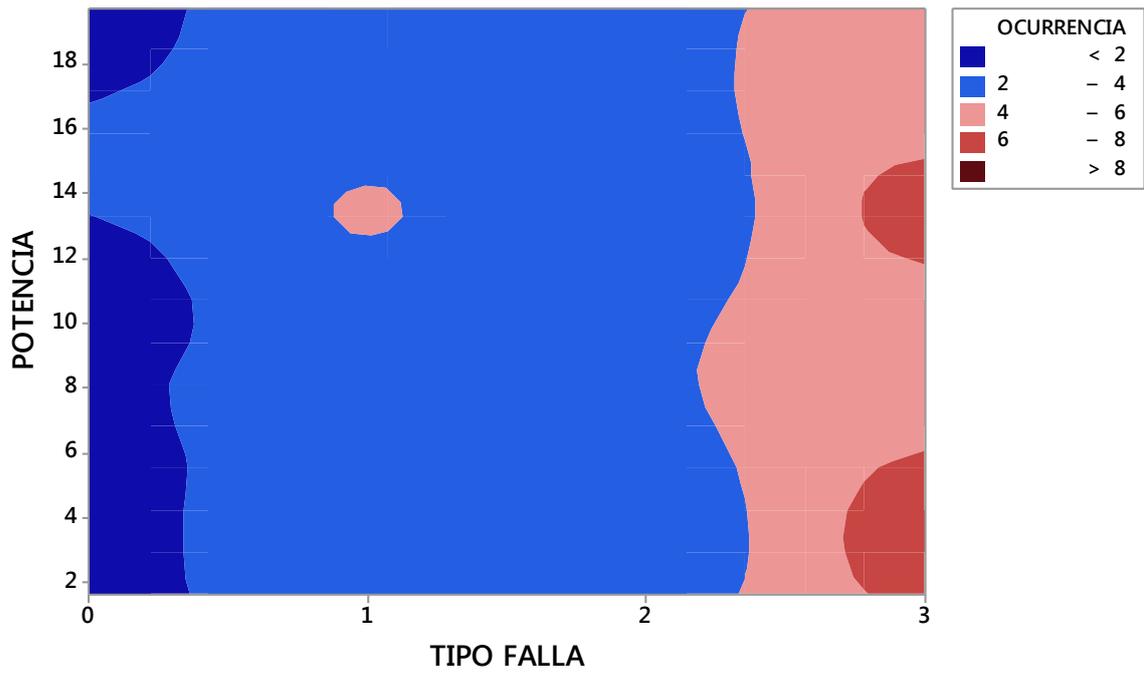


Figura A - 25. Gráfica de contorno para la ocurrencia vs la potencia y la falla.

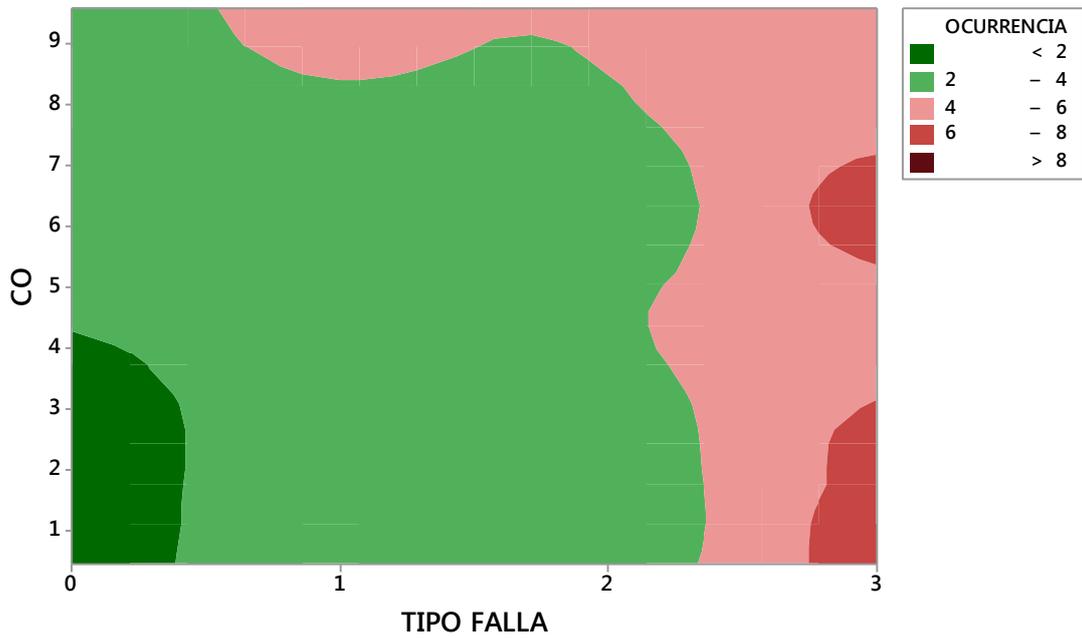


Figura A - 26. Gráfica de contorno para la ocurrencia vs CO y la falla.

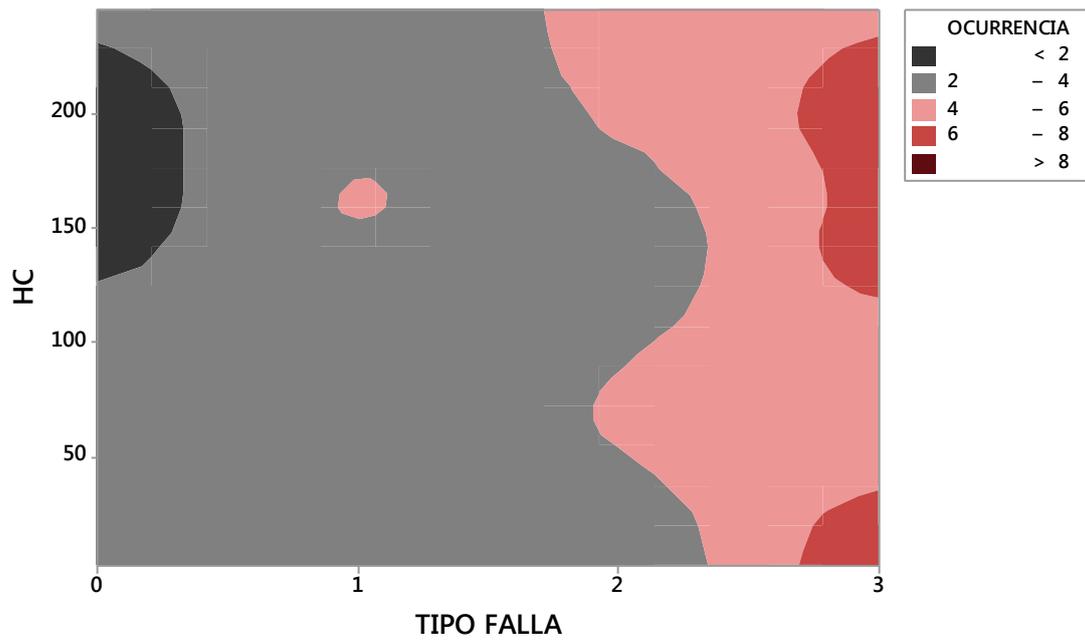


Figura A - 27. Gráfica de contorno para la ocurrencia vs HC y la falla.

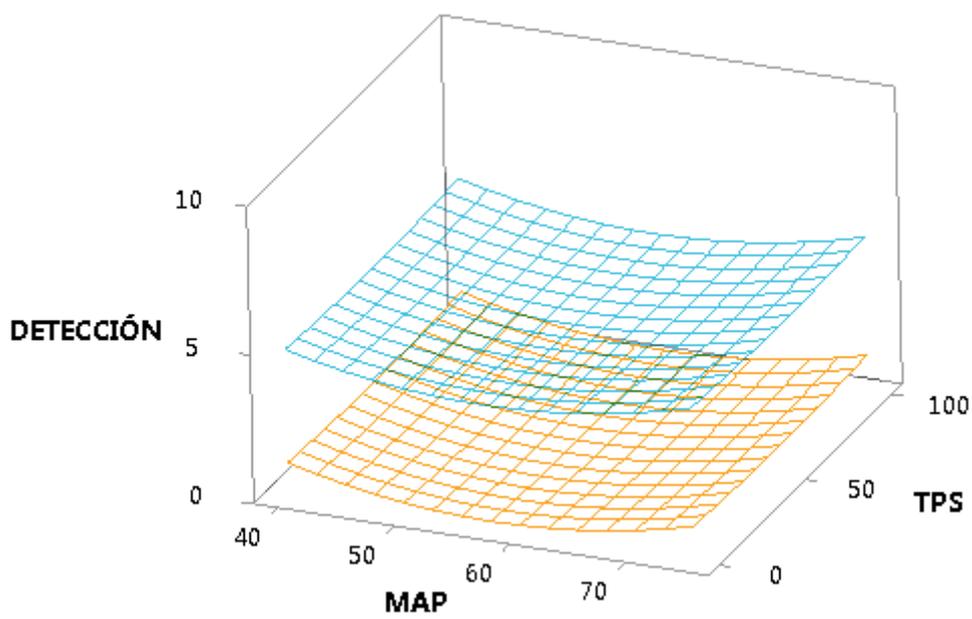


Figura A - 28. Variación de la detección en función del MAP y TPS, sin falla (plano naranja) y falla 1 (plano celeste).

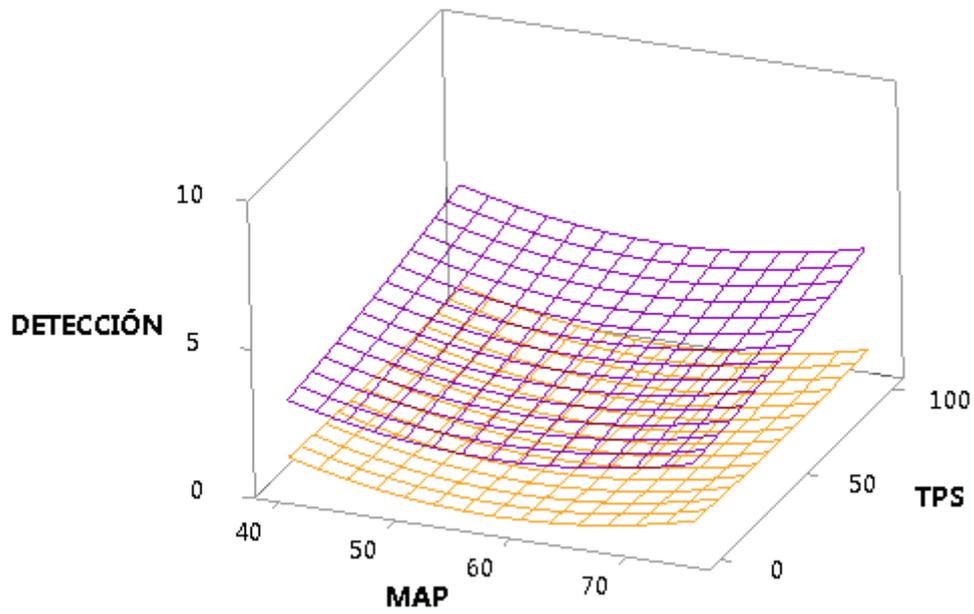


Figura A - 29. Variación de la detección en función del MAP y TPS, sin falla (plano naranja) y falla 2 (plano morado).

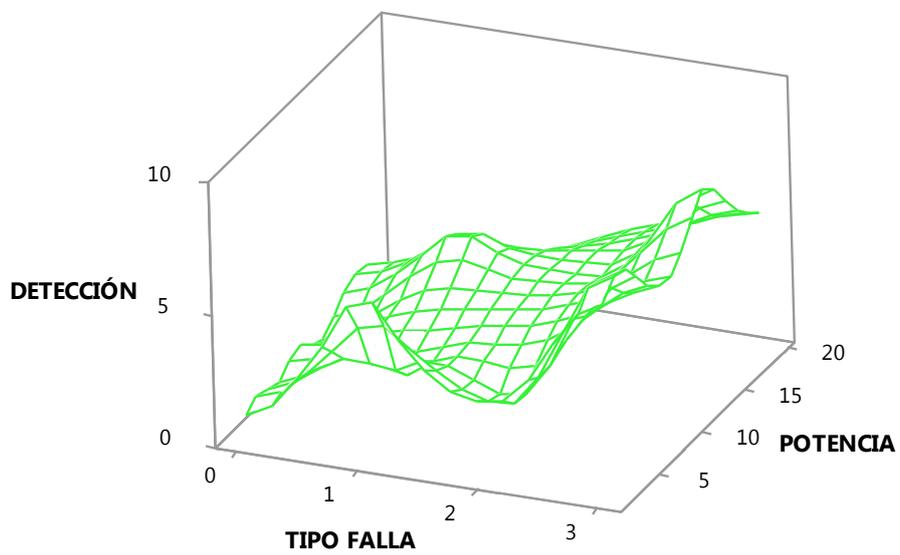


Figura A - 30. Gráfica de superficie para la detección vs la potencia y la falla.

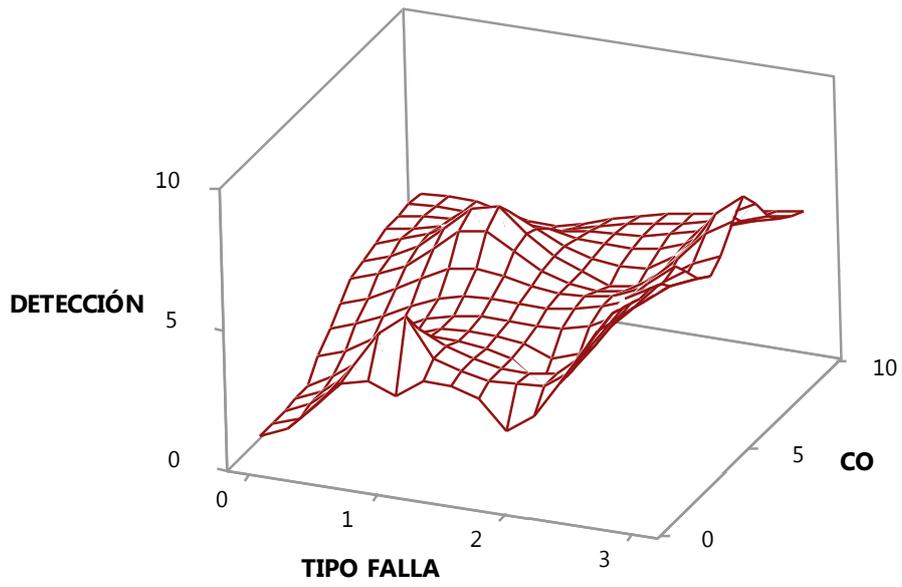


Figura A - 31. Gráfica de superficie para la detección vs CO y la falla.

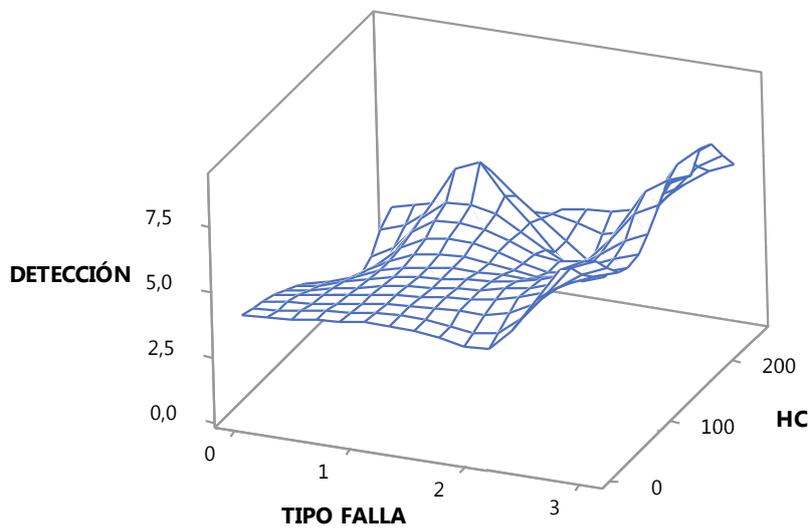


Figura A - 32. Gráfica de superficie para la detección vs HC y la falla.

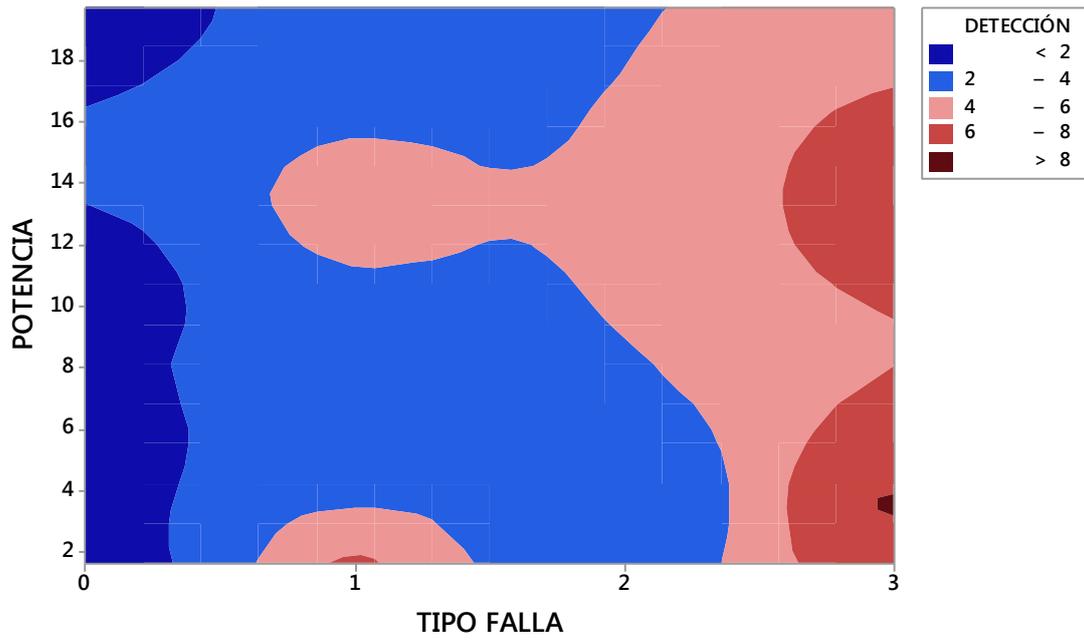


Figura A - 33. Gráfica de contorno para la detección vs la potencia y la falla.

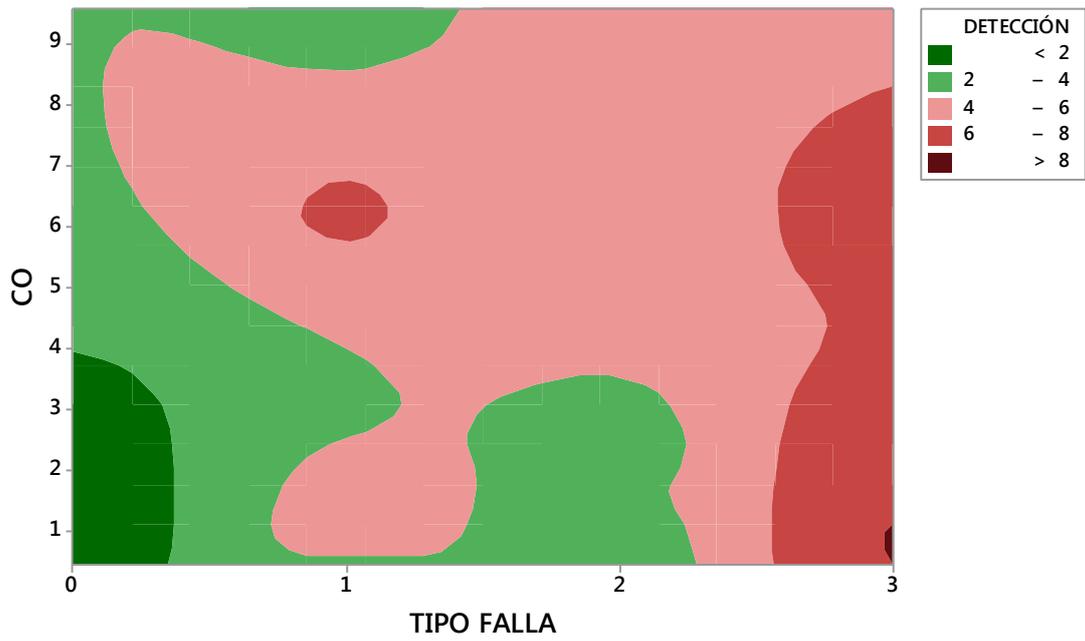


Figura A - 34. Gráfica de contorno para la detección vs CO y la falla.

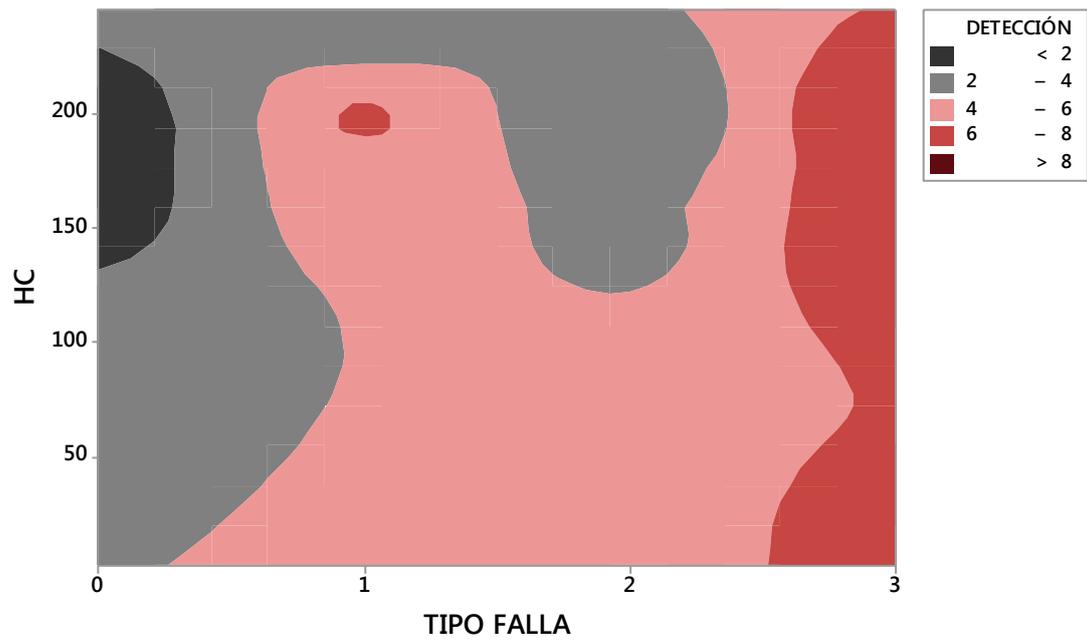


Figura A - 35. Gráfica de contorno para la detección vs HC y la falla.

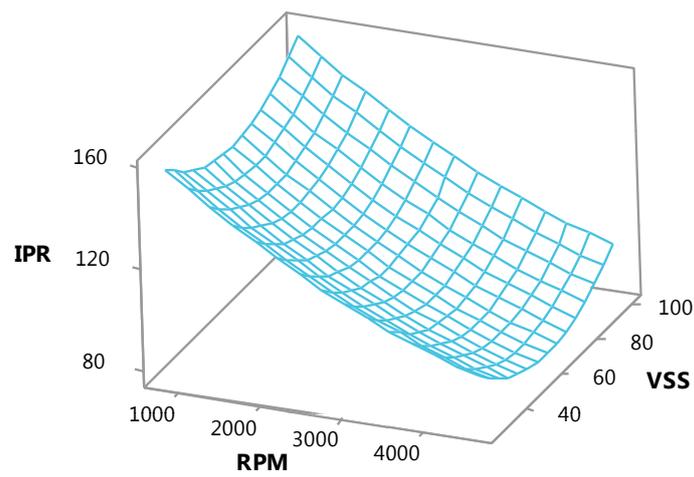


Figura A - 36. Variación del IPR en función de las RPM y VSS, con la falla 1.

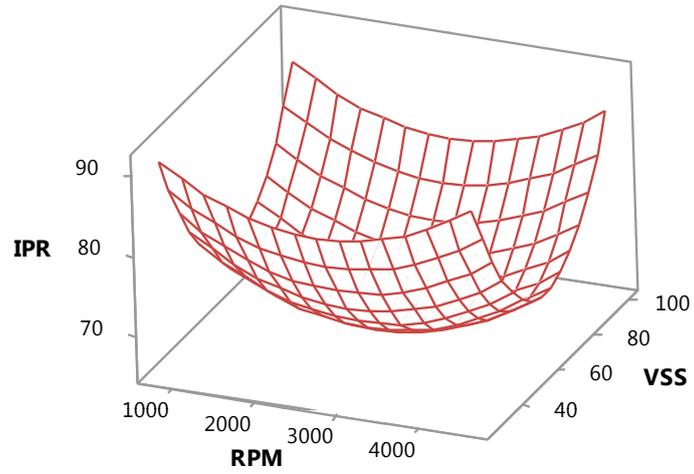


Figura A - 37. Variación del IPR en función de las RPM y VSS, con la falla 2.

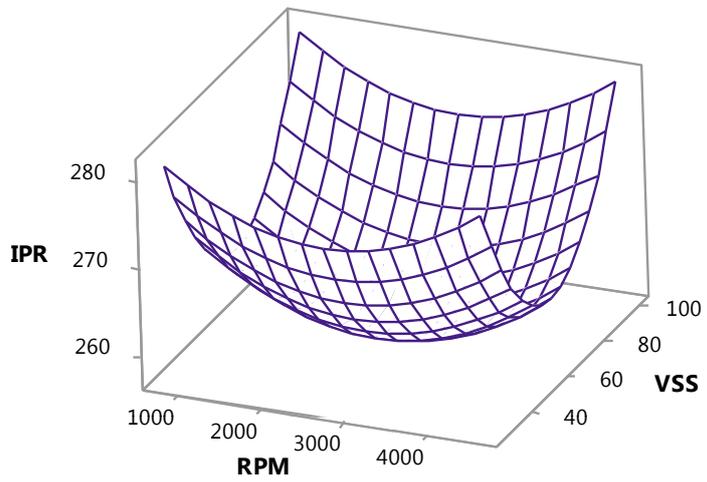


Figura A - 38. Variación del IPR en función de las RPM y VSS, con la falla 3.

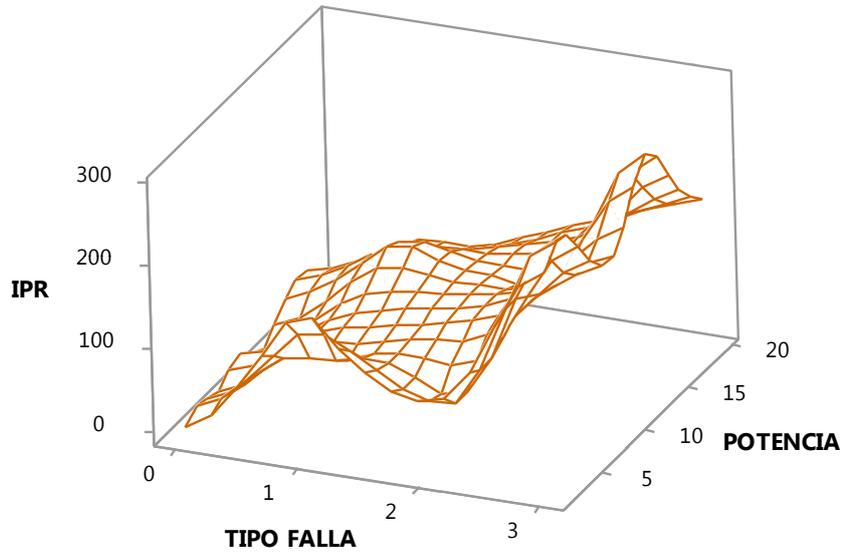


Figura A - 39. Gráfica de superficie para el IPR vs la potencia y la falla.

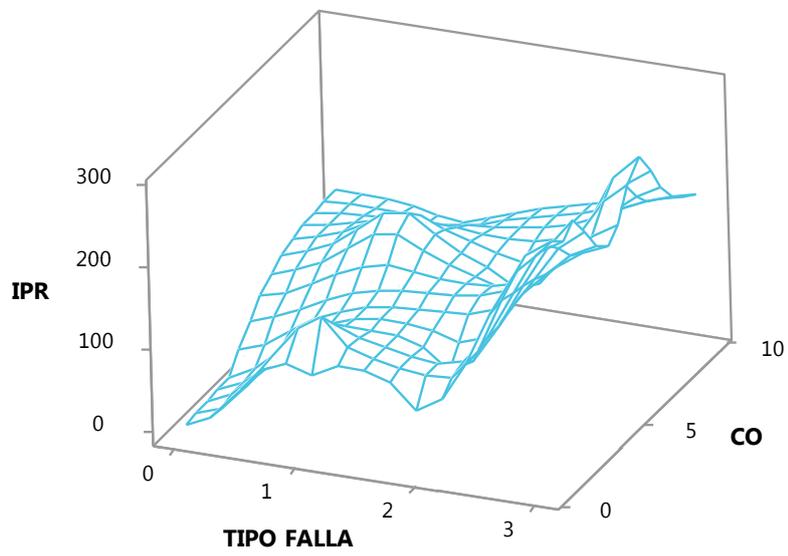


Figura A - 40. Gráfica de superficie para el IPR vs CO y la falla.

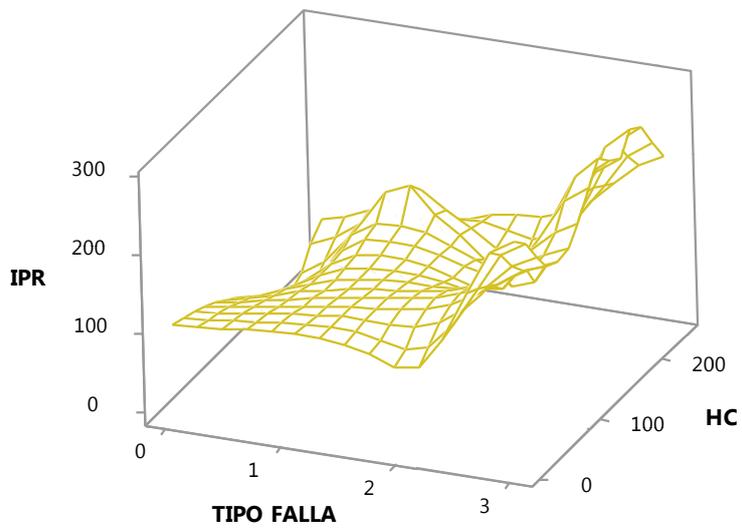


Figura A - 41. Gráfica de superficie para el IPR vs HC y la falla.

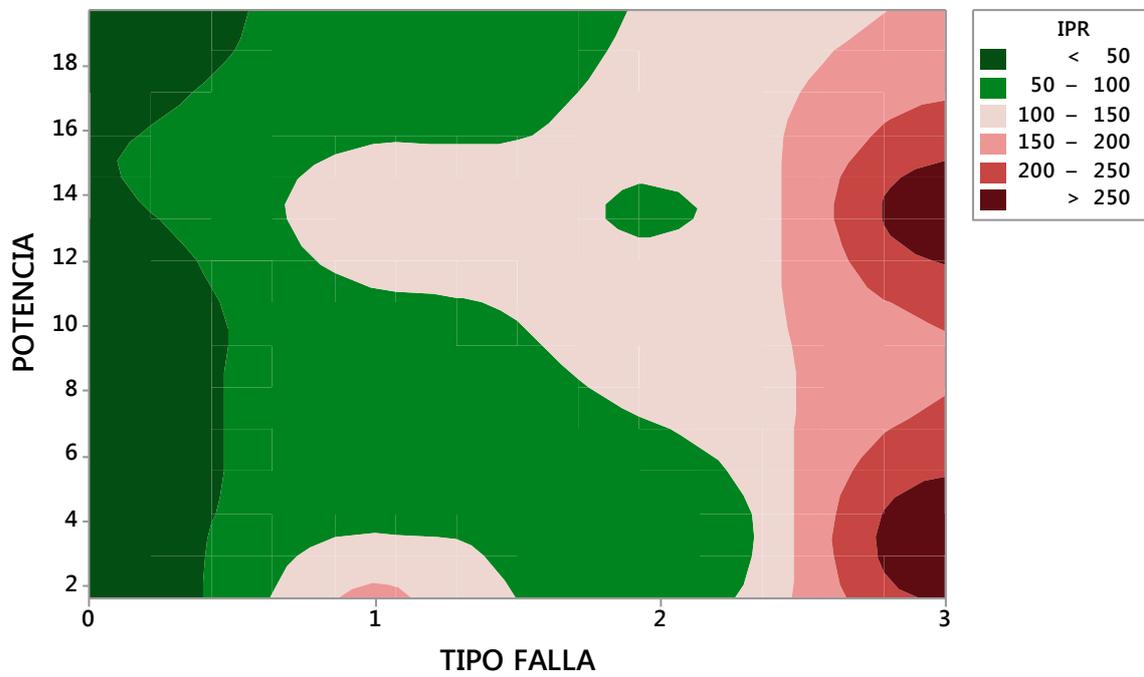


Figura A - 42. Gráfica de contorno para el IPR vs la potencia y la falla.

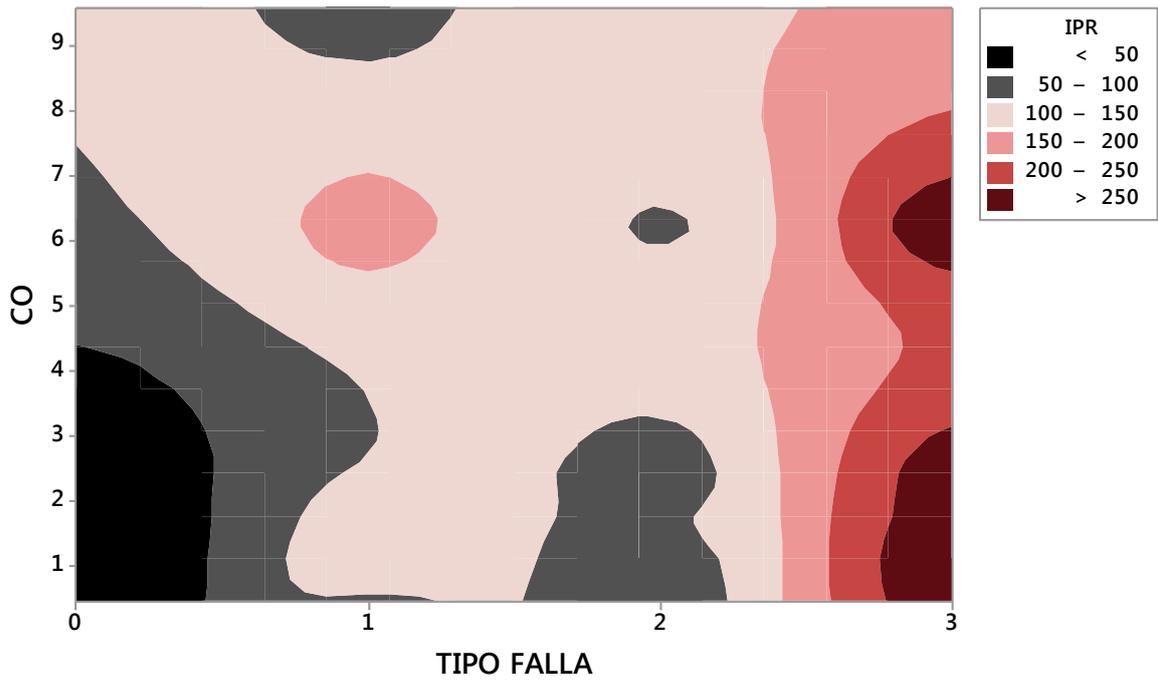


Figura A - 43. Gráfica de contorno para el IPR vs CO y la falla.

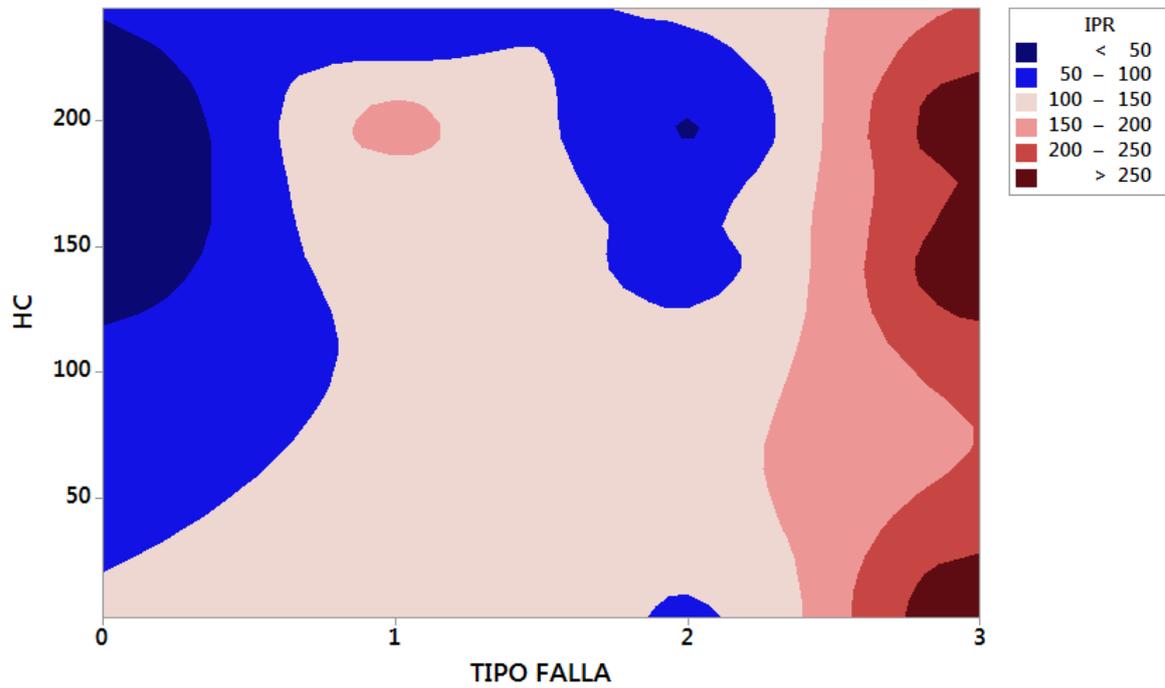


Figura A - 44. Gráfica de contorno para el IPR vs HC y la falla.

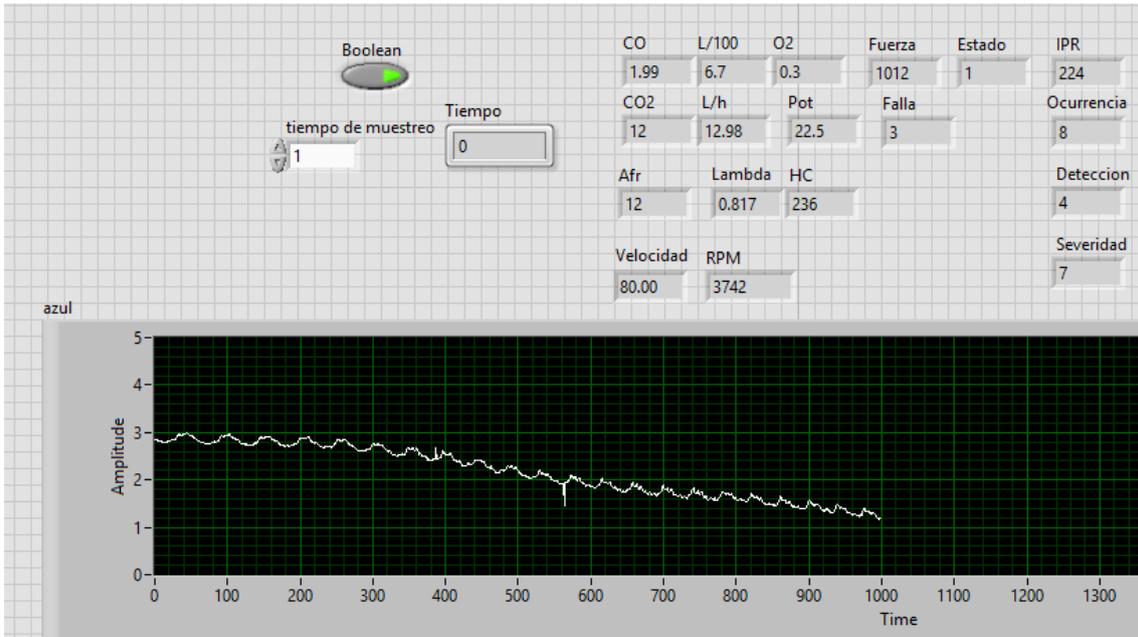


Figura A - 45. Programa para la predicción de severidad, ocurrencia, detección e IPR con la falla 3 en el motor.

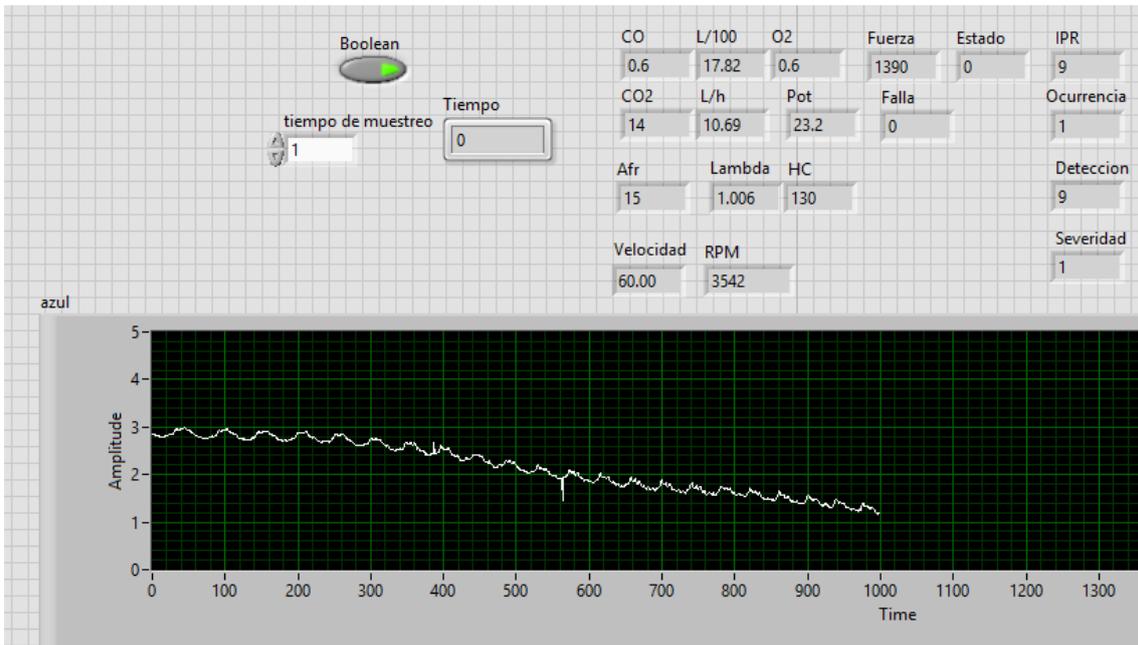


Figura A - 46. Programa para la predicción de severidad, ocurrencia, detección e IPR sin falla en el motor.

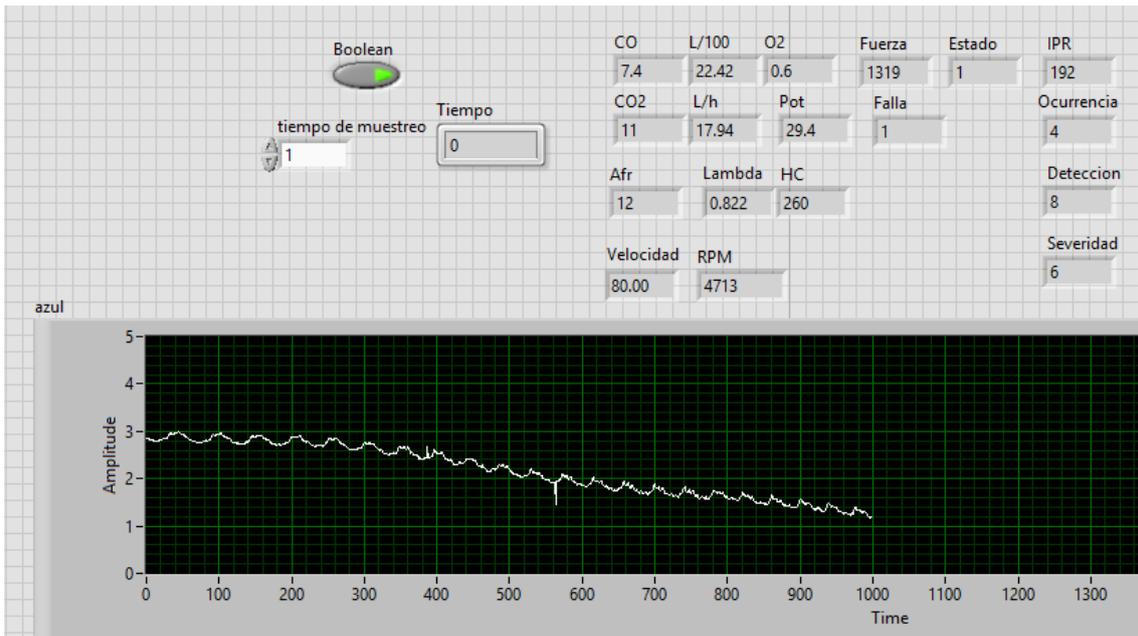


Figura A - 47. Programa para la predicción de severidad, ocurrencia, detección e IPR con la falla 1 en el motor.

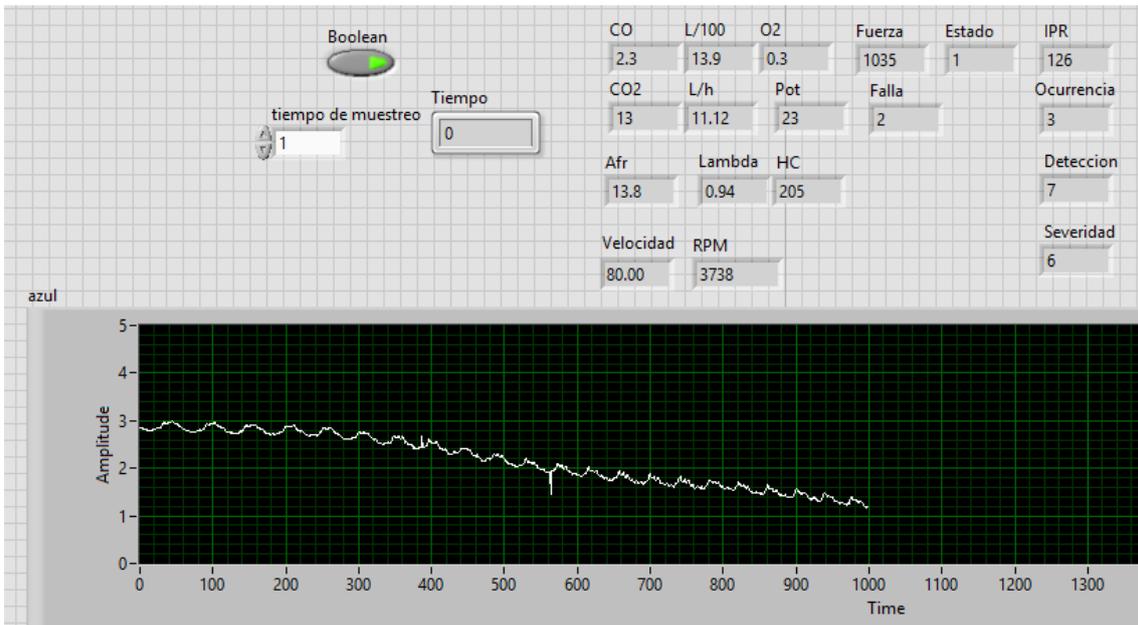


Figura A - 48. Programa para la predicción de severidad, ocurrencia, detección e IPR con la falla 2 en el motor.

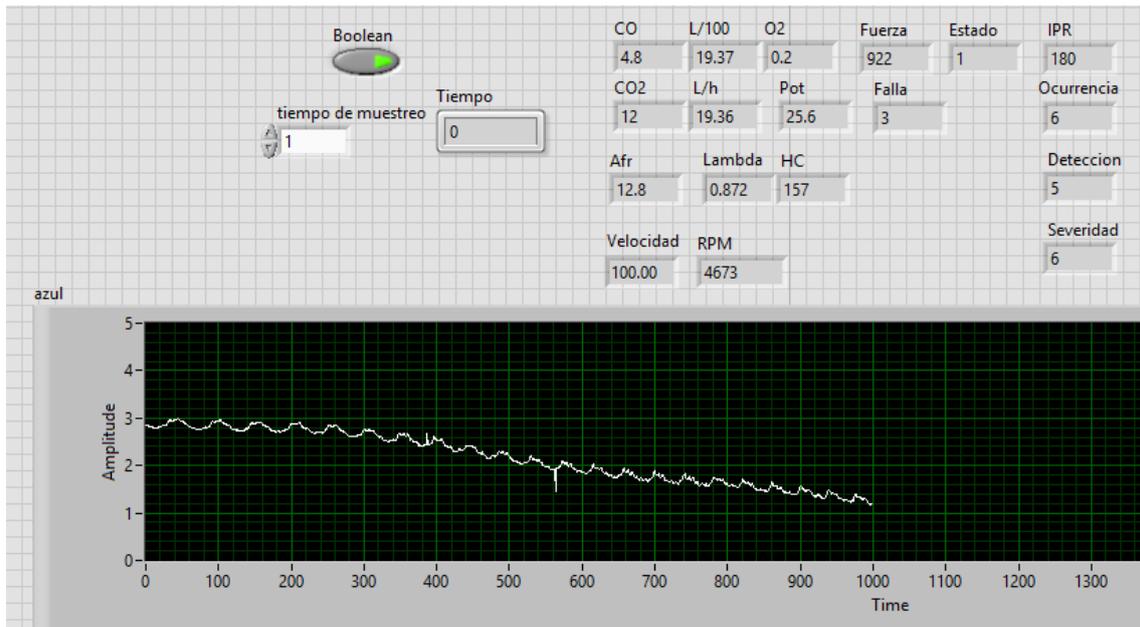


Figura A - 49. Programa para la predicción de severidad, ocurrencia, detección e IPR con la falla 3 en el motor.