

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:

“DETECCIÓN DE FALLAS DE UN MOTOR DE COMBUSTIÓN INTERNA
HYUNDAI SONATA EF 2.0 A TRAVÉS DEL ANÁLISIS DE VIBRACIONES
EN TIEMPOS CORTOS”

AUTOR:

Andrea Karina Bermeo Naula

TUTOR:

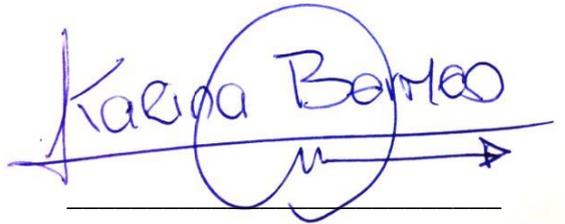
Ing. Néstor Diego Rivera Campoverde MSc.

Cuenca, Enero 2017

DECLARATORIA DE RESPONSABILIDAD

Yo, Bermeo Naula Andrea Karina, con documento de identificación N° 0105258065; autor del Proyecto “DETECCIÓN DE FALLAS DE UN MOTOR DE COMBUSTIÓN INTERNA HYUNDAI SONATA EF 2.0 A TRAVÉS DEL ANÁLISIS DE VIBRACIONES EN TIEMPOS CORTOS”, certifico que el total contenido de este proyecto de investigación es de mi exclusiva responsabilidad y autoría.

Cuenca, enero de 2017



Andrea Karina Bermeo Naula

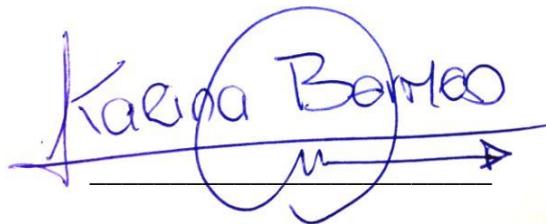
C.I: 0105258065

03/01/2017

CESIÓN DE DERECHOS DE AUTOR

Yo, Bermeo Naula Andrea Karina, con documento de identificación N° 0105258065, manifiesto mi voluntad y cedo a la Universidad Politécnica Salesiana la titularidad sobre los derechos patrimoniales en virtud de que soy autor del trabajo de grado titulado: “DETECCIÓN DE FALLAS DE UN MOTOR DE COMBUSTIÓN INTERNA HYUNDAI SONATA EF 2.0 A TRAVÉS DEL ANÁLISIS DE VIBRACIONES EN TIEMPOS CORTOS”, mismo que ha sido desarrollado para optar por el título de: Ingeniero Mecánico Automotriz, en la Universidad Politécnica Salesiana, quedando la Universidad facultada para ejercer plenamente los derechos cedidos anteriormente.

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



ANDREA KARINA BERMEO NAULA

C.I: 0105258065

03/01/2017

CERTIFICACIÓN

Yo declaro que, bajo mi tutoría fue desarrollado el trabajo de titulación: “DETECCIÓN DE FALLAS DE UN MOTOR DE COMBUSTIÓN INTERNA HYUNDAI SONATA EF 2.0 A TRAVÉS DEL ANÁLISIS DE VIBRACIONES EN TIEMPOS CORTOS”, realizado el autor: Bermeo Naula Andrea Karina, obteniendo el Proyecto Técnico que cumple con todos los requisitos estipulados por la Universidad Politécnica Salesiana.

Cuenca, Enero del 2017



Ing. Néstor Diego Rivera Campoverde

C.I: 0103898995

AGRADECIMIENTOS

A Dios, que me ha dado la vida, permitiéndome crecer junto a mi familia, por haberme brindado la oportunidad de estudiar, y gracias a ello conocer a personas maravillosas que han sido fundamentales en mi formación profesional y como ser humano.

A Carmen, quien a pesar de todas las dificultades siempre dió lo mejor por sus hijos, por todo su amor y paciencia gracias mamita.

A mis abuelitos Luis Antonio y Pastora, que siempre estuvieron animándome y confiando en mí.

A mis hermanos Gabriela, Juan David, que han sido mi motivación para cumplir mis metas.

A Luis Rodrigo y a toda mi familia, por su apoyo y sus consejos.

Al Ingeniero Néstor Rivera, mi tutor de tesis y amigo, por sus consejos y sugerencias.

A mis compañeros y amigos.

De corazón muchas gracias a todos.

DEDICATORIA

La culminación de esta etapa va dirigida con todo el cariño del mundo para mis padres Luis Antonio, Carmen y Pastora, quienes a pesar de las circunstancias han estado a mi lado, en mis mejores momentos y más aún en los peores.

Su ejemplo de fortaleza y humildad, y la admiración que siento por ustedes me ha llenado de fuerzas para no darme por vencida, y poco a poco ir cumpliendo mis objetivos, ustedes son la luz de mi vida.

RESUMEN

El presente proyecto de investigación describe el proceso para la detección de fallas mediante el análisis en tiempos cortos para lo cual se obtiene señales de vibración

producto del funcionamiento de un motor de combustión interna y tras aplicar determinada falla al motor de combustión interna.

Previo al desarrollo del experimento se realiza una investigación, para establecer el proceso y las condiciones óptimas, garantizando la veracidad y fiabilidad de los datos, en cada una de las fases del experimento.

Teniendo como objeto de estudio la señal de la vibración, se establece que la cantidad de combustible a inyectar y las revoluciones del motor, son las variables independientes, los cuales serán expuestos a variaciones controlables. Se procede con el desarrollo de los procedimientos, para lo que se dispone un acelerómetro en el motor, según se dispone en la normativa aplicable.

La adquisición de datos se realiza en diferentes estados de funcionamiento del motor, es decir, en óptimas condiciones y al inducir una falla en el inyector del cilindro número 1 en ralentí y alto régimen de giro.

Para trabajar con la señal generada por el acelerómetro, en función de la vibración, se utiliza el software Matlab® y se aplica La Transformada de Fourier para obtener la gráfica y datos de frecuencia en intervalos de tiempo, a partir de la base de datos, se emplea métodos estadísticos, como el análisis de varianza en Minitab®, determinando la diferencia en el comportamiento de la señal.

Se logró establecer que para la detección de fallos las mayores evidencias se consiguen a 2500 RPM. Las características analizadas en ralentí tienden a ser inestables.

Como parte final se establecen conclusiones, recomendaciones y trabajos futuros en función del estudio realizado.

ABSTRACT

The present research project describes the process for the detection of faults by the analysis in short times for which vibration signals are obtained product of the operation of an internal combustion engine and after applying certain failure to the engine of internal combustion.

Prior to the development of the experiment, an investigation is carried out to establish the optimal process and conditions, guaranteeing the accuracy and reliability of the data, in each of the phases of the experiment.

Having as the object of study the vibration signal, it is established that the amount of fuel to be injected and the revolutions of the engine, are the independent variables, which will be exposed to controllable variations.

Proceed with the development of procedures, for which an accelerometer is provided in the engine, as provided in the applicable regulations.

The data acquisition is performed in different states of operation of the engine, ie in optimum conditions and inducing a failure in the No. 1 cylinder injector at idle and high speed.

In order to work with the signal generated by the accelerometer, depending on the vibration, the Matlab® software is used and the Fourier transform is applied to obtain the graph and frequency data in time intervals, from the database, Statistical methods, such as the analysis of variance in Minitab®, are used to determine the difference in signal behavior.

It was possible to establish that for the detection of failures the greater evidences are obtained to 2500 RPM. The characteristics analyzed at idle tend to be unstable.

As final part, conclusions, recommendations and future work are established based on the study carried out.

ÍNDICE GENERAL

| | |
|---|------|
| DECLARATORIA DE RESPONSABILIDAD | II |
| CERTIFICACIÓN | IV |
| AGRADECIMIENTOS | V |
| DEDICATORIA | VI |
| RESUMEN..... | VI |
| ABSTRACT..... | VIII |
| ÍNDICE GENERAL..... | IX |
| 1. INTRODUCCION | 1 |
| 2. PROBLEMA | 1 |
| 3. ANTECEDENTES..... | 2 |
| 4. IMPORTANCIAS Y ALCANCES..... | 3 |
| 5. OBJETIVOS..... | 4 |
| 5.1. Objetivo General | 4 |
| 5.2. Objetivos Específicos | 4 |
| 6. ESTADO DEL ARTE..... | 4 |
| 7. MARCO METODOLOGICO | 6 |
| 7.1. Desarrollo del plan experimental para la adquisición de señales..... | 6 |
| 7.2. Descripción de la falla | 7 |
| 7.3. Condiciones del medio para ejecución del muestreo | 7 |
| 7.4. Inyectores | 7 |
| 7.2. Adquisición de señales y datos aplicando la metodología experimental | 10 |
| 7.2.1. Instrumentación y adquisición de datos..... | 11 |
| 7.2.1.1. Equipo de excitación | 11 |
| 7.2.1.2. Transductores de vibración | 11 |
| <i>Rango de medición</i> | 12 |
| <i>Rango de frecuencia</i> | 12 |
| <i>Precisión</i> | 12 |
| <i>Sensibilidad</i> | 13 |
| <i>Condiciones ambientales</i> | 13 |

| | |
|--|----|
| 7.2.2. Acelerómetro piezoeléctrico..... | 13 |
| 7.1.2.3. Sistema de acondicionamiento de señal y adquisición de datos | 14 |
| 7.2.2 Normativa en vibraciones en motores de combustión..... | 15 |
| 7.2.2.1 Parámetros para la medida de vibración en máquinas reciprocantes | 15 |
| 7.2.3 Análisis de una señal de vibración en su dominio..... | 17 |
| 7.2.3.1. Transformada de Fourier | 18 |
| 7.2.3.2. Espectrograma | 19 |
| 7.2.2. Recolección de datos | 19 |
| 7.2.2.1 Unidad Experimental..... | 20 |
| 7.4. Presentación de los resultados obtenidos | 29 |
| 7.4.1. Análisis de muestra en ralentí | 29 |
| 7.4.1.1 Media..... | 29 |
| 7.4.1.3. Desviación estándar..... | 34 |
| 7.4.1.4. Mediana | 36 |
| 7.4.1.5. Máximo | 38 |
| 7.4.1.6. Mínimo | 41 |
| 7.4.1.8. Potencia | 43 |
| 7.4.1.10. Kurtosis | 47 |
| 7.4.1.1. RMS..... | 49 |
| 7.2.1.12. Factor de Cresta..... | 51 |
| 7.4.2. Análisis de muestra en ralentí | 54 |
| 7.4.2.2. Media..... | 56 |
| 7.4.2.3. Desviación Estándar | 58 |
| 7.4.2.4. Mediana | 60 |
| 7.4.2.5. Máximo | 61 |
| 7.4.2.7 Potencia. | 65 |
| 7.4.2.8. Energía..... | 67 |
| 7.4.2.9 Kurtosis | 69 |
| 7.4.2.10 Asimetría | 70 |
| 7.4.2.11. RMSS | 72 |
| 7.4.2.11 Factor de Cresta..... | 73 |
| 8. CONCLUSIONES | 79 |
| 9. RECOMENDACIONES | 80 |
| 10. REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS..... | 81 |
| 11 ANEXOS..... | 83 |

ÍNDICE DE FIGURA

| | |
|--|----|
| Figura 1. Metodología de investigación..... | 6 |
| Figura 2. Circuito eléctrico de la ECU..... | 8 |
| Figura 3. Severidad del fallo. | 9 |
| Figura 4. Equipo de excitación..... | 11 |
| Figura 5. Transductores de vibración..... | 12 |
| Figura 6. Estructura del acelerómetro piezo eléctrico..... | 13 |
| Figura 7. Equipo para adquisición de señales. | 15 |
| Figura 8. Puntos y direcciones de medida para un MEC | 17 |
| Figura 9. Señales en el dominio del tiempo y en el dominio de la frecuencia..... | 18 |
| Figura 10. Motor Hyundai Sonata 2.0..... | 20 |
| Figura 12. Señal temporal del sensor. | 22 |
| Figura 13. Señal temporal de la pinza inductiva | 23 |
| Figura 14. Picos señal pinza inductiva..... | 23 |
| Figura 15. Señal pinza inductiva y acelerómetro | 24 |
| Figura 16. Señal temporal de aceleración | 24 |
| Figura 17. Señal en dominio de frecuencia | 25 |
| Figura 18. Señales en el dominio del tiempo | 27 |
| Figura 19. Fases de trabajo durante la muestra | 28 |
| Figura 20. Señales obtenidas durante el proceso de combustión | 28 |
| Figura 21. Aplicación de la transformada de Fourier | 29 |
| Figura 22. Grafica de residuos para media..... | 30 |
| Figura 23. Grafica de intervalos de Media vs Muestra | 31 |
| Figura 24. IC simultáneos de 95% de Tukey | 31 |
| Figura 25. Grafica de residuos varianza..... | 32 |
| Figura 26. IC simultáneos de 95% de Tukey | 33 |
| Figura 27. Grafica de intervalos de Varianza vs Muestra..... | 33 |
| Figura 28. Grafica de residuos para desviacion | 34 |
| Figura 29. Grafica de intervalos de Varianza vs Muestra..... | 35 |
| Figura 30. IC simultáneos de 95% de Tukey | 36 |
| Figura 31. Grafica de residuos para Mediana | 37 |
| Figura 32. Grafica de intervalos de Mediana vs Muestra | 37 |
| Figura 33. IC simultáneos de 95% de Tukey | 38 |
| Figura 34. Grafica de residuos para Máximo..... | 39 |
| Figura 35. Grafica de intervalos de Máximo vs Muestra..... | 40 |
| Figura 36. IC simultáneos de 95% de Tukey | 40 |
| Figura 37. Grafica de residuos para Minimo | 41 |
| Figura 38. Grafica de intervalos de Mínimo vs Muestra | 42 |
| Figura 39. IC simultáneos de 95% de Tukey | 42 |
| Figura 40. Grafica de residuos para Potencia..... | 43 |
| Figura 41. Grafica de intervalos de Potencia vs Muestra..... | 44 |

| | |
|---|----|
| Figura 42. IC simultáneos de 95% de Tukey | 44 |
| Figura 43. Grafica de residuos para Energía..... | 45 |
| Figura 44. Grafica de intervalos de Energía vs Muestra..... | 46 |
| Figura 45. IC simultáneos de 95% de Tukey | 46 |
| Figura 46. Grafica de residuos para Kurtosis..... | 47 |
| Figura 47. Grafica de intervalos de Kurtosis vs Muestra..... | 48 |
| Figura 48. IC simultáneos de 95% de Tukey | 48 |
| Figura 49. Grafica de residuos para PMS | 49 |
| Figura 50. Grafica de intervalos de RMSS vs Muestra..... | 50 |
| Figura 51. IC simultáneos de 95% de Tukey | 50 |
| Figura 52. Grafica de residuos para Facror cesra..... | 51 |
| Figura 53. Grafica de intervalos de Varianza vs Muestra | 52 |
| Figura 54. Grafica de residuos para asimetria..... | 53 |
| Figura 55. Grafica de intervalos de Asimetría vs Muestra..... | 53 |
| Figura 56. Grafica de residuos para varianza | 54 |
| Figura 57. Gráfico de intervalo para Varianza vs Muestra | 55 |
| Figura 58. IC simultáneos de 95% de Tukey | 55 |
| Figura 59. Grafica de residuos para Media | 56 |
| Figura 60. Grafica de intervalos de Media vs Muestra | 57 |
| Figura 61. IC simultáneos de 95% de Tukey | 57 |
| Figura 62. Grafica de residuos para desviación estandar..... | 58 |
| Figura 63. Grafica de intervalos de Desviación vs Muestra | 59 |
| Figura 64. IC simultáneos de 95% de Tukey | 59 |
| Figura 65. Grafica de residuos para Mediana | 60 |
| Figura 66. Grafica de intervalos de Mediana vs Muestra | 61 |
| Figura 67. Grafica de residuos para Máximo..... | 62 |
| Figura 68. Grafica de intervalos de Máximo vs Muestra..... | 62 |
| Figura 69. IC simultáneos de 95% de Tukey | 63 |
| Figura 70. Grafica de residuos para Mínimo | 64 |
| Figura 71 Grafica de intervalos de Varianza vs Muestra..... | 64 |
| Figura 72. IC simultáneos de 95% de Tukey | 65 |
| Figura 73. Grafica de residuos para Potencia..... | 66 |
| Figura 74. Grafica de intervalos de Varianza vs Muestra..... | 66 |
| Figura 75. IC simultáneos de 95% de Tukey | 67 |
| Figura 76. Grafica de residuos para Energía..... | 68 |
| Figura 77. IC simultáneos de 95% de Tukey | 68 |
| Figura 78. Grafica de residuos para Kurtosis..... | 69 |
| Figura 79. IC simultáneos de 95% de Tukey | 70 |
| Figura 80. Grafica de residuos para Asimetría..... | 71 |
| Figura 81. IC simultáneos de 95% de Tukey | 71 |
| Figura 82. Grafica de residuos para RMSS..... | 72 |
| Figura 83. IC simultáneos de 95% de Tukey | 73 |
| Figura 84. Grafica de residuos para Factor de cresta..... | 74 |
| Figura 85. Grafica de intervalos de Factor de Cresta vs Muestra | 74 |

ÍNDICE DE TABLAS

| | |
|---|----|
| Tabla 1. Variables no controlables para la toma de muestras | 7 |
| Tabla 2. Especiaciones del acelerómetro. | 14 |
| Tabla 3. Nomenclatura de mediciones | 16 |
| Tabla 4. Dirección y puntos de media..... | 17 |
| Tabla 5. Características del motor..... | 20 |
| Tabla 6. Fases de funcionamiento del motor | 22 |
| Tabla 7. Resumen de características ralentí | 75 |
| Tabla 8. Resumen de características ralentí | 76 |
| Tabla 9. Resumen de las características temporales | 77 |
| Tabla 10. Resumen de las características temporales | 77 |
| Tabla 11. Resumen de las características temporales | 77 |
| Tabla 12. Resumen de las características temporales | 78 |

1. INTRODUCCION

Todas las máquinas presentan señales que denominan la respuesta del mismo ante estímulos externos y en otros son el resultado de una falla en algún componente del sistema, cualquier otro tipo de señal se denomina perturbaciones y se dividen en aquellas que pueden medirse en forma directa y otras que solamente pueden ser observadas a través de su influencia en la señal de salida, y en ella se encuentra la información acerca del comportamiento de cada uno de sus componentes. En los motores de combustión interna la mayoría de las vibraciones generadas por el motor son consecuencias del propio diseño del motor, las fuerzas que generan dicha vibración son producto del movimiento del sistema dinámico biela pistón cigüeñal.

Debido al avance que se ha tenido en la actualidad sobre el mantenimiento de motores mediante el análisis de vibraciones, se introduce el análisis a través de análisis de vibraciones mediante el análisis en tiempos cortos que propone una técnica para determinar las condiciones mecánicas del motor así como la detección y diagnóstico de fallas, con el fin de detectar posibles anomalías en elementos propensos a desgastes en una etapa incipiente sin la necesidad de detener el funcionamiento del elemento en estudio.

Para llevar a cabo un análisis de vibraciones mecánicas en forma adecuada, la adquisición de las señales vibratorias se analiza mediante técnicas matemáticas como la transformada rápida de Fourier FFT y el análisis de varianza (ANOVA).

2. PROBLEMA

Debido al comportamiento fuertemente no estacionario de las señales y la variabilidad de las condiciones de operación del motor, el análisis en tiempo continuo se ve limitado, puesto que no es posible hacer un estudio localizado en el tiempo tomando como base de caracterización el espectro. A partir de este hecho, se han empleado las representaciones tiempo frecuencia (TF) para el diagnóstico de fallas mecánicas, asumiendo como característica la concentración de energía y aunque ofrece buena diferenciación de las señales debido a esto se ha visto la necesidad de poder analizar

señales que no se comportan de forma estacionaria, o que presentan cambios bruscos en intervalos muy pequeños, donde el método de Fourier pierde su alcance ya que resulta imposible determinar cuando ocurre un determinado evento o cuando está presente una determinada frecuencia; el análisis de fallas permite el uso de intervalos grandes de tiempo en aquellos segmentos en los que se requiere mayor precisión en baja frecuencia y regiones más pequeñas donde se requiere información en alta frecuencia, por lo que constituye un método ideal para el análisis y manejo de señales de vibración.

3. ANTECEDENTES

Debido a que los elementos de un motor de combustión interna cumplen determinada función, la mayoría de estos están expuestos a fuerzas internas o externas, lo que ocasiona su desgaste, provocando mayor vibración, de igual manera si los elementos presentan alguna falla, la señal de vibración al compararla con la señal del motor en correcto funcionamiento variará.

Anteriormente para verificar el estado de un motor, o detectar una posible falla, lo generalmente se realizaba es detener el motor y desarmar, lo que implica mayor tiempo de para del motor, y mayor costo de mantenimiento.

En algunos casos, los elementos defectuosos no generan efectos en el motor que puedan ser percibidos fácilmente, por lo que la máquina continúa trabajando normalmente, ocasionando que su eficiencia disminuya y genere mayor emisión de gases contaminantes.

El análisis de vibraciones en Motores de Combustión Interna distingue la combustión normal de otras fuentes de excitación, el cual permite diagnosticar, en modos tempranos, un posible daño en los sistemas. Por tanto, la identificación temprana de este tipo de fallas, mejora el rendimiento del sistema y evita que se presenten futuros inconvenientes.

4. IMPORTANCIAS Y ALCANCES

El desgaste de los componentes del motor afecta al rendimiento global del mismo, por lo que es indispensable proporcionar metodologías de mantenimiento para disminuir los efectos que una falla puede generar en el motor.

El presente proyecto generará una metodología que permita superar los inconvenientes suscitados en la aplicación en la transformada de Fourier. El manteniendo predictivo de los motores de combustión interna pueden ser optimizados con una gran cantidad de técnicas obteniendo muy buenos y eficientes resultados; sin embargo son pocos los casos en los que se han utilizado estas técnicas debido al fuerte comportamiento no estacionario del motor alternativo, en el cual no se puede usar la transformada rápida de Fourier en tiempo continuo debido a la falta de potencia para análisis de eventos transitorios que esta presenta, por lo cual se ha visto la necesidad e importancia de implementar este método para determinar el estado de funcionamiento de un motor alternativo en base a la adquisición y análisis de ciertos datos de funcionamiento, para lo cual se ha considerado desarrollar un método técnico que nos ayude en la detección y caracterización de las señales que emiten dichas fallas, con herramientas para el análisis matemático y estadístico como Matlab® y Minitab® sin la necesidad de aplicar métodos intrusivos.

Estudios tales como el “Detección de fallas a través del análisis de vibraciones de un motor de combustión interna alternativo, mediante análisis de frecuencias y la transformada de wavelet, etc., llevados a cabo por el Grupo de Investigación de Ingeniería del Transporte han desarrollado de métodos de análisis de señales temporales generadas por fallas mecánicas presentadas en el funcionamiento de los motores alternativos, a partir de estas investigaciones se aplica la detección de daños debido a que las señales que no se comportan de forma estacionaria, o que presentan cambios bruscos en intervalos muy pequeños, donde el método de Fourier pierde su alcance ya que resulta imposible determinar cuando ocurre un determinado.

El presente proyecto va dirigido al Grupo de Investigación de Ingeniería del transporte en el área de Ingeniería de Mantenimiento Automotriz; con lo cual se pretende establecer una metodología de trabajo para el análisis de señales tanto de vibración

como de ruido a ser usado en futuras investigaciones relacionadas con el Mantenimiento Basado en Condición (MBC).

5. OBJETIVOS

5.1. Objetivo General

Detectar fallas de un motor de combustión interna sonata EF 2.0 a gasolina a través de análisis de vibraciones mediante el análisis en tiempos cortos

5.2. Objetivos Específicos

- Desarrollar el plan experimental para la adquisición de señales.
- Adquirir las señales y datos aplicando la metodología experimental
- Analizar las señales obtenidas mediante la aplicación del método de tiempos cortos.
- Presentar los resultados obtenidos.

6. ESTADO DEL ARTE

Existen varios tipos de mantenimiento para maquinaria, que tienen como objetivo disminuir el impacto que generen los elementos en estado defectuoso, entre los cuales destaca el correctivo, preventivo y predictivo (Muñoz Abella, 2003), siendo en la actualidad el mantenimiento predictivo el de mayor confiabilidad y el que disminuye el tiempo de detención de la máquina.

El interés principal para el mantenimiento deberá ser la identificación de las amplitudes predominantes de las vibraciones detectadas en el elemento o máquina, la determinación de las causas de la vibración y la corrección del problema que ellas representan. Las consecuencias de las vibraciones mecánicas son el aumento de los esfuerzos y las tensiones, pérdidas de energía, desgaste de materiales, y las más temidas: daños por fatiga de los materiales (Labaien & Carrasco, 2009).

Una alternativa mostrada en (Cheng & Xiliang, 2010) presenta que la transformada de Fourier de corto plazo (STFT) se utiliza para identificar señales de diferentes fuentes de vibración de la combustión interna centrado en el uso de la STFT para distinguir la combustión normal de otras fuentes de excitación, esto muestra que la vibración del motor es un movimiento noestacionario típico y que el método de frecuencia-tiempo es significativo para revelar la localización temporal de las componentes espectrales de la señal y para predecir los fenómenos físicos del motor.

Por otra parte en (Juca Vivar, 2015) se presenta la identificación de espectros de ruido en un motor de combustión interna durante tiempos cortos, mediante un análisis de espectros en los cuales se determina los elementos involucrados en el ruido del motor y como varía la amplitud de cada armónico al provocar algún cambio en el estado del motor o en las condiciones de funcionamiento.

El trabajo presentado en (Calle & Vicuña, 2015) muestra la identificación y análisis de eventos transitorios en motores de combustión interna mediante la posición de cigüeñal y árbol de levas, utilizando procesamiento de señales, para lo cual se adquiere 10 muestras de cada señal en condiciones normales del motor para realizar un ventaneo, análisis estadístico, diseño experimental variando el ancho de la ventana, análisis Anova para comparar las medidas de tratamiento de una experiencia y para evaluar la hipótesis.

Por otra parte la experimentación de esta técnica mostrada en (Auquilla & Beltrán, 2016) presenta la detección de fallas a través del análisis de vibraciones de un motor de combustión interna alternativo, mediante análisis de frecuencias y la transformada de wavelet, en donde se realiza un estudio de la forma de la señal temporal y de la energía de dicha señal, para extraer así algunos de los valores característicos que permitan diferenciar e identificar a qué condiciones de funcionamiento preestablecidas pertenece una señal de vibración en específico teniendo como objetivo caracterizar las señales de vibraciones del motor de manera que sea posible identificar una falla insipiente de forma no intrusiva y optimizar así el mantenimiento del mismo.

Una variación a este esquema presenta (Ahmed & Gadsden, 2015) en donde se presenta una técnica de detección y clasificación de fallas del motor utilizando datos

de vibración en el dominio del ángulo del cigüeñal. Estos datos se utilizan conjuntamente con redes neuronales artificiales (AANs), que se aplican para detectar fallas en un motor de gasolina de cuatro tiempos construido para la experimentación.

7. MARCO METODOLOGICO

El marco metodológico está estructurado por una serie de pasos lógicamente estructurados, con el fin de alcanzar los resultados de manera eficiente.

Como se puede apreciar en la figura 1 se adquiere las señales del motor en condición OK y condición FALLO, seguido del procesamiento de la misma, de las cuales se puede extraer las características, mediante ANOVA se realiza la comparación de estas realizando un análisis de resultados.

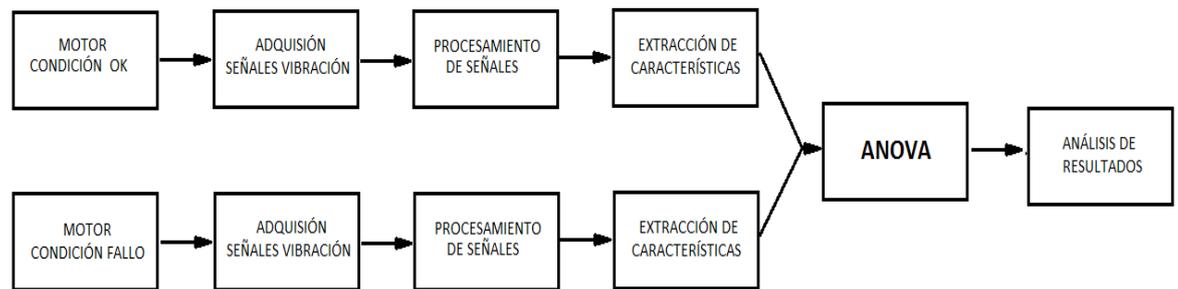


Figura 1. Metodología de investigación.

Fuente: Los Autores

7.1. Desarrollo del plan experimental para la adquisición de señales.

Para obtener las señales vibratorias que se dan en el motor, en los diferentes estados establecidos para su estudio, se desarrolla un plan experimental el cual brinda una metodología adecuada de obtención de las señales.

La medición de la vibración consiste en el estudio de las oscilaciones mecánicas de un sistema dinámico, cuando se trata de equipos por lo general tienen un periodo de vibración bien definido llamado periodo natural de vibración, pero también existen fuerzas que inducen en el equipo una vibración forzada.

Para la obtención de las señales se generarán fallos característicos que influyen directamente en el proceso de combustión.

Para desarrollar el plan experimental se consideran, la cantidad de combustible inyectada en el primer cilindro, el cual fue manipulado según lo necesario al momento de la toma de datos, se realiza dos repeticiones para cada evento, clasificando a las muestras en estado ok y estado falla.

7.2. Descripción de la falla

Para la adquisición de las señales se obstruye el 50% de inyector variando la cantidad de combustible inyectado en el cilindro 1, obstruyendo el 50%.

7.3. Condiciones del medio para ejecución del muestreo

Debido a las condiciones de trabajo, el motor funciona de diferente manera, durante el muestreo pueden existir factores que no pueden ser controlados en el experimento pero de una manera u otra puedan influenciar en los resultados del experimento, en la tabla 1, se presentan las consideraciones que se han tomado.

Tabla 1. Variables no controlables para la toma de muestras. Fuente: El autor

| Factores | Valor | Unidades |
|------------------------------|--------------|-----------------|
| Temperatura del refrigerante | 87 a 93 | °C |
| Temperatura del aire | 19 a 25 | °C |
| Humedad relativa | 60 a 90 | % |
| Presión Atmosférica | 103 a 104 | hPa |

7.4. Inyectores

Son dispositivos controlados eléctricamente por la ECU, al recibir una señal eléctrica, este se abre y deja pasar la gasolina al interior del conducto.

La línea de entrada al inyector tiene una presión fija mantenida desde el depósito, por una bomba eléctrica. El tiempo de duración de la señal eléctrica y con ello la cantidad de gasolina inyectada, así como el momento en que se produce la inyección, varía de

acuerdo a la información emitida por un grupo de sensores que miden los factores que influyen en la formación de la mezcla.

El momento exacto de comenzar la apertura del inyector viene de un sensor de posición montado en el árbol de levas o el distribuidor, que le indica a la ECU cuando están abiertas las válvulas de admisión y por lo tanto se está aspirando el aire que arrastrará al interior del cilindro la gasolina inyectada en el conducto de admisión.

Al cerrarse el switch de encendido, la corriente fluye hacia los respectivos relés los que a su vez cierran los circuitos que dejan pasar la corriente hacia la computadora (ECU), al inyector de arranque en frio, y a la válvula de aire auxiliar como se observa en la figura 2.

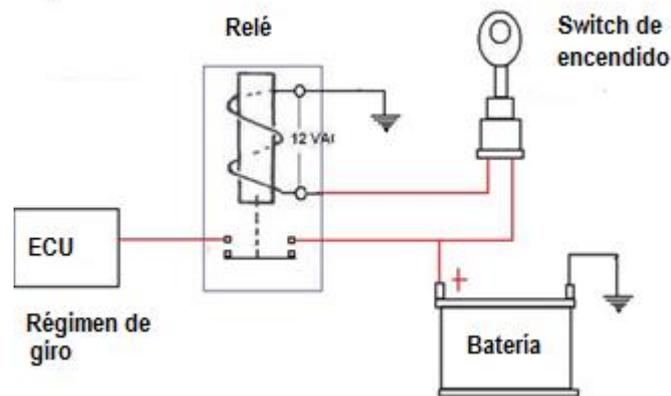


Figura 2. Circuito eléctrico de la ECU.

Fuente: El autor

Cada inyector introduce una determinada cantidad de combustible en la cámara de combustión, cuando la severidad de fallo es 0% se interpreta como inyector en buen estado en donde el tiempo de inyección aumenta y el volumen de inyección es el 100% como se observa en la figura 3, para el 50% de severidad el tiempo de inyección aumenta pero el volumen disminuye, por ultimo para una severidad de 100% la tasa de crecimiento del volumen respecto al tiempo de inyección es nulo.

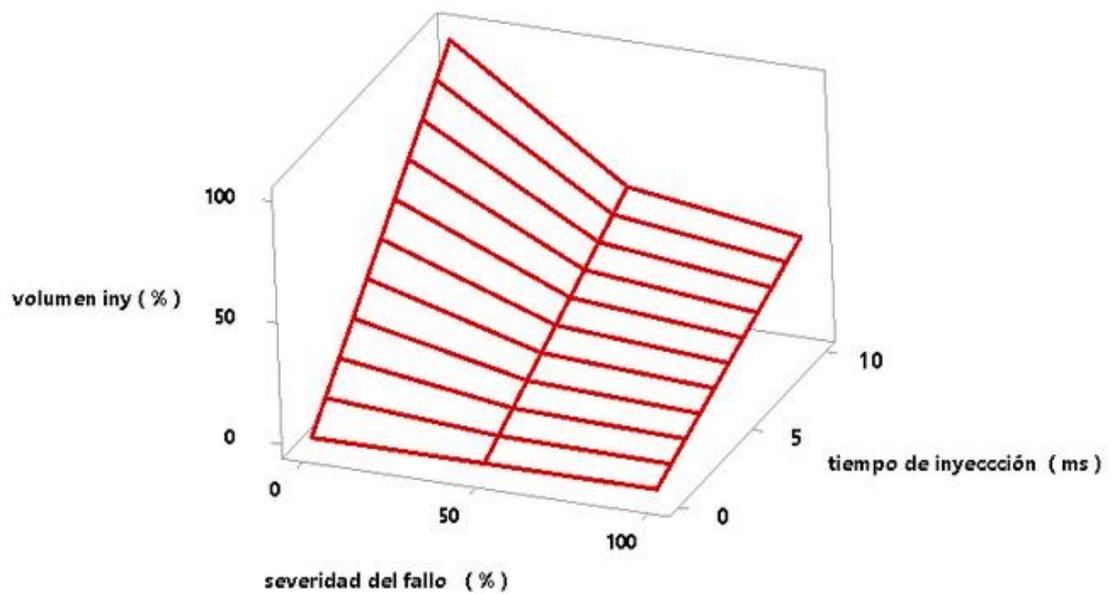


Figura 3. Severidad del fallo.

Fuente: El autor

Cuando un motor está funcionando normalmente, el valor de $\lambda=1$, cuando el inyector se encuentra defectuoso va a generar mayor cantidad de oxígeno en los gases de escape, el sensor de oxígeno va a medir este incremento, lo que la ECU interpretará que todos los cilindros estuviesen generando mayor oxígeno, está enviando más cantidad de combustible a los cuatro cilindros de esta manera el cilindro en donde el inyector se encuentra con falla trabajará bien, mientras que los demás cilindros trabajarán con mezcla rica, expulsando así al ambiente mayor cantidad de gases contaminantes, Monóxido de carbono (CO), óxidos nitroso (NOx) e hidrocarburos no combustionados (HC).

Los fallos en los inyectores de combustible no solo causan fallos como la reducción de eficiencia, y trabajo a más del nivel de emisiones contaminantes, además los fallos en los inyectores aumentan el ruido y las vibraciones.

Análisis de varianza

El análisis de varianza (ANOVA) de un factor, permite comparar varios grupos en una variable cuantitativa, en donde se toman diferentes grupos de muestras para poder determinar la homogeneidad de las muestras y se acepta la normalidad de las mismas.

Ventajas del uso de ANOVA:

- Encuentra una diferencia significativa entre dos o más grupos.
- Halla el grupo o los grupos que sean significativamente diferentes del resto y que se puedan considerar estadísticamente como “los mejores”.
- Estima las diferencias entre grupos específicos, lo que permite hacer tales comparaciones.

Cuando una señal es muestreada aparece una onda sinodal original que es construida por la unión de puntos las cuales describen o caracterizan a las señales como la varianza, kurtosis, mediana, etc. Al ser tomada las señales se pueden presentar errores por factor humano, equipo instrumentación (disposición de los transductores) o también debido al ruido, lo que ocasiona que entre cada señal existan cierta diferencias.

Para la validación de todos los resultados entre sí, con el fin de determinar el valor de P, este valor esperado en esta sección deberá ser menor al nivel de significancia (0,05), ya que no se trata de las mismas muestras. Precisamente el valor de P sirve para determinar que las muestras tienen una ubicación diferente entre sí.

Con el valor p se puede determinar si existe evidencia objetiva, si el comportamiento vibratorio tiene diferencia analizando con tiempos cortos.

Para valores $p < 0,05$ se aprueba la hipótesis alternativa (H_a), es decir existe diferencia significativa entre las días de las muestras, para valores $p > 0,05$ se aprueba la hipótesis nula (H_0), lo que indica que no existe diferencia entre las medias.

Si se realiza una comparación entre dos señales OK y entre dos señales FALLA podemos encontrar diferencias. La diferencia que existe entre las señales OK y FALLA debe ser altamente significativa al compararla con la diferencia entre la señal OK1 y OK2, con esto se puede describir la hipótesis alternativa, si la diferencia entre las señales OK1 y OK2 son más significativas que las diferencias entre las señales ok y falla se estaría aplicando una hipótesis nula (H_0).

Para comprobar la hipótesis planteada, se ha tomado 4 grupos de muestras: Ralentí en buen estado, ralentí con falla, 2500 en buen estado, 2500 con falla.

7.2. Adquisición de señales y datos aplicando la metodología experimental

Con el objetivo de garantizar la repetitividad y reproducibilidad del evento a monitorear se propone la implementación del protocolo de medición.

7.2.1. Instrumentación y adquisición de datos

Se hace importante analizar y cuantificar la cantidad de vibración que tienen las máquinas a través de métodos adecuados que nos permitan controlar y manipular la vibración, existen varios métodos y tipos de instrumentos para medir las vibraciones y tener los resultados requeridos las cuales son realizadas con la finalidad de producir los datos necesarios, los mismos que pueden ser utilizados para minimizar o eliminar la vibración ("44987329 Instrumentos Para Medir Las Vibraciones", 2010).

Para la medición y procesamiento de las señales de vibraciones se emplearán los siguientes instrumentos:

7.2.1.1. Equipo de excitación

Es la estructura de tipo mecánico, generadora de vibraciones, la cual está equipada para poder generar diferentes fallas y así analizar su comportamiento respecto a su frecuencia de trabajo, la frecuencia de excitación será generado por el movimiento alternativo de biela y cigüeñal, el mismo que dependerá del régimen de giro del motor.



Figura 4. Equipo de excitación.
Fuente: El autor.

7.2.1.2. Transductores de vibración

Estos son elementos capaces de procesar información y transformar la energía mecánica en energía eléctrica, produciendo de esta manera una señal eléctrica en función de la vibración. El análisis de vibraciones requiere el uso de transductores para medir tanto el movimiento como las fuerzas. Son empleados también para medir la velocidad lineal, desplazamiento, proximidad y también aceleración de sistemas sometidos a vibración, incorporando características tales como totalización, visualización local y registro de datos.



Figura 5. Transductores de vibración.
Fuente: (Angamarca & Soto, 2015)

Los transductores de vibración pueden tener de uno a tres ejes de medición, siendo estos ejes ortogonales. Al momento de seleccionar transductores de vibración es necesario considerar ciertas características:

Rango de medición

El rango de medición puede ser en unidades ‘g’ para la aceleración, en pulgadas/sec para velocidad lineal (y otras distancias en el tiempo), y pulgadas u otras distancias para desplazamiento y proximidad.

Rango de frecuencia

La frecuencia es medida en Hz (Hertz).

Precisión

Está representada como un porcentaje del error permisible sobre el rango completo de medición del dispositivo.

Sensibilidad

Está relacionada con el nivel mínimo de vibración que es capaz de captar, se representa como un porcentaje del fondo escala de la interferencia permisible.

Condiciones ambientales

Se refiere al efecto que una fuerza ortogonal puede ejercer sobre la fuerza que se está midiendo, ésta sensibilidad también se representa como un porcentaje del fondo escala de la interferencia permisible.

7.2.2. Acelerómetro piezoeléctrico

El elemento de cristal está conectado a un perno en la base del sensor y por el otro lado se encuentra adjunto la masa sísmica como se indica en la figura 6. Cuando el acelerómetro se encuentra sometido a vibración, se genera una fuerza, la cual actúa sobre el cristal, esta fuerza es igual al producto de la aceleración por la masa sísmica. Por el efecto piezoeléctrico, se genera una salida de carga proporcional a la fuerza aplicada. La masa sísmica es constante, la señal de salida de carga es proporcional a la aceleración de la masa, tanto la base del sensor como la masa sísmica tienen la misma magnitud de aceleración, allí el sensor mide la aceleración.

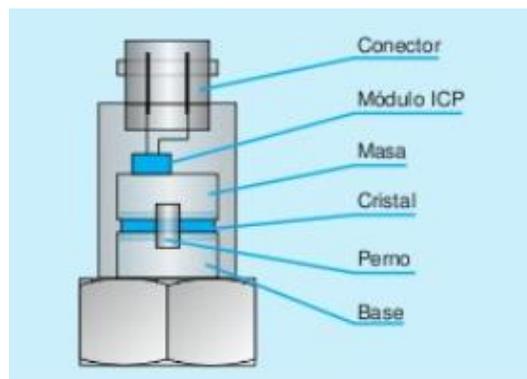


Figura 6. Estructura del acelerómetro piezo eléctrico.

Fuente:(Sinais, 2013)

Para el presente estudio se ha empleado un acelerómetro piezoeléctrico, el cual es un transductor estándar utilizado en medición de vibraciones y además presenta las siguientes ventajas al compararlo con otros tipos de transductores:

- La mayoría de los sensores tiene un amplio rango de frecuencia.
- Son muy compactos, sin partes móviles, ligeros y de tamaño reducido, necesitando pequeñas bases magnéticas.
- Se montan fácilmente con adhesivos o atornillados. También se puede disponer de bases magnéticas para montajes temporales o aplicaciones especiales.

Tabla 2. Especificaciones del acelerómetro. Fuente: (Criollo & Matute, 2014)

| ESPECIFICACIONES TECNICAS | |
|--|------------------------|
| <i>Descripción</i> | <i>Características</i> |
| Ejes | 1 |
| Marca | ACS |
| Modelo | 3411LN |
| Sensibilidad [mV/g] | 100 |
| Grado de Protección | IP 67 |
| Rango [Hz] | 0,5 - 15000 |
| Temperatura de Almacenaje [°C] | -50 – 121 |
| Fuente de alimentación [V] | 18 - 30 |
| Ensamble fabricado de acero inoxidable | |
| Diseño a prueba de agua | |

7.1.2.3. Sistema de acondicionamiento de señal y adquisición de datos

Para realizar la medición de las señales se utilizó el equipo ADASH® en donde las señales adquiridas fueron guardadas en formato .wav.

Para la adquisición de los datos de muestreo se comienza por establecer los diferentes valores de frecuencia de muestreo, así mismo se calibra la sensibilidad del acelerómetro.



Figura 7.Equipo para adquisición de señales.

Fuente: Autor

7.2.2 Normativa en vibraciones en motores de combustión

Diferentes procedimientos de medida y evaluación de datos deben ser comparados en base a lo que establece la norma que contiene dicha información, en la actualidad existen diversas organizaciones en el ámbito de desarrollo y de aplicaciones, que establecen los parámetros para la estandarización de máquinas reciprocantes, entre estas las más importantes son: API, AGMA, etc. que corresponden a grupos industriales, mientras que ANSI, ISO, BS (British & International Standard) y VDI, etc.

7.2.2.1 Parámetros para la medida de vibración en máquinas reciprocantes

Las normativas en su propuesta presentan evaluar el estado de vibración de los motores de pistones alternativos, para lo cual establece los procedimientos para la medición y clasificación de las vibraciones mecánicas. La norma ISO 10816 presenta los valores guía dados para la vibración de la estructura principal de la máquina, que se definen principalmente para clasificar la vibración de la máquina y para evitar problemas con equipo auxiliar montado sobre esta estructura.

Cabe destacar que las normas indican las pautas generales de aplicación a máquinas de pistones reciprocantes montadas en apoyos rígidos o elásticos, con potencia de salida o de entrada superior a 100 kW y hasta una velocidad de 3000 rpm.

La medición de la severidad engloba las mediciones de valores promedios, los cuales se basan en los parámetros cinemáticos de desplazamiento, velocidad y aceleración en un rango de frecuencia de 2 a 100 Hz para poder caracterizar la vibración.

Unas de las características de las normas contemplan que para valores promedios de RMS de los parámetros cinemáticos de desplazamiento, velocidad y aceleración con una precisión de 10% para el rango de 10 a 1000 Hz y una precisión de +10 -20% en el rango de 2 a 10 Hz, el cual es determinado por el transductor.

Las posiciones y direcciones de medición se han estandarizado con el fin de que las mediciones obtenidas de vibración sean de una manera más congruente, en la tabla 3 se indica la nomenclatura de las mediciones.

Tabla 3. Nomenclatura de mediciones. Fuente: ISO 10816-6:1995.

| Nomenclatura de las direcciones y puntos de medida | | |
|---|---|------------------------------------|
| Lado de Medida | R | Mano izquierda de frente al acople |
| | L | Mano derecha de frente al acople |
| Niveles de Medida | 1 | Borde inferior de la bancada |
| | 2 | Nivel del cigüeñal |
| | 3 | Borde superior de la bancada |
| Puntos de Medida relacionados a la longitud Mitad de la máquina de la máquina | 1 | Lado Acople |
| | 2 | Mitad de la máquina |
| | 3 | Lado Acople |

A continuación se presenta en la figura 8 los puntos y direcciones de medida para un motor de encendido por compresión.

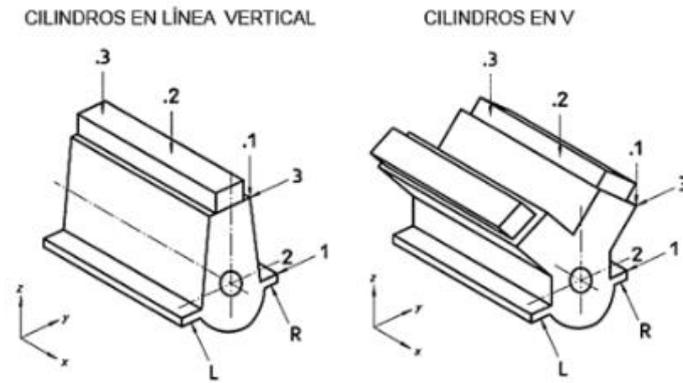


Figura 8. Puntos y direcciones de medida para un MEC
Fuente: ISO 10816-6:1995.

El motor para la realización del experimento es un Hyundai Sonata 2.0 con cilindros en línea vertical (Figura 8 parte izquierda), por tal razón conociendo la normativa sobre la ubicación que rige a los motores alternativos, se procede a ubicar el acelerómetro en las siguientes posiciones:

Tabla 4. Dirección y puntos de media. Fuente: (Angamarca & Soto, 2015)

| Dirección y puntos de medida | | |
|---|---|------------------------------------|
| Lado de medida | L | Mano izquierda de frente al acople |
| Niveles de medida | 3 | Borde superior de la bancada |
| Puntos de Medida relacionados a la longitud de la máquina | 1 | Lado Acople |

7.2.3 Análisis de una señal de vibración en su dominio

Las ondas sinusoidales son la base principal de las señales de vibración en el dominio de tiempo las cuales representan la forma más simple de las oscilaciones puras. Estas señales contienen toda información característica de sus componentes en forma muy compleja, equivalente a la suma de las vibraciones, se encontró la forma de representar una señal compleja en el dominio de tiempo por medio de series de curvas sinusoidales con valores de amplitud y frecuencia específicos.

De esta forma un espectro que trabaja con la transformada rápida de Fourier captura una señal desde un motor, analizándola señal en el dominio de la frecuencia en la que

se relaciona con la amplitud. En el análisis, la muestra pasa por una serie de filtros, obteniendo señales sinusoidales simples representadas en el eje x de la frecuencia.

Para cuantificar la vibración de la maquina se ejecuta una medición que tendrá que ser realizada de forma discreta, es decir en la estructura del objeto de análisis y de forma directa, teniendo en contacto el dispositivo de medición o con el equipo generador de vibración (Angamarca & Soto, 2015).

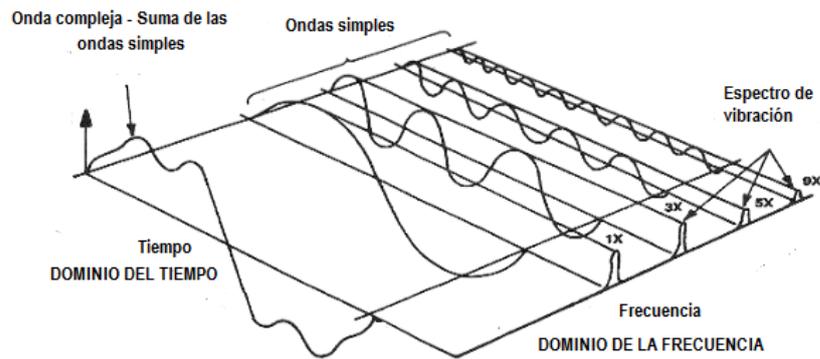


Figura 9. Señales en el dominio del tiempo y en el dominio de la frecuencia.

Fuente: (Isaías Madera, 2009)

7.2.3.1. Transformada de Fourier

Para obtener información temporal, Dennis Gabor (1946) adaptó la transformada de Fourier para analizar sólo una pequeña sección de la señal a la vez. La adaptación de Gabor, denominada Transformada de Fourier en Tiempos Cortos (STFT), asigna una señal en una de dos dimensiones en función del tiempo y la frecuencia.(Cheng & Xiliang, 2010)

La STFT proporciona información acerca tanto de cuándo y en qué frecuencias se produce un evento de señal la cual está representada en:

$$S(\omega, \tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)g * (t - \tau)\exp(-j\omega t)dt \quad (1)$$

La transformada rápida de Fourier es capaz de pasar una señal del dominio del tiempo al dominio de la frecuencia. Para aplicar la FFT a cada señal adquirida se usa el

software Matlab, el cual a más de entregar el espectro correspondiente nos otorgará las características de cada señal transformada.

La Transformada Rápida de Fourier (FFT), para el procesamiento de la señal utiliza un algoritmo computacional que requiere de $(N \log_2 N)$ para transformar un bloque de N datos en una salida equivalente a la aplicación de un número finito de filtros, donde N es el número de muestras discretas de un segmento. El número de filtros que se apliquen a la señal equivale al número de muestras discretas de un segmento. El número de filtros que se apliquen a la señal equivale al número de líneas con que será calculado el espectro, en el cual la señal presenta cierta simetría respecto al eje de las ordenadas en cada segmento, por tal motivo se presentará únicamente la primera mitad, planteando que $N/2$ será el número de líneas que se representa en el espectro (Angamarca & Soto, 2015)

7.2.3.2. Espectrograma

Un espectrograma es una representación espectral variable en el tiempo formando una gráfica tridimensional que muestra la energía del contenido frecuencial de una señal con variaciones a lo largo del tiempo, el eje horizontal representa el tiempo y el eje vertical la frecuencia; una tercera dimensión indica la amplitud de una frecuencia en particular en un tiempo específico, la cual es representada por una intensidad de color para cada punto de la imagen. Se usa comúnmente para encontrar frecuencias críticas y naturales.

7.2.2. Recolección de datos

Revisar que el motor esté funcionando correctamente y que todos los sensores estén conectados al equipo de monitoreo

Revisar niveles de combustible, refrigerante, líquido hidráulico.

Encender el motor, revisar que la temperatura de funcionamiento del motor este entre 98 y 105°C.

Encender el equipo de monitoreo ADASH A3716

7.2.2.1 Unidad Experimental

El equipo utilizado para la medición de vibraciones es un motor alternativo, Hyundai SONATA EF 2.0, como se puede observar en la figura 10.



Figura 10. Motor Hyundai Sonata 2.0

Sus características y especificaciones se pueden visualizar en la tabla 5.

Tabla 5. Características del motor

| ESPECIFICACIONES TECNICAS | |
|----------------------------------|-----------------------------------|
| <i>Descripción</i> | <i>Características</i> |
| <i>Numero de cilindros</i> | 4 |
| <i>Numero de válvulas</i> | 24 |
| <i>Colector</i> | <i>Nylon de Nissan</i> |
| <i>Cilindrada</i> | 2000cc |
| | <i>Inyección</i> |
| <i>Alimentación</i> | <i>Electrónica multipunto</i> |
| <i>Potencia</i> | <i>175/6000cv/rpm</i> |
| <i>Torque</i> | <i>168/4000Nm/rpm</i> |

7.3. Análisis de las señales obtenidas mediante la aplicación del método de tiempos cortos.

Procesamiento digital de señales

Al realizar la medición de una cantidad física que varía con el tiempo, esta señal representará la información que se desea extraer conforme a la aplicación deseada. Este tipo de señales son representadas por funciones matemáticas de una o más variables independientes, el procedimiento.

Se adquiere la señal analógica mediante el acelerómetro, seguido de la aplicación de la transformada de Fourier para la extracción de características en el dominio de la frecuencia como se muestra en la figura 11.

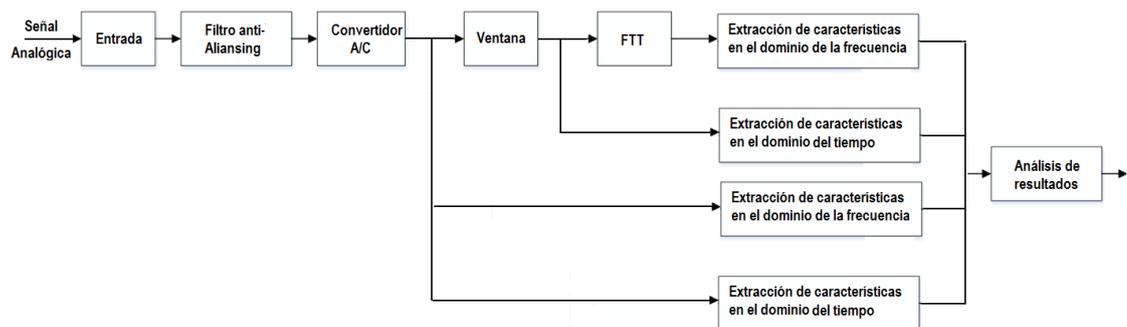


Figura 11.Diagrama de bloques para una señal típica en un instrumento de medición

Fuente: El autor

La mayor fuerza de vibración mecánica se produce durante la explosión, se obtiene información de las señales de vibración que produce cada explosión, las vibraciones captadas tendrán un patrón repetitivo una vez que haya ocurrido la explosión en los cuatro cilindros del motor, lo mismo ocurre cada 2 vueltas.

Optimización del espectro de frecuencias

Para optimizar el análisis de frecuencias y detectar los picos se realiza la homogenización de la señal, lo cual consiste en igualar la duración de cada ciclo de trabajo (2 vueltas del cigueñal).

La señal temporal del acelerómetro tiene una longitud de 5 seg como se observa en la figura 12, la frecuencia de muestreo es de $F_s = 65536$, con esta frecuencia de muestreo se pretende captar una cantidad adecuada de muestras para la falla que se establece.

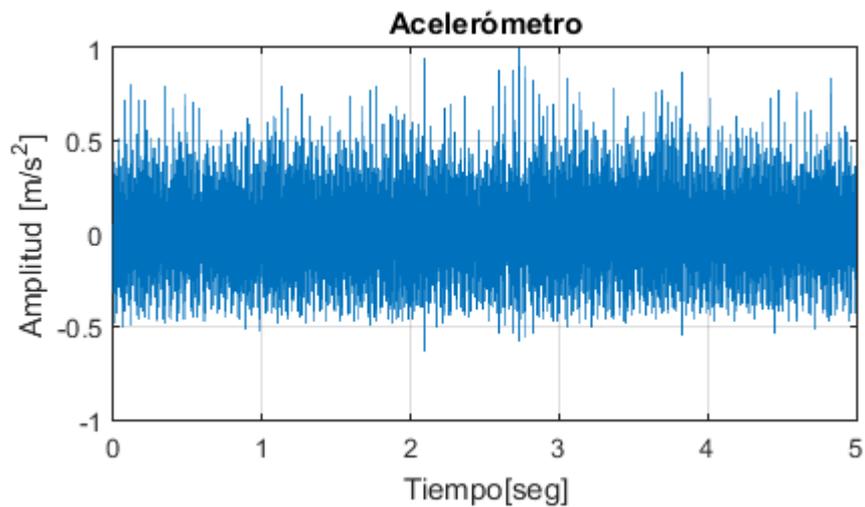


Figura 12. Señal temporal del sensor.

Fuente: El autor

El motor en su ciclo de trabajo necesita dar dos vueltas en donde se completan las fases como se puede observar en la tabla xx, la pinza inductiva toma la señal del voltaje inducido por el cable de bujía del cilindro 1 y 4, el cual indica el instante exacto en que empieza y termina el ciclo de trabajo.

Tabla 6. Fases de funcionamiento del motor

| | ANGULO DEL CIGÜEÑAL | | | |
|-------|---------------------|------------|------------|------------|
| | 180° | 360° | 540° | 720° |
| CIL 1 | ADMISIÓN | COMPRESIÓN | EXPLOSIÓN | ESCAPE |
| CIL2 | COMPRESIÓN | EXPLOSIÓN | ESCAPE | ADMISIÓN |
| CIL3 | ESCAPE | ADMISIÓN | COMPRESIÓN | EXPLOSIÓN |
| CIL 4 | EXPLOSIÓN | ESCAPE | ADMISIÓN | COMPRESIÓN |

En la figura 13, se muestra la señal obtenida con la pinza inductiva que tiene un tiempo de duración de 6 seg, así como su misma frecuencia de muestreo.

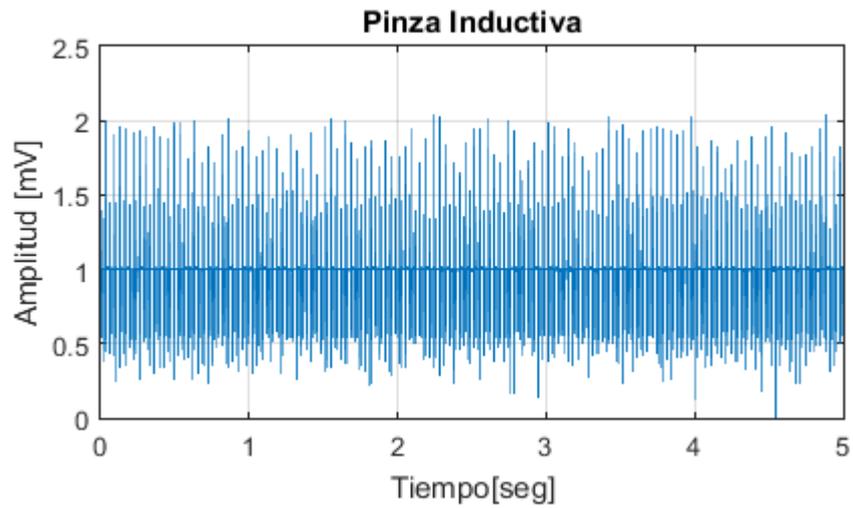


Figura 13. Señal temporal de la pinza inductiva

Fuente: El autor

En la figura 14, se muestra los datos obtenidos con la pinza inductiva donde se puede distinguir que los picos generados en explosión son más altos que los provocados en traslazo solazo, en base a esto se realizará la distinción de fases de trabajo, puesto que en el punto rojo inicia la fase de combustión en el ciclo.

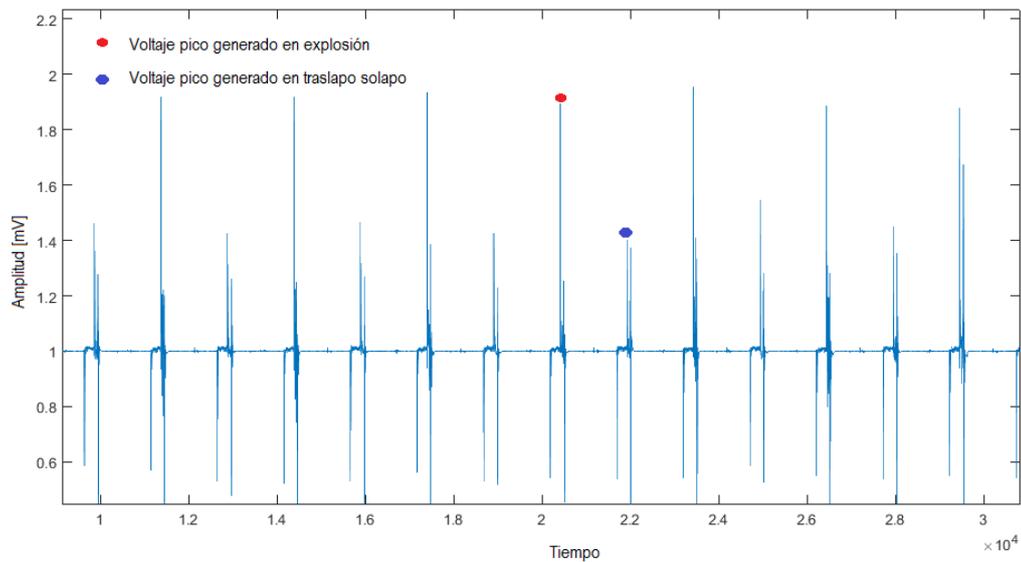


Figura 14. Picos señal pinza inductiva

Fuente: El autor

En la figura 15, se presenta la señal del acelerómetro en color azul acotado por un ciclo de trabajo, el cual comienza en el pico más alto y termina en el siguiente pico más alto, se nota que un pico alto va seguido de un pico bajo.

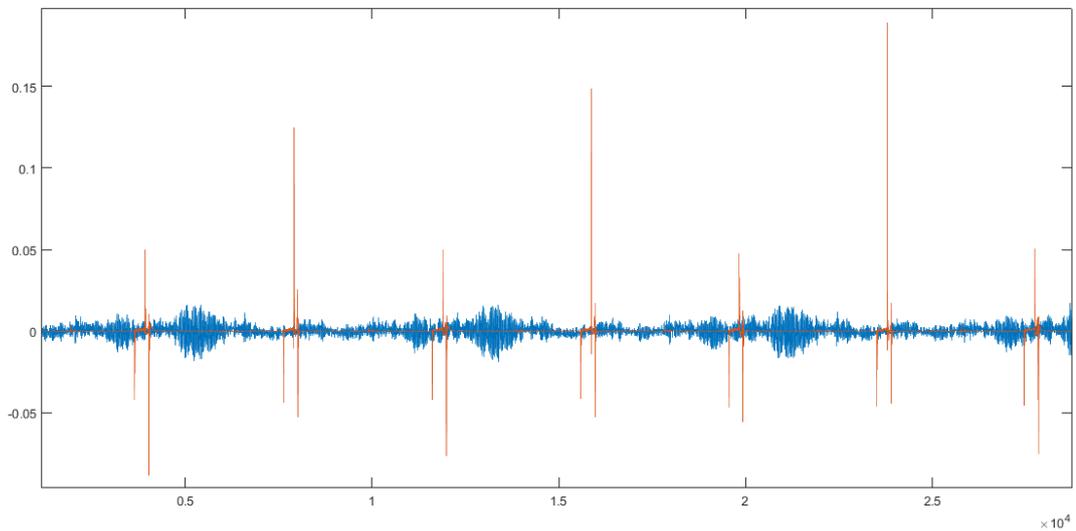


Figura 15. Señal pinza inductiva y acelerómetro

Fuente: El autor

En la figura 16, se presenta la señal temporal de aceleración una vez aplicada una ventana rectangular de ganancia 1 cuya longitud es igual a la duración del ciclo de potencia, es decir desde el salto de la chispa hasta la apertura de la válvula de escape.

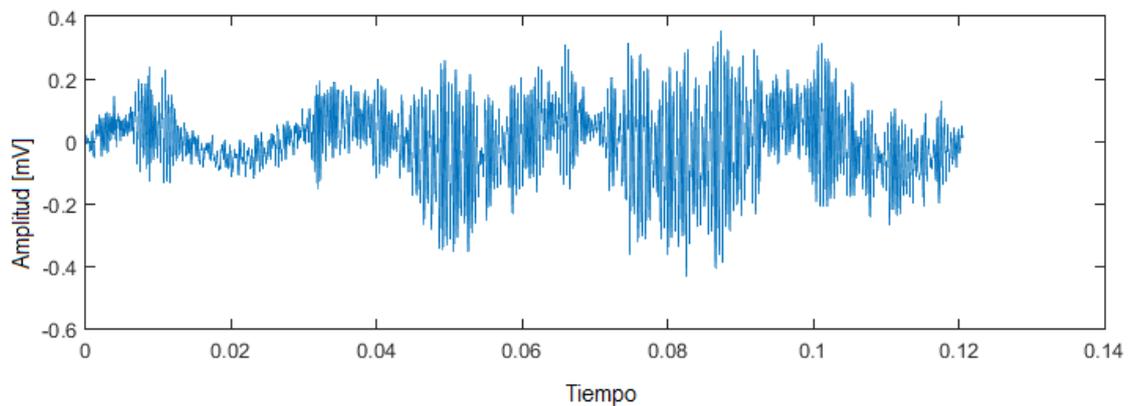


Figura 16. Señal temporal de aceleración una vez aplicada una ventana rectangular

Fuente: El autor

Una vez aplicada el ventaneo en la señal temporal se aplica la Transformada de Fourier que descompone la señal en el dominio de la frecuencia de manera que se determinan las componentes con amplitud considerable, que están ligadas con las características principales que permiten diferenciar un fallo en la señal.

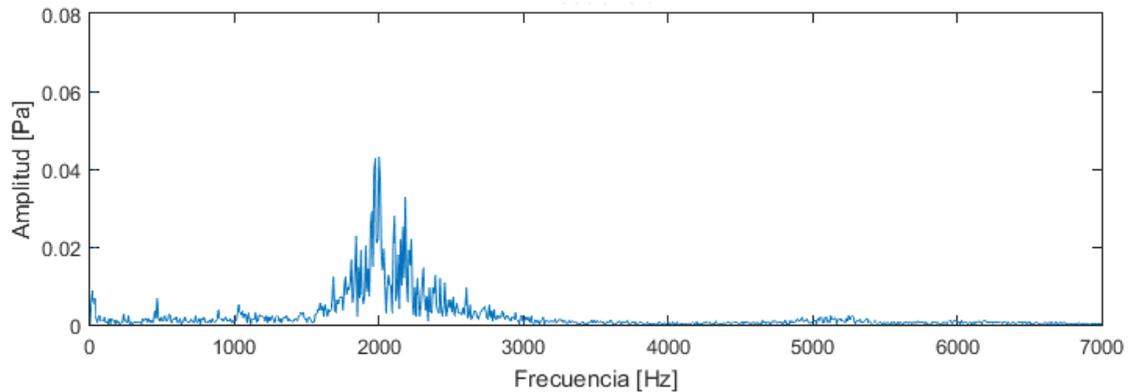


Figura 17. Señal en dominio de frecuencia

Fuente: El autor

En la figura 17 se presenta el resultado del ventaneo representando en el eje X la Frecuencia y el eje Y la Amplitud, del cual se extrae las siguientes características:

Energía

La energía disipada por una resistencia de 1ohm cuando se le aplica un voltaje $X(i)$ es representada por la función de energía de una señal. Para el caso de las señales discretas la energía se define por la ecuación.

$$E = \sum_{i=0}^{N-1} x_i^2 \quad (2)$$

Potencia

Es la energía por unidad de tiempo en un intervalo (número total de muestras), para señales discretas se expresa en la ecuación.

$$P = \frac{1}{N_2 - N_1 + 1} \sum_{i=N_1}^{N_2} x_i^2 \quad (3)$$

Donde

$N_2 - N_1$ es el rango de medición en número de muestras

$x(i)$ es el valor muestral de aceleración

RMS

El RMS (Root Mean Square) es un estadístico global, que se define como la raíz cuadrada del promedio de la suma de los cuadrados de los valores de la señal en el intervalo de análisis. Se determina mediante la ecuación.

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2} \quad (4)$$

Factor de Cresta

El Factor de Cresta es una medida normalizada de la amplitud del pico máximo respecto del RMS, este se incrementa con la presencia de pocos picos de gran amplitud causados por la detonación al interior de los cilindros. Se determina mediante la ecuación.

$$FC = \frac{|x_{max}|}{RMS} \quad (5)$$

Kurtosis

El momento es normalizado por la raíz cuadrada de la varianza. Es una medida relacionada con la cantidad y la amplitud de picos presentes en la señal. Mientras mayor es el número de picos, la Kurtosis tiende a crecer. Se determina mediante la ecuación.

$$C = n \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4 / \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \quad (6)$$

En la parte superior de la figura 18, se observa la señal obtenida con la pinza inductiva y con el acelerómetro respectivamente en condiciones de funcionamiento normales, y en la parte inferior las señales obtenidas con la pinza obtenida y acelerómetro después de haber generado la falla.

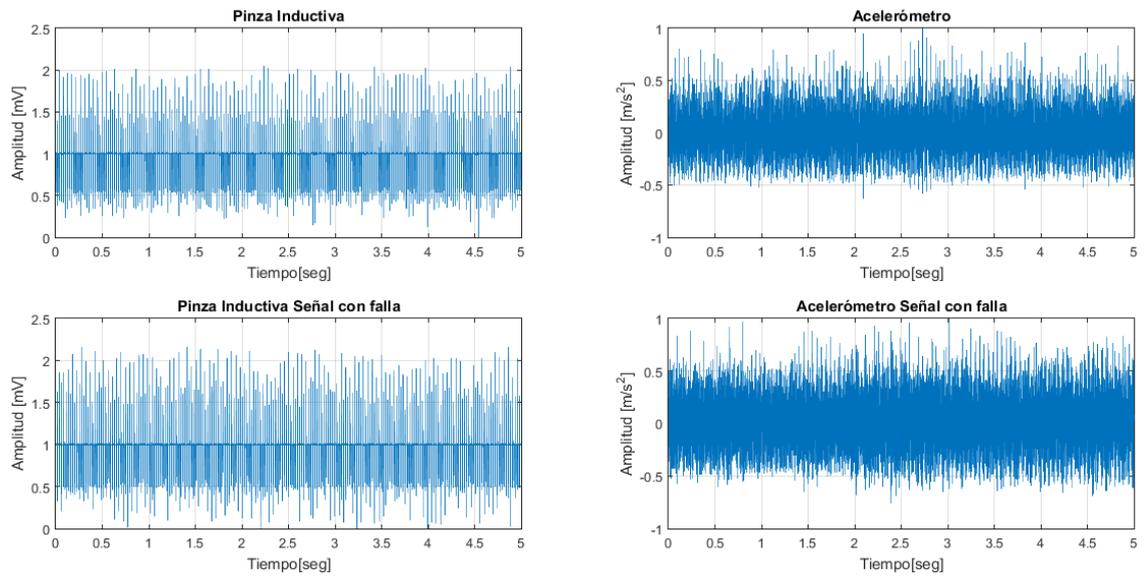


Figura 18.Señales en el dominio del tiempo

Fuente: El autor

En la figura 19 se presenta el resultado algoritmo realizado el cual reconoce todas las fases de trabajo durante el tiempo de la muestra y los extrae de la señal para luego obtener una señal patrón representativa de todos los ciclos de trabajo presentes.

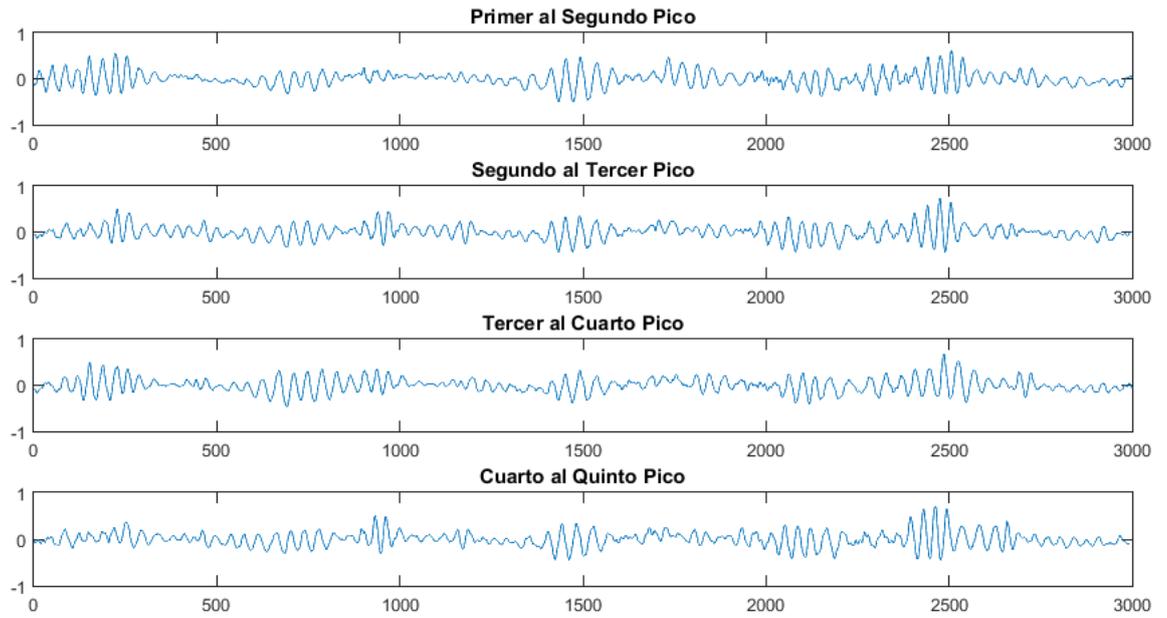


Figura 19.Fases de trabajo durante la muestra

Fuente: El autor

Durante la combustión ocurre una cantidad desconocida de explosiones, la señal obtenida en la figura 20 representa a todas las señales adquiridas durante este proceso.

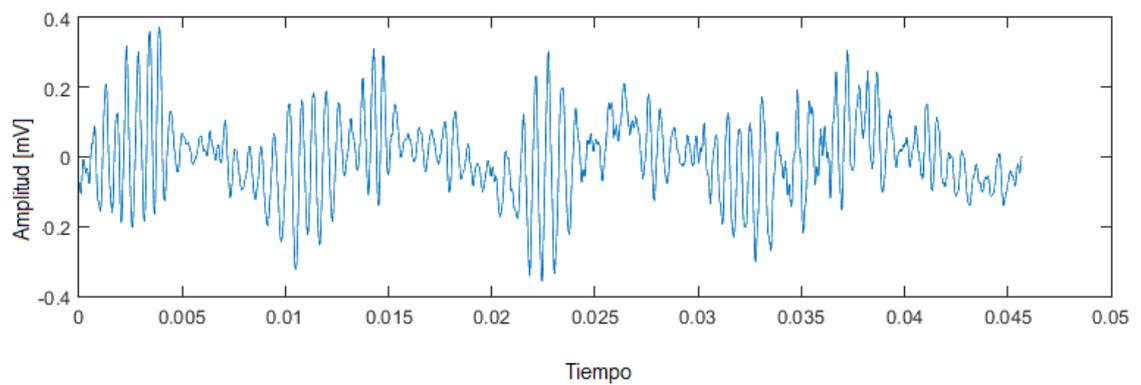


Figura 20.Señales obtenidas durante el proceso de combustión

Fuente: El autor

Después de obtener la señal patrón que representa en el intervalo de muestreo se aplica la Transformada de Fourier como se muestra en la figura 21, este resultado es representativo para toda la muestra.

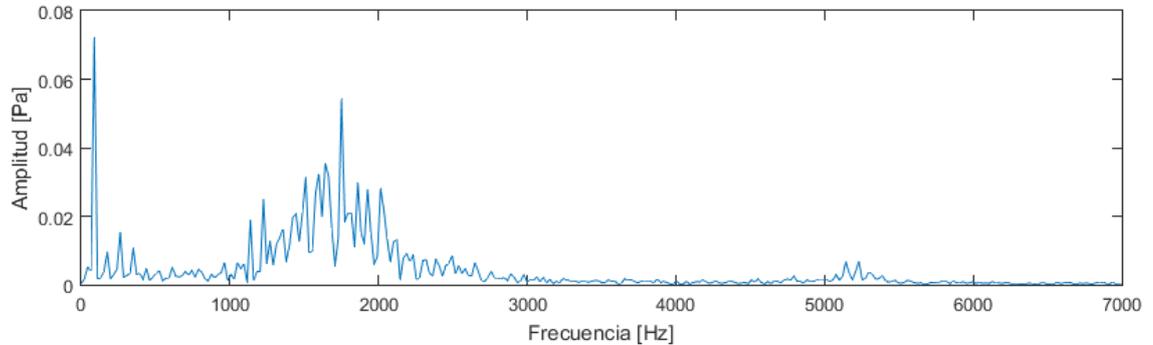


Figura 21.Aplicación de la transformada de Fourier

Fuente: El autor

Se han analizado en total 136 muestras divididas en ralenti y en alto régimen por lo cual el análisis de normalidad no es un problema.

7.4. Presentación de los resultados obtenidos

7.4.1. Análisis de muestra en ralenti

7.4.1.1 Media

En la gráfica de probabilidad normal mostrada en la figura 22 se puede observar que los datos están distribuidos normalmente, no existen aglomeraciones y no existen valores atípicos en los datos. El punto inicial no sigue la línea recta lo que ocasiona que la distribución sea asimétrica, seguida de un distanciamiento hasta encontrar un grupo de datos que se desvían de la distribución normal en el punto 0, continuando con una dispersión no moderada de la normalidad lo que afecta seriamente a los resultados.

En la gráfica Residuos vs ajustes los datos deben estar dispersos aleatoriamente alrededor de 0, de acuerdo con la gráfica los datos están dispersos aleatoriamente alrededor de cero, lo que presenta evidencia de varianza no constante.

La grafica de Residuos vs orden de los datos, Esta gráfica representa los residuos en el orden de las observaciones correspondientes. La gráfica es útil cuando el orden de las observaciones puede influir en los resultados, lo cual puede ocurrir cuando los datos se recolectan en una secuencia de tiempo o en alguna otra secuencia. Esta gráfica puede ser particularmente útil en un experimento diseñado en el cual las corridas no estén aleatorizadas.

Si los datos tienen menos de 50 observaciones, la gráfica podría mostrar una curvatura en las colas, aun si los residuos están normalmente distribuidos. A medida que disminuye el número de observaciones, la gráfica de probabilidad pudiera mostrar una variación y no linealidad aún mayores.

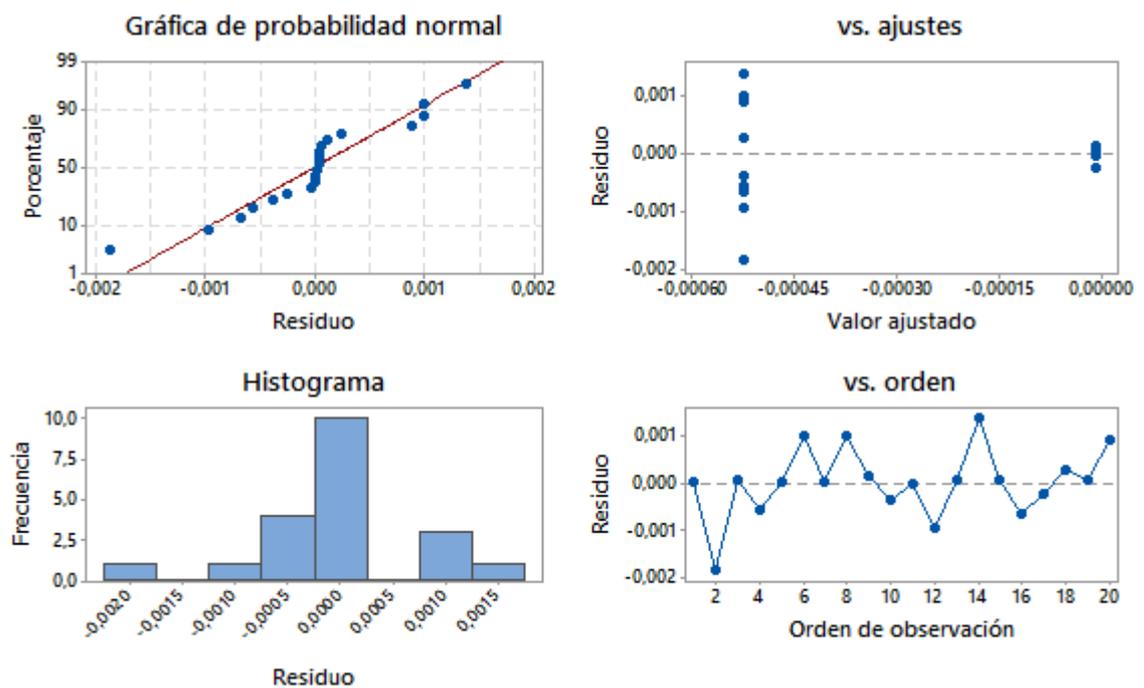


Figura 22. Grafica de residuos para media

Fuente: El autor

En este caso para la figura 23 observa que la muestra con falla y la ok se sobreponen por lo que no existe diferencia entre las medias. Se obtiene que el valor R es igual a 11,80 lo que quiere decir que la dispersión de datos es alta, es decir la dispersión de datos es mayor que entre las 2 medias de las diferentes muestras.

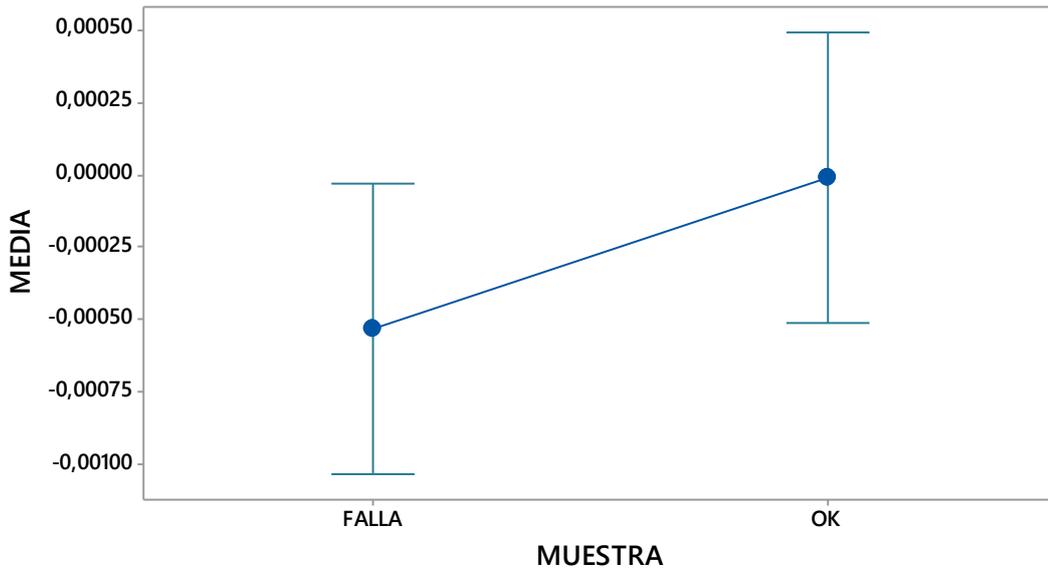


Figura 23. Grafica de intervalos de Media vs Muestra

Fuente: El autor

Con método de Tukey se compara las medias para cada par de niveles de factor, de manera que entre más lejos se encuentre la línea cero es más eficaz el resultado obtenido.

Se puede observar en la figura... que el intervalo de confianza para la diferencia entre las medias de las muestras OK y con falla se extiende en un rango de 0,0001 a 0,0012, el cual incluye la línea cero, lo que indica que la diferencia que existe una diferencia estadísticamente significativa entre las medias correspondientes.

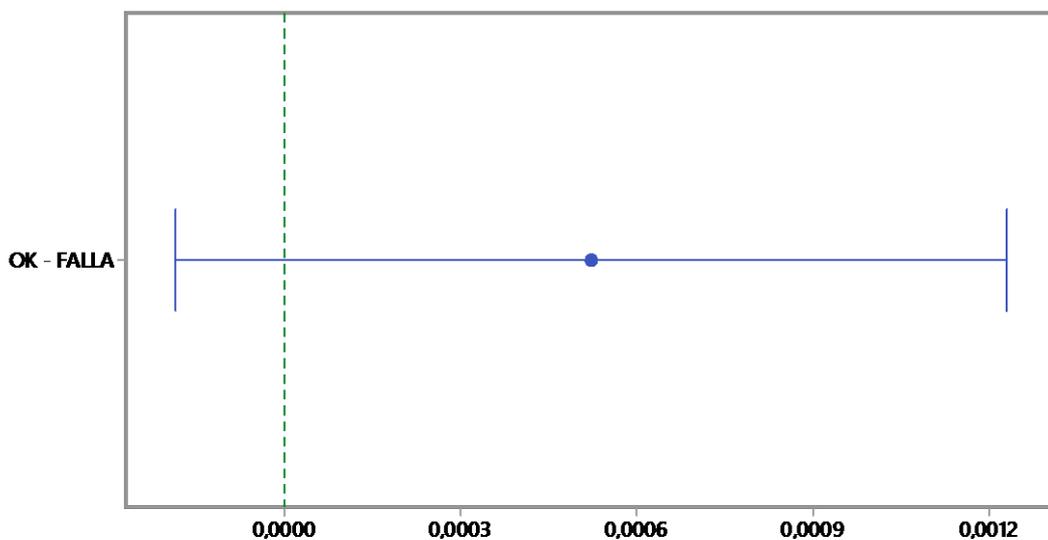


Figura 24. IC simultáneos de 95% de Tukey

Fuente: El autor

Después del análisis de varianza, se obtiene que el p value obtenido para la característica “Media” es igual a 0,138 que es superior a $\alpha=0,05$ seleccionado para el análisis experimental en cuyo caso se concluye que la diferencia que existe entre las poblaciones “ok” y “falla” no es altamente significativa, por lo tanto se acepta la hipótesis nula. Mediante el análisis de esta característica no se puede detectar fallos en el inyector.

7.4.1.2. Varianza

En la gráfica de probabilidad normal figura 25, el primer y último punto están un tanto alejado de la línea recta en comparación con los demás puntos, esto no genera asimetría debido a que el resto de puntos están normalmente distribuidos. En el histograma se puede apreciar que no existen valores atípicos.

De acuerdo con Residuos vs ajustes los residuos parecen estar dispersos aleatoriamente alrededor de cero. No existe evidencia de varianza no constante, términos faltantes o valores atípicos.

La grafica de Residuos vs orden, presenta que los residuos parecen estar dispersos aleatoriamente alrededor de cero, no existe evidencia de que los términos de error estén correlacionados entre sí.

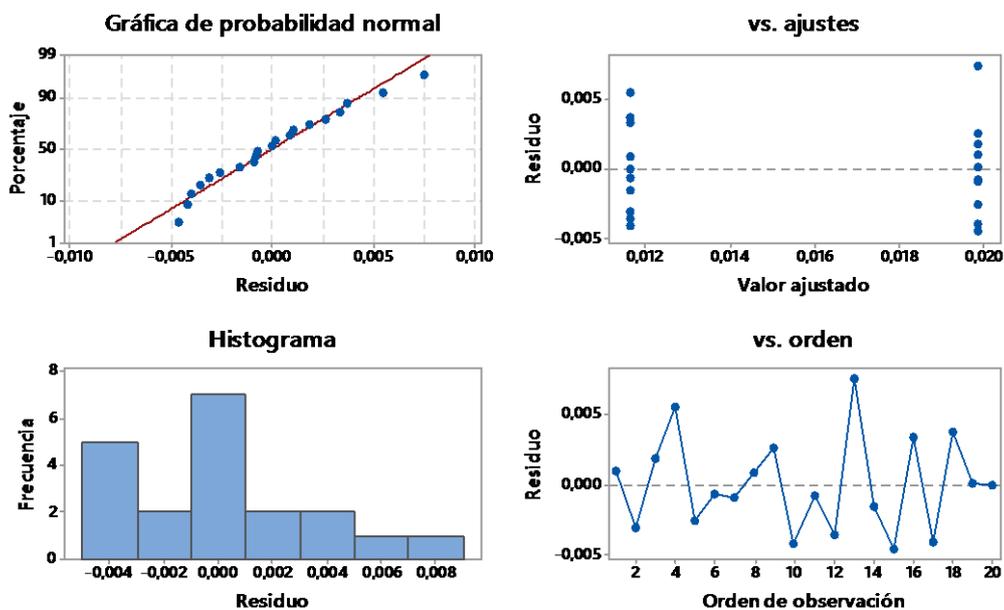


Figura 25. Grafica de residuos varianza

Fuente: El autor

Se puede observar en la figura 26 que el intervalo de confianza para la diferencia entre las medias de las muestras OK y con falla se encuentra lejos de la línea cero, lo que indica que existe una diferencia estadísticamente significativa entre las medias correspondientes.

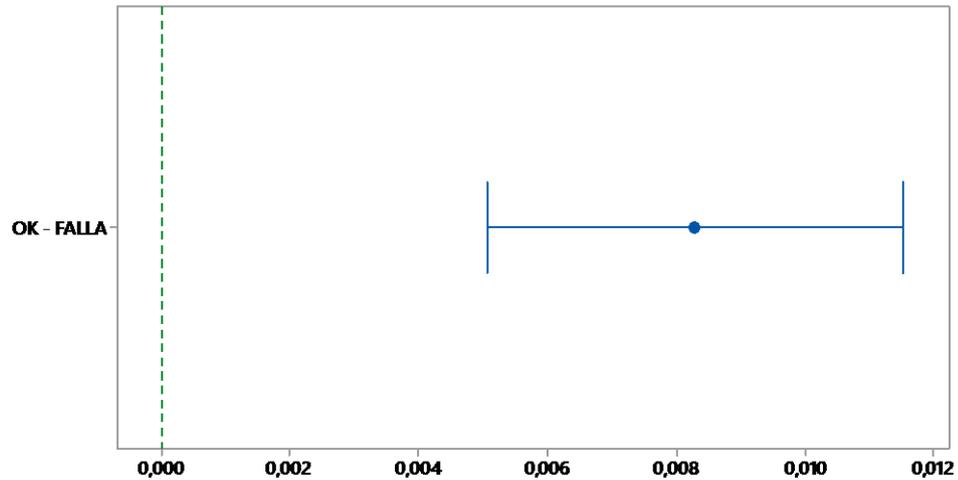


Figura 26. IC simultáneos de 95% de Tukey

Fuente: El autor

Los intervalos de las medias no se superponen, por lo que las medias de muestra con falla y ok son diferentes. Se obtiene que el valor R es igual a 61,77 lo que quiere decir que la dispersión de datos es baja.

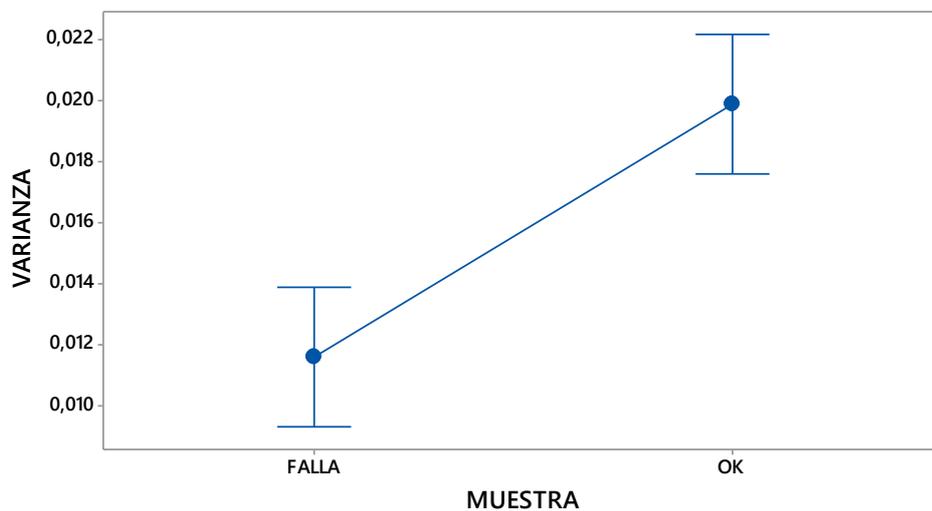


Figura 27. Grafica de intervalos de Varianza vs Muestra

Fuente: El autor

Después del análisis de varianza, se obtiene que el p value obtenido para la característica “Varianza” es igual a 0 que es inferior a $\alpha=0,05$ seleccionado para el análisis experimental en cuyo caso se concluye que la diferencia que existe entre las poblaciones “ok” y “falla” es altamente significativa, por lo tanto se acepta la hipótesis alternativa. Mediante el análisis de esta característica se puede detectar fallos en el inyector.

7.4.1.3. Desviación estándar

En la gráfica de probabilidad normal, se aprecia que todos los puntos están normalmente distribuidos, pero antes de los dos últimos puntos existe una pequeña separación, lo que se verifica en el histograma, no existen valores atípicos.

De acuerdo con la gráfica de Residuos vs ajustes los residuos están dispersos aleatoriamente alrededor de cero.

La grafica de Residuos vs orden, presenta que los residuos están dispersos aleatoriamente alrededor de cero, no existe evidencia de que los términos de error estén correlacionados entre sí.

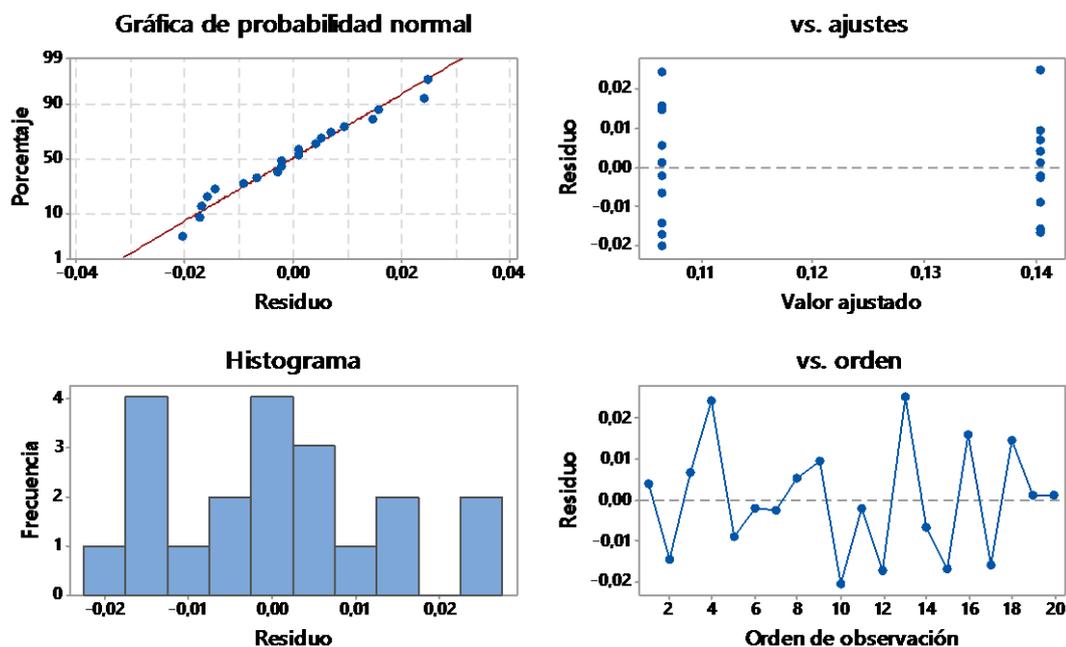


Figura 28. Grafica de residuos para desviacion

Fuente: El autor

Los intervalos de las medias no se superponen, por lo que las medias de población son diferentes. Se obtiene que el valor R es igual a 62% lo que quiere decir que la dispersión de datos es baja.

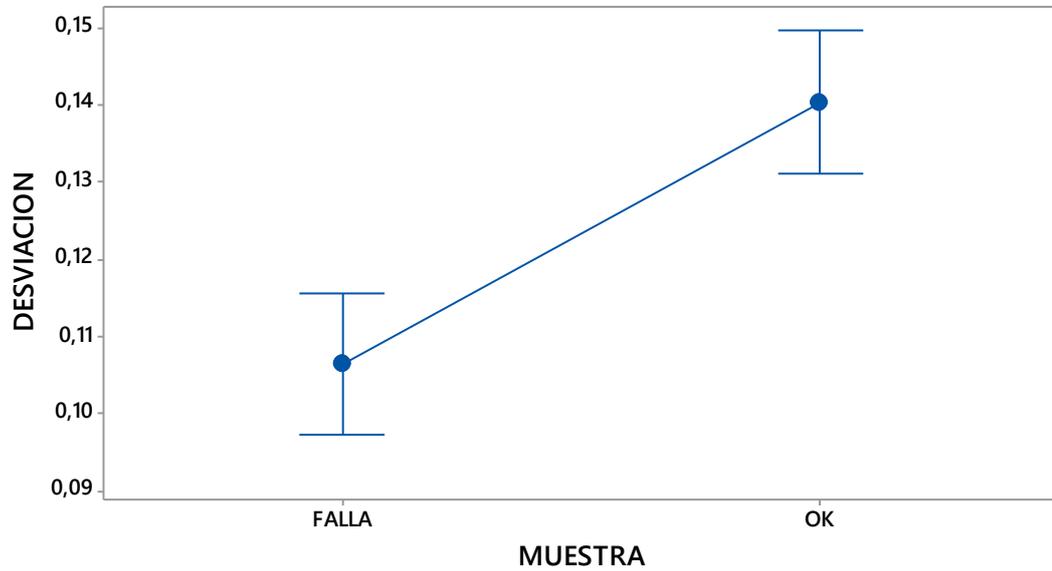


Figura 29. Grafica de intervalos de Varianza vs Muestra

Fuente: El autor

Se puede observar en la figura 30 que el intervalo de confianza para la diferencia entre las medias de las muestras OK y con FALLA se encuentra lejos de la línea cero, lo que indica que existe una diferencia estadísticamente significativa entre las medias correspondientes.

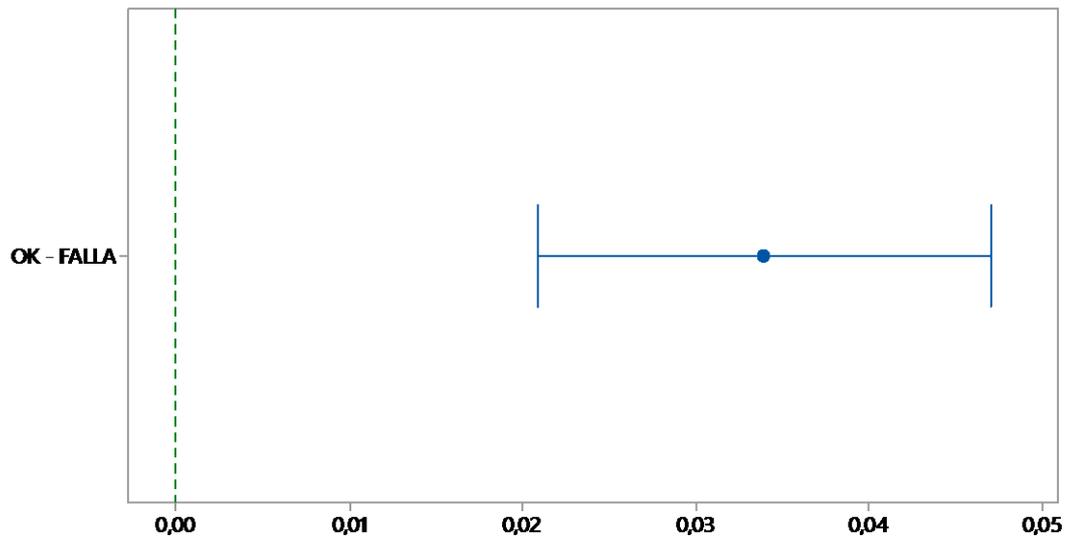


Figura 30. IC simultáneos de 95% de Tukey

Fuente: El autor

Después del análisis de varianza, se obtiene que el p value obtenido para la característica “Desviación estándar” es igual a 0 que es inferior a $\alpha=0,05$ seleccionado para el análisis experimental en cuyo caso se concluye que la diferencia que existe entre las poblaciones “OK” y “FALLA” es altamente significativa, por lo tanto se acepta la hipótesis alternativa. Mediante el análisis de esta característica se puede detectar fallos en el inyector.

7.4.1.4. Mediana

En la gráfica de probabilidad normal, se aprecia que los dos primeros puntos están un tanto alejados de los demás puntos que se encuentran normalmente distribuidos, lo que se verifica en el histograma, que no presenta valores atípicos.

De acuerdo con Residuos vs ajustes los residuos parecen estar dispersos aleatoriamente alrededor de cero. La grafica de Residuos vs orden, presenta que los residuos parecen estar dispersos aleatoriamente alrededor de cero, no existe evidencia de que los términos de error estén correlacionados entre sí.

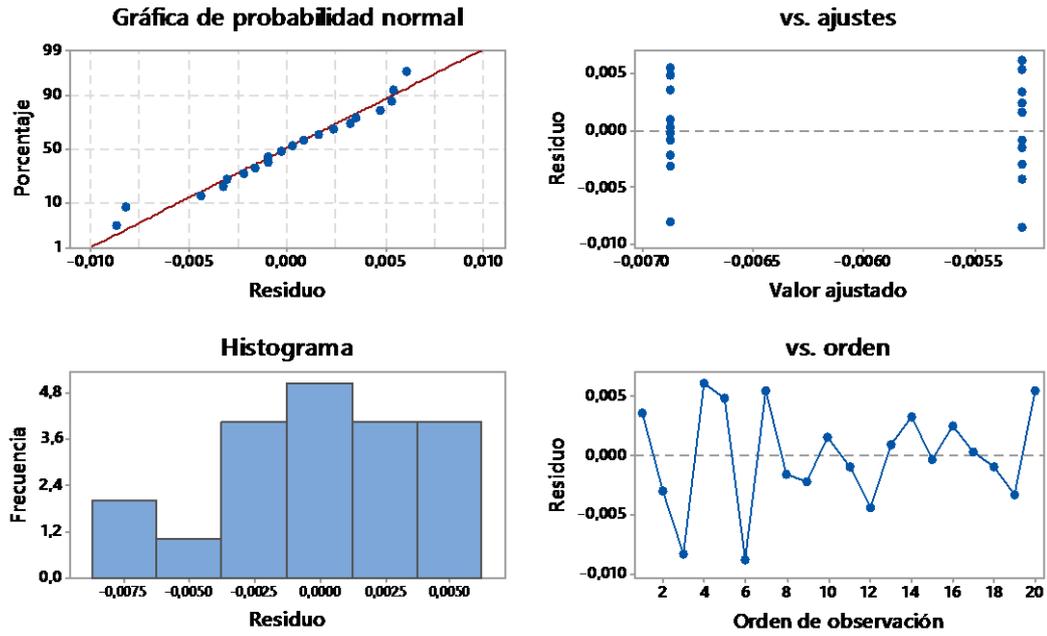


Figura 31. Grafica de residuos para Mediana

Fuente: El autor

En este caso para la figura 32 se observa que los intervalos correspondientes a las medias de la muestra con falla y la ok se sobrepone por lo que no existe diferencia entre las medias.

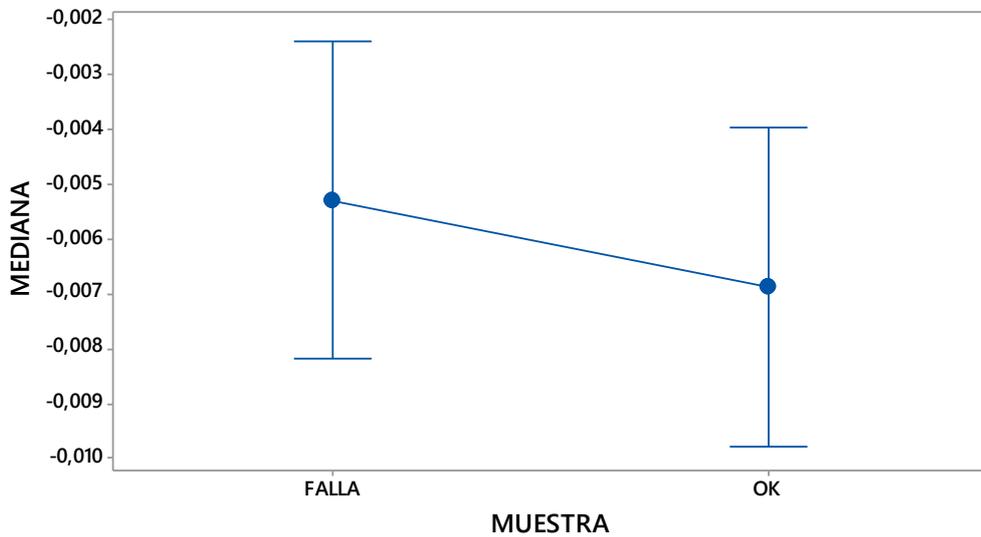


Figura 32. Grafica de intervalos de Mediana vs Muestra

Fuente: El autor

Se puede observar en la figura 33 que el intervalo de confianza para la diferencia entre las medias de las muestras OK y con FALLA se extiende en un rango de -0,004 a 0,0025, el cual incluye la línea cero, lo que indica que la diferencia que no existe una diferencia estadísticamente significativa entre las medias correspondientes.

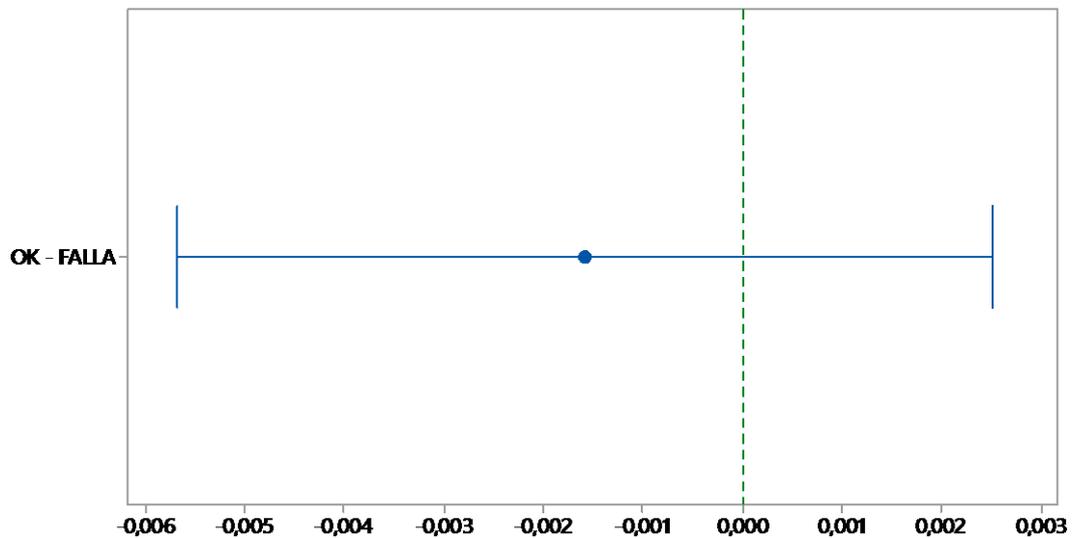


Figura 33. IC simultáneos de 95% de Tukey

Fuente: El autor

Después del análisis de varianza, se obtiene que el p value obtenido para la característica “Mediana” es igual a 0 que es inferior a $\alpha=0,05$ seleccionado para el análisis experimental en cuyo caso se concluye que la diferencia que existe entre las poblaciones “ok” y “falla” es altamente significativa, por lo tanto se acepta la hipótesis alternativa. Mediante el análisis de esta característica se puede detectar fallos en el inyector.

7.4.1.5. Máximo

En la gráfica de probabilidad normal mostrada en la figura 34 se puede observar que los datos están distribuidos normalmente, no existen aglomeraciones y no existen valores atípicos en los datos, lo cual se puede corroborar con el histograma.

De acuerdo con Residuos vs ajustes los residuos parecen estar dispersos aleatoriamente alrededor de cero. No existe evidencia de varianza no constante, términos faltantes. La

gráfica de Residuos vs orden, presenta que los residuos parecen estar dispersos aleatoriamente alrededor de cero, no existe evidencia de que los términos de error estén correlacionados entre sí.

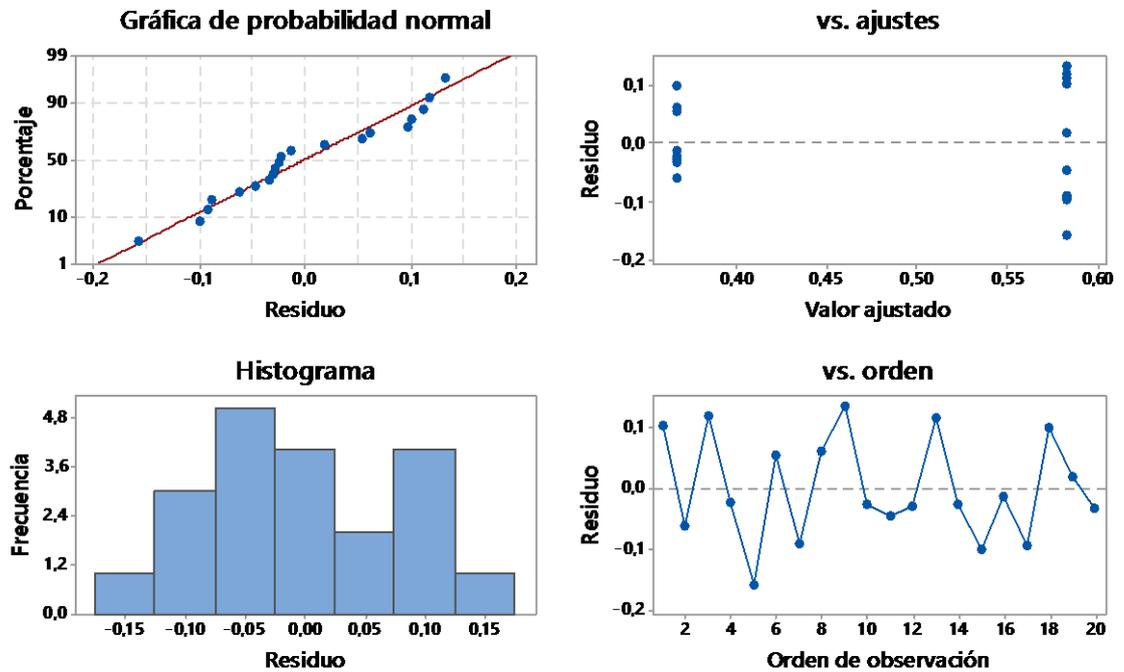


Figura 34. Grafica de residuos para Máximo

Fuente: El autor

En la figura 35 se aprecia una diferencia de intervalos que existe entre la comparación de los diferentes casos Ok y Falla.

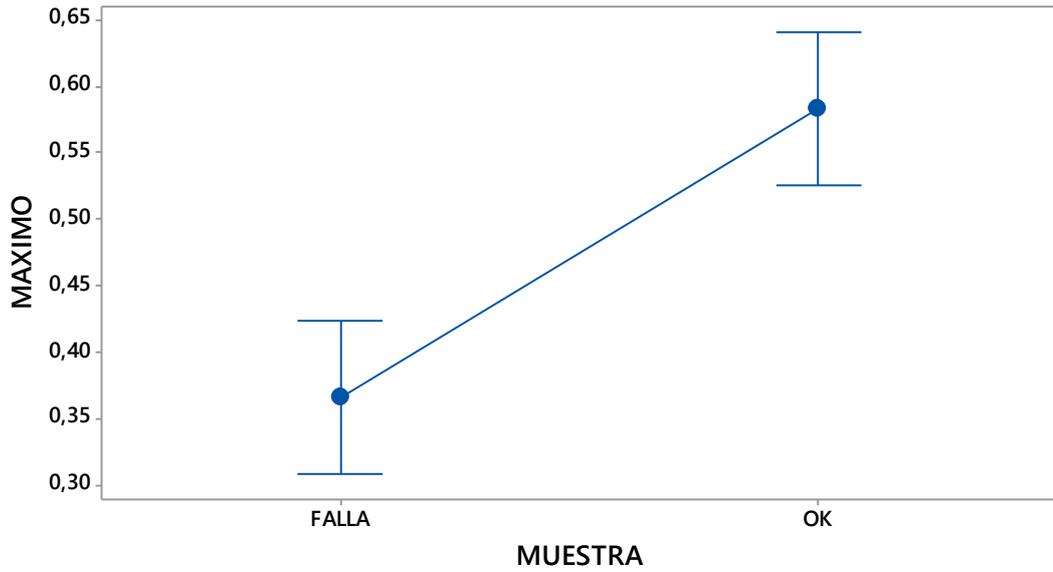


Figura 35. Grafica de intervalos de Máximo vs Muestra
Fuente: El autor

Se puede observar en la figura 36 que el intervalo de confianza para la diferencia entre las medias de las muestras OK y con falla se encuentra lejos de la línea cero, lo que indica que existe una diferencia estadísticamente significativa entre las medias correspondientes.

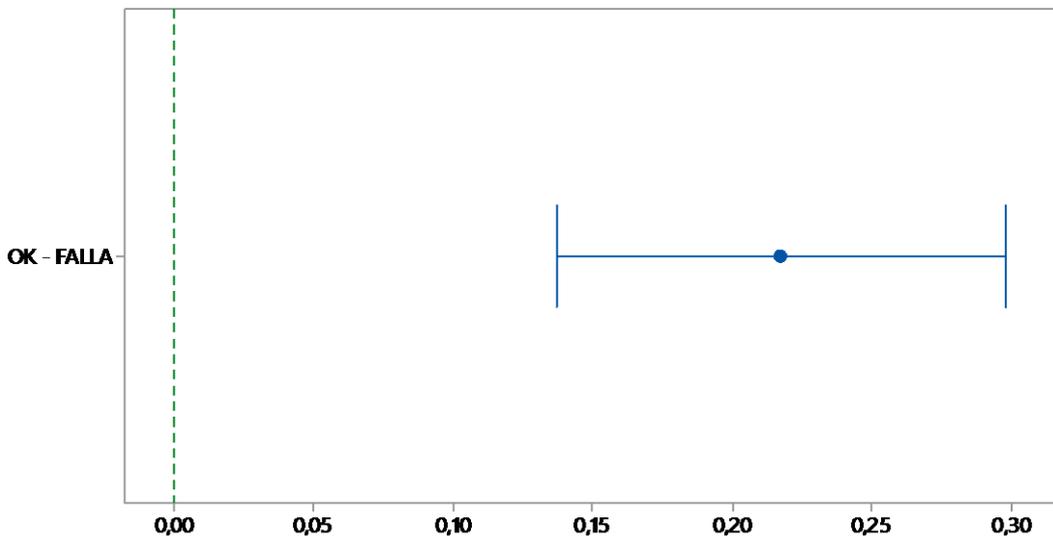


Figura 36. IC simultáneos de 95% de Tukey
Fuente: El autor

Después del análisis de varianza, se obtiene que el p value obtenido para la característica “Máximo” es igual a 0 que es inferior a $\alpha=0,05$ seleccionado para el análisis experimental en cuyo caso se concluye que la diferencia que existe entre las poblaciones “ok” y “falla” es altamente significativa, por lo tanto se acepta la hipótesis alternativa. Mediante el análisis de esta característica se puede detectar fallos en el inyector.

7.4.1.6. Mínimo

En la gráfica de probabilidad normal se presenta que los puntos están distribuidos sobre la línea, no existen aglomeraciones, sin embargo no existe una distancia moderada entre los puntos lo que podría afectar los resultados. La separación de los puntos se puede corroborar así en el histograma.

En residuos vs ajustes se observa que los puntos están dispersos aleatoriamente alrededor de cero. No existe evidencia de varianza no constante, términos faltantes o valores atípicos.

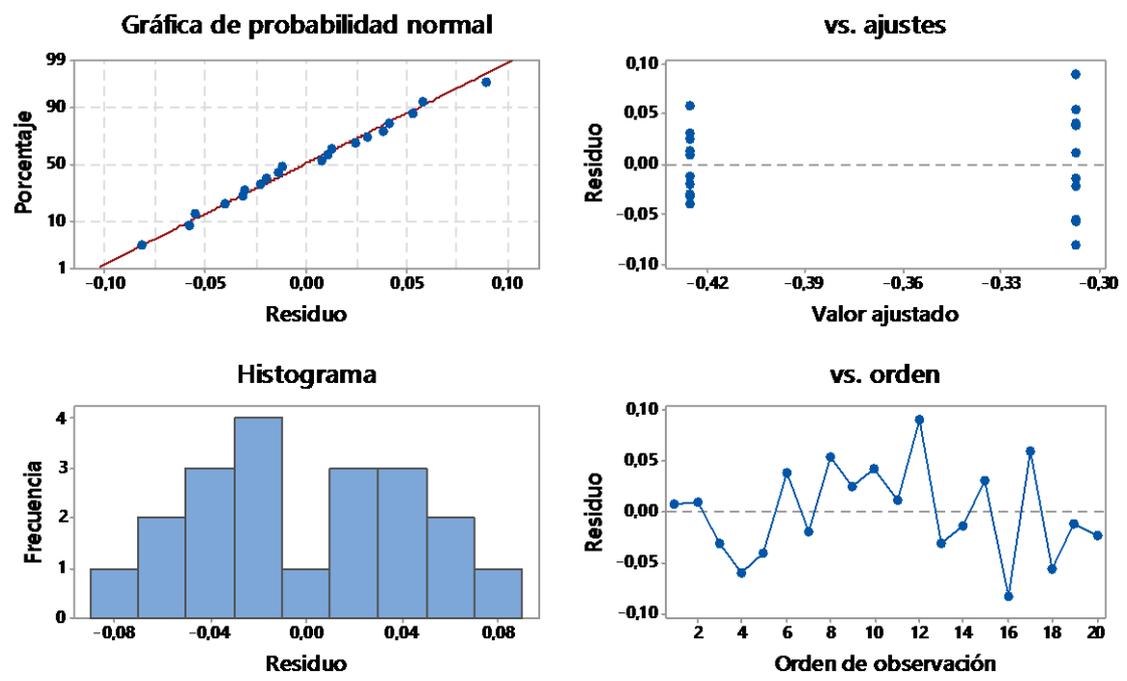


Figura 37. Grafica de residuos para Mínimo

Fuente: El autor

Existe diferencia entre los intervalos de las medias, es decir no se sobreponen, por lo que las medias de los grupos de muestras son diferentes.

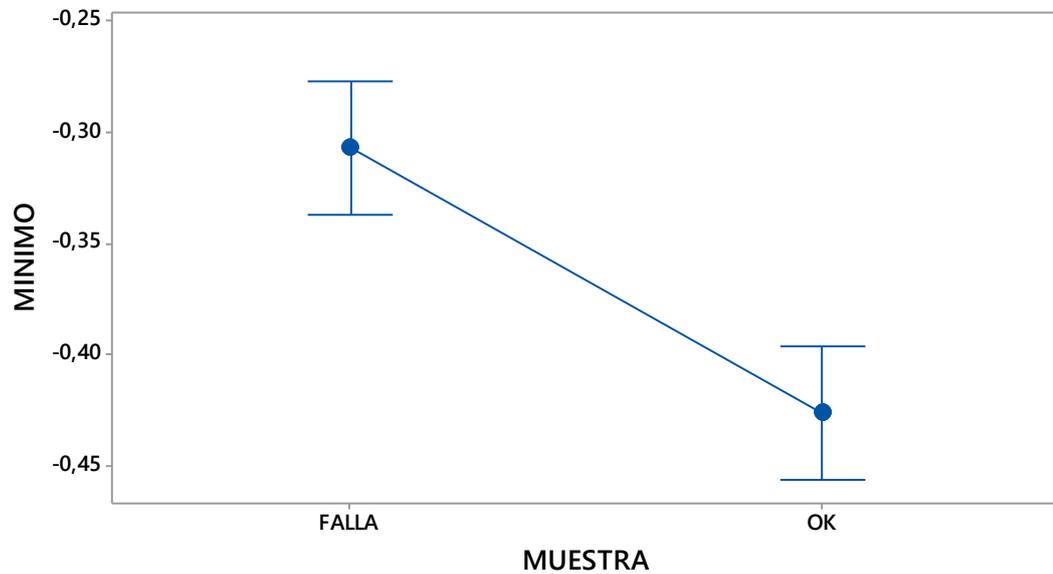


Figura 38. Grafica de intervalos de Mínimo vs Muestra
Fuente: El autor

Se puede observar en la figura 39 que el intervalo de confianza para la diferencia entre las medias de las muestras OK y con falla se encuentra lejos de la línea cero, lo que indica que existe una diferencia estadísticamente significativa entre las medias correspondientes.

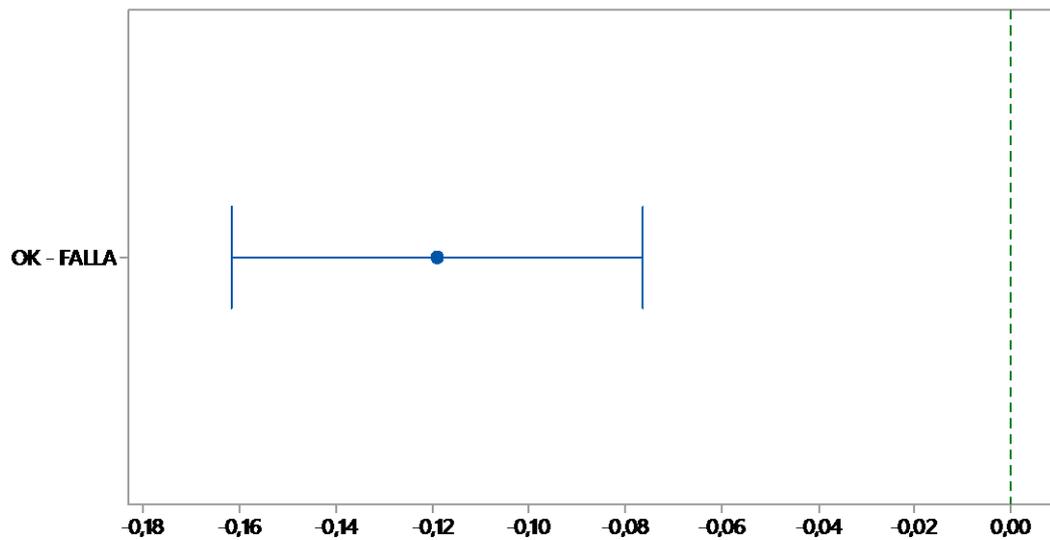


Figura 39. IC simultáneos de 95% de Tukey
Fuente: El autor

Después del análisis de varianza, se obtiene que el p value obtenido para la característica “Mínimo” es igual a 0 que es inferior a $\alpha=0,05$ seleccionado para el análisis experimental en cuyo caso se concluye que la diferencia que existe entre las poblaciones “ok” y “falla” es altamente significativa, por lo tanto se acepta la hipótesis alternativa. Mediante el análisis de esta característica se puede detectar fallos en el inyector.

7.4.1.8. Potencia

En la gráfica de probabilidad normal, el primer y último punto están un tanto alejado de la línea recta en comparación con los demás puntos, esto no genera asimetría debido a que el resto de puntos están normalmente distribuidos. En el histograma se puede apreciar que no existen valores atípicos.

De acuerdo con Residuos vs ajustes los residuos están dispersos aleatoriamente alrededor de cero. No existe evidencia de varianza no constante, términos faltantes o valores atípicos. La grafica de Residuos vs orden, presenta que los residuos están dispersos aleatoriamente alrededor de cero, no existe evidencia de que los términos de error estén correlacionados entre sí.

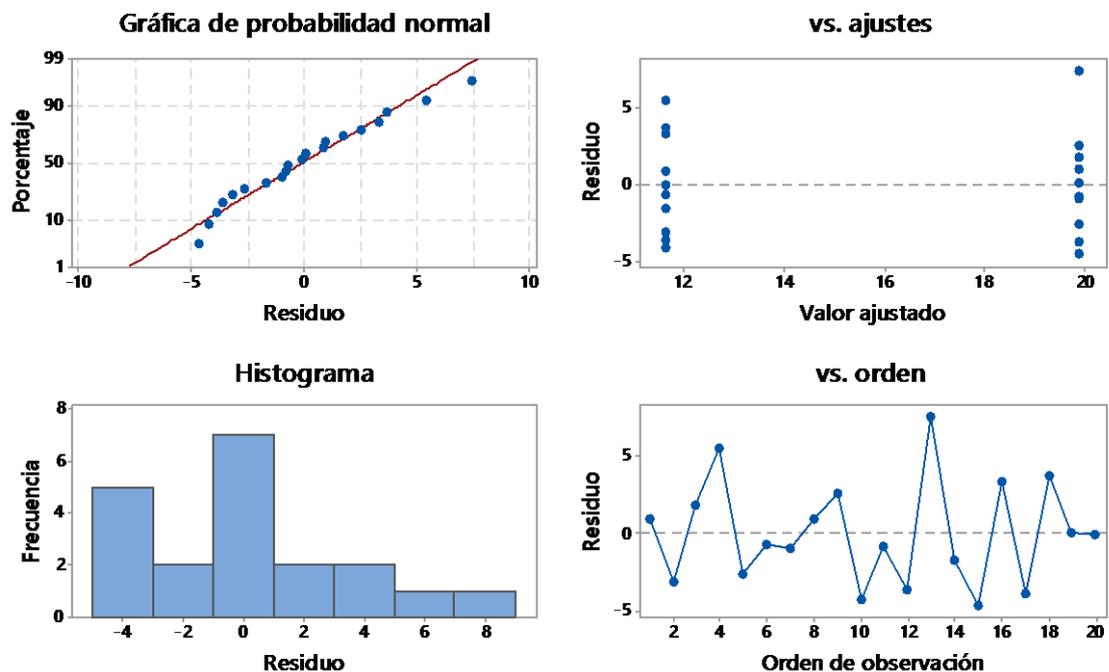


Figura 40. Grafica de residuos para Potencia
Fuente: El autor

Los intervalos de las medias no se sobreponen, por lo que las medias de población son diferentes.

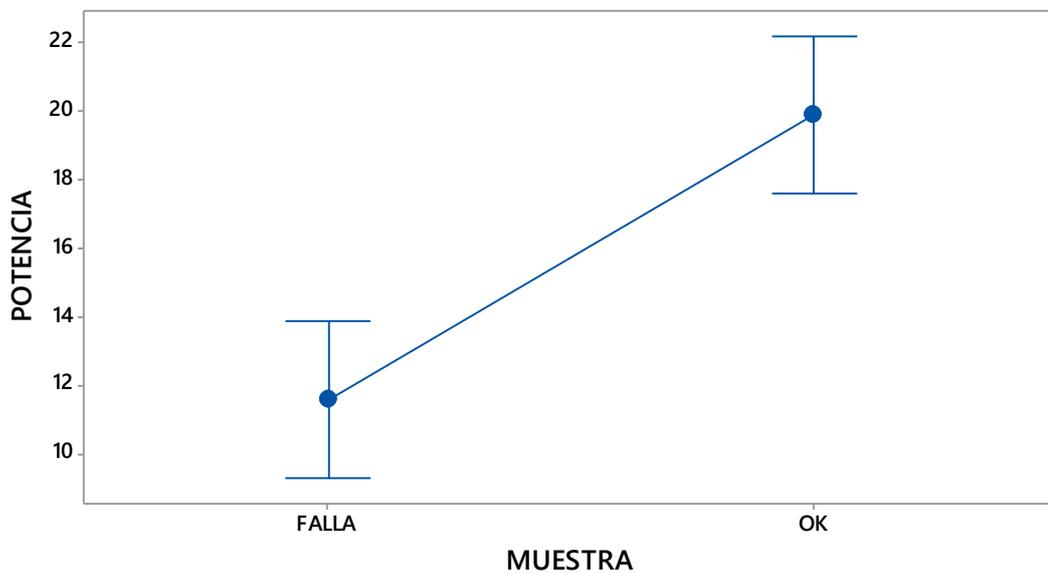


Figura 41. Grafica de intervalos de Potencia vs Muestra
Fuente: El autor

Se puede observar en la figura 42 que el intervalo de confianza para la diferencia entre las medias de las muestras OK y con falla se encuentra lejos de la línea cero, lo que indica que existe una diferencia estadísticamente significativa entre las medias correspondientes.

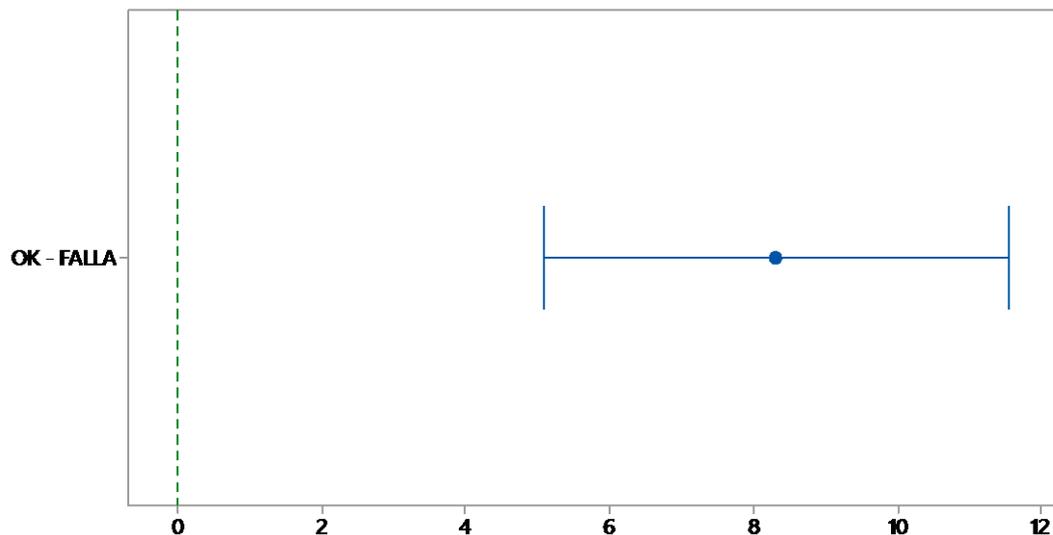


Figura 42. IC simultáneos de 95% de Tukey
Fuente: El autor

Después del análisis de varianza, se obtiene que el p value obtenido para la característica “Potencia” es igual a 0 que es inferior a $\alpha=0,05$ seleccionado para el análisis experimental en cuyo caso se concluye que la diferencia que existe entre las poblaciones “ok” y “falla” es altamente significativa, por lo tanto se acepta la hipótesis alternativa. Mediante el análisis de esta característica se puede detectar fallos en el inyector.

7.4.1.9. Energía

En la gráfica de probabilidad normal se presenta que los puntos están distribuidos sobre la línea, no existen aglomeraciones, existe una distancia moderada entre los puntos. La separación de los puntos se puede corroborar así en el histograma, en donde se observa que existe simetría

En residuos vs ajustes se observa que los puntos están dispersos aleatoriamente alrededor de cero. No existe evidencia de varianza no constante, términos faltantes o valores atípicos.

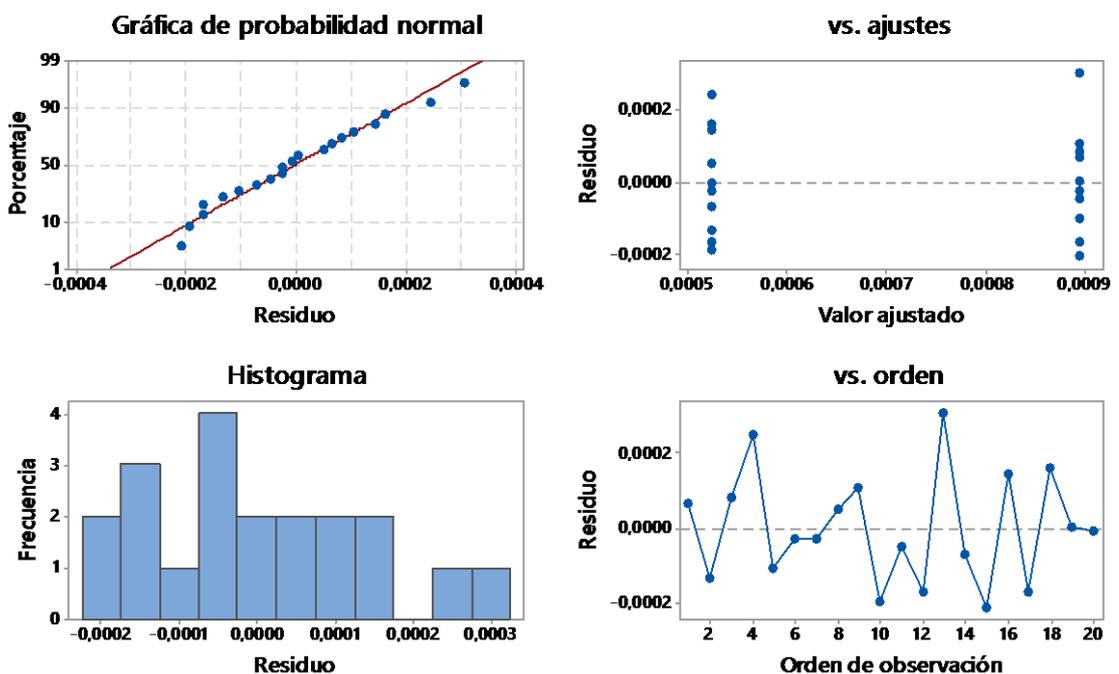


Figura 43. Grafica de residuos para Energía
Fuente: El autor

En la figura 44 se aprecia que existe una alta diferencia de intervalo entre la comparación de las muestras con falla y ok.

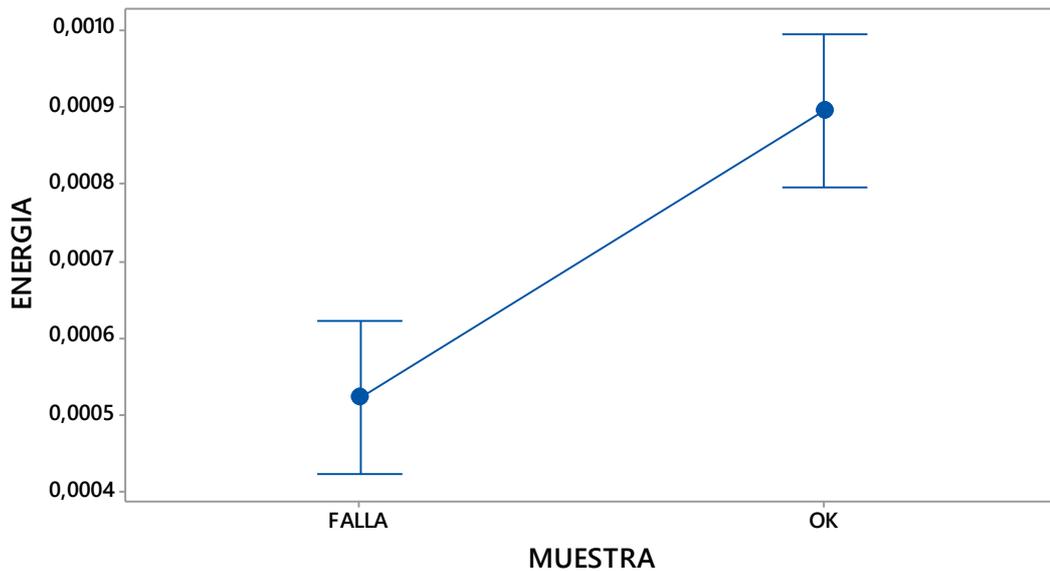


Figura 44. Grafica de intervalos de Energía vs Muestra
Fuente: El autor

Se puede observar en la figura... que el intervalo de confianza para la diferencia entre las medias de las muestras OK y con falla se encuentra lejos de la línea cero, lo que indica que existe una diferencia estadísticamente significativa entre las medias correspondientes

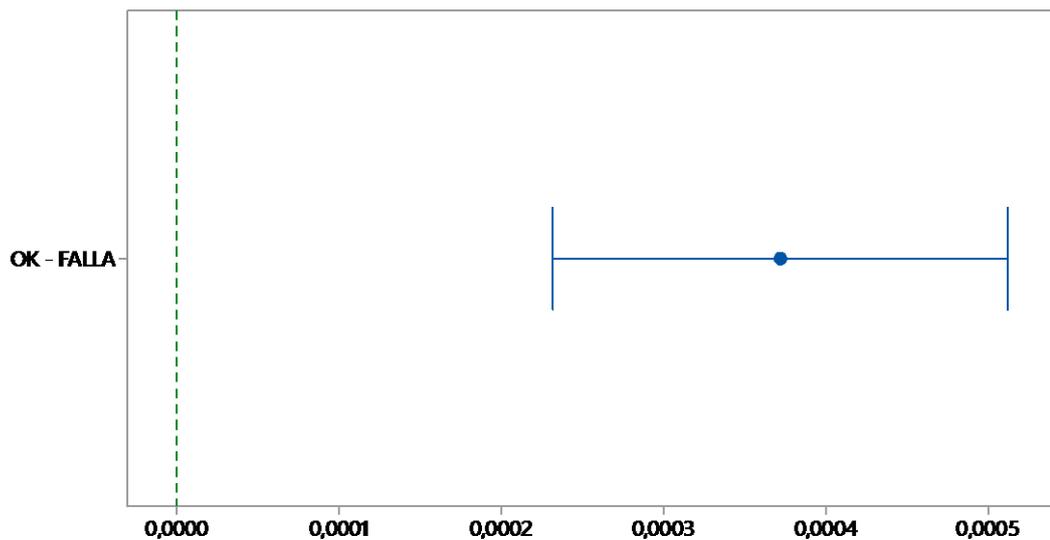


Figura 45. IC simultáneos de 95% de Tukey
Fuente: El autor

Después del análisis de varianza, se obtiene que el p value obtenido para la característica “Energía” es igual a 0 que es inferior a $\alpha=0,05$ seleccionado para el análisis experimental en cuyo caso se concluye que la diferencia que existe entre las poblaciones “ok” y “falla” es altamente significativa, por lo tanto se acepta la hipótesis alternativa. Mediante el análisis de esta característica se puede detectar fallos en el inyector.

7.4.1.10. Kurtosis

En la gráfica de probabilidad normal, el primer y último punto están separados del resto de puntos, esto no genera asimetría debido a que el resto de puntos están normalmente distribuidos. En el histograma se puede apreciar que no existen valores atípicos. De acuerdo con Residuos vs ajustes los residuos parecen estar dispersos aleatoriamente alrededor de cero.

La grafica de Residuos vs orden, presenta que los residuos están dispersos aleatoriamente alrededor de cero, no existe evidencia de que los términos de error estén correlacionados entre sí.

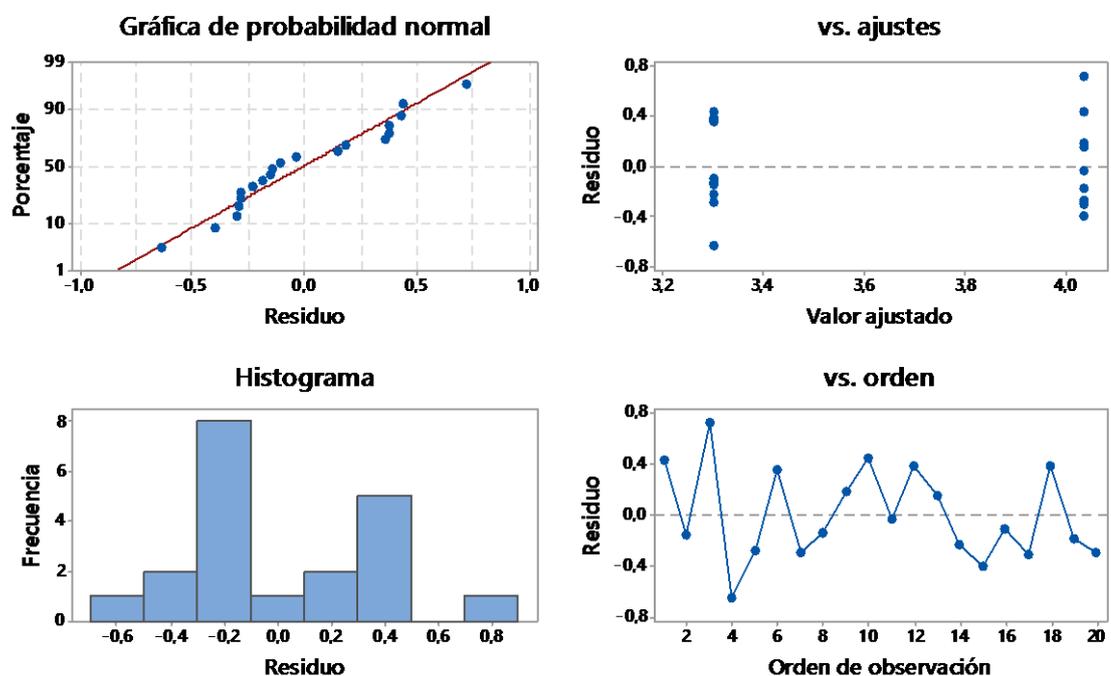


Figura 46. Grafica de residuos para Kurtosis
Fuente: El autor

Los intervalos de las medias no se superponen, por lo que las medias de muestra con falla y ok son diferentes.

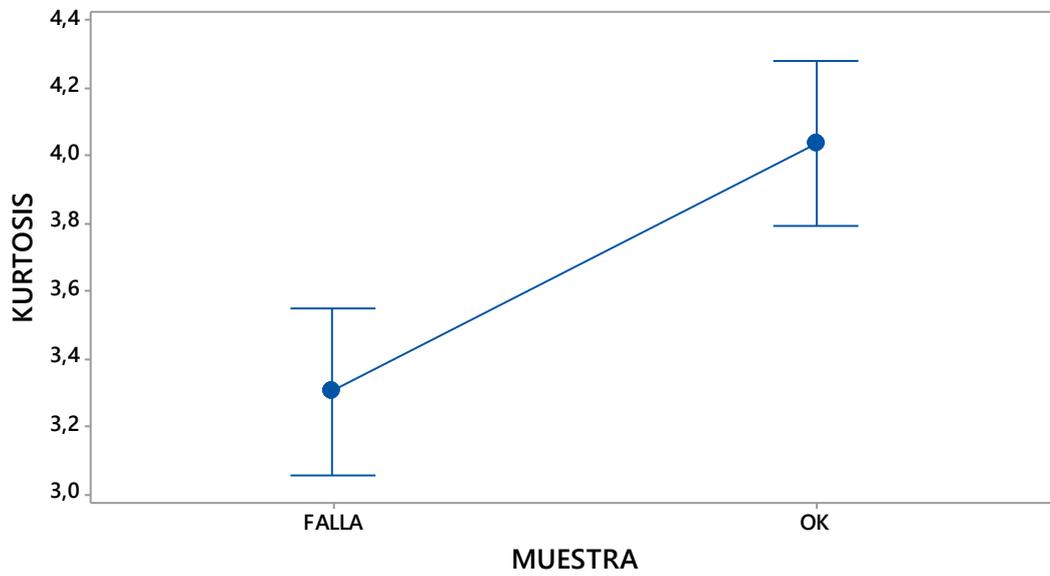


Figura 47. Grafica de intervalos de Kurtosis vs Muestra
Fuente: El autor

Se puede observar en la figura 48 que el intervalo de confianza para la diferencia entre las medias de las muestras OK y con falla se encuentra lejos de la línea cero, lo que indica que existe una diferencia estadísticamente significativa entre las medias correspondientes

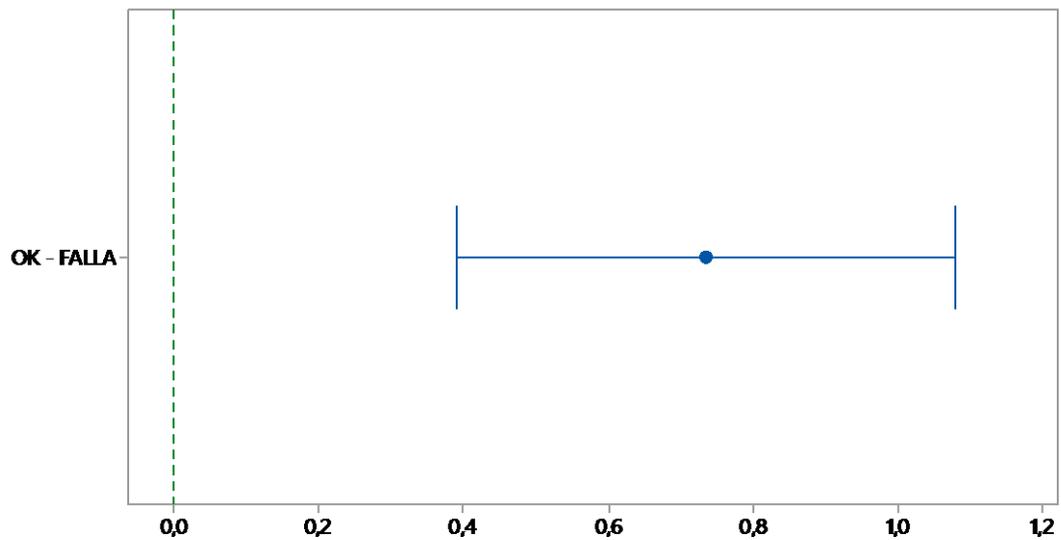


Figura 48. IC simultáneos de 95% de Tukey
Fuente: El autor

7.4.1.1. RMS

En la gráfica de probabilidad normal mostrada en la figura 49 se puede observar que los datos están distribuidos normalmente, no existen aglomeraciones y no existen valores atípicos en los datos. En Residuos vs ajustes los datos deben estar dispersos aleatoriamente alrededor de 0, de acuerdo con la gráfica, los datos no están dispersos aleatoriamente alrededor de cero, lo que presenta evidencia de varianza constante.

La grafica de Residuos vs orden, presenta que los residuos están dispersos aleatoriamente alrededor de cero, no existe evidencia de que los términos de error estén correlacionados entre sí.

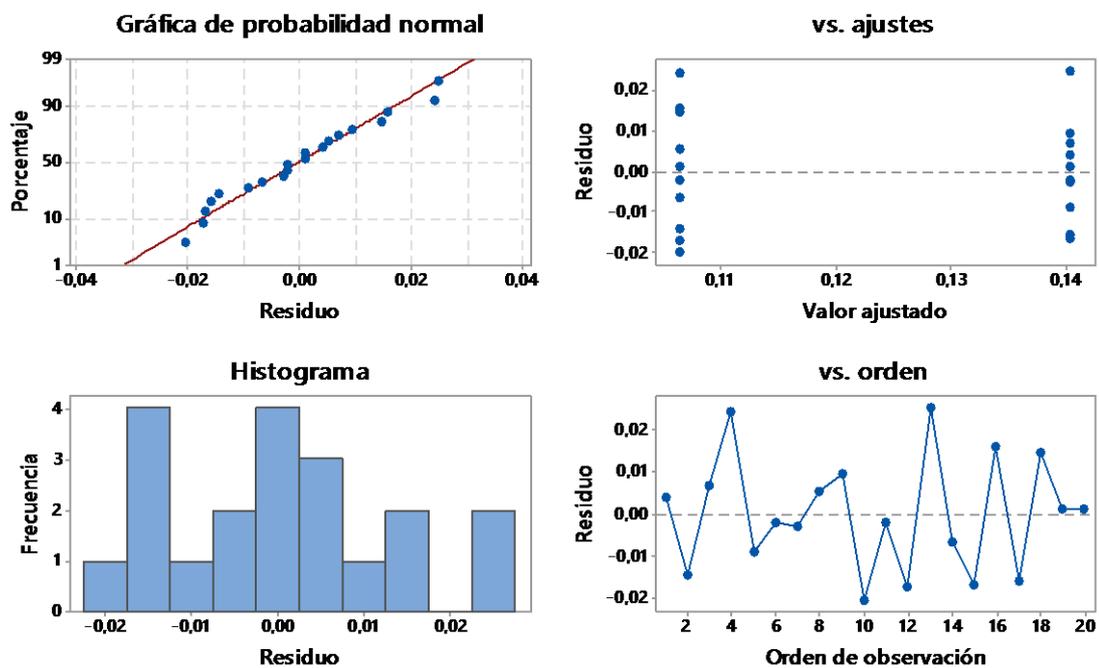


Figura 49. Grafica de residuos para PMS

Fuente: El autor

Existe diferencia entre los intervalos de las medias, es decir no se superponen, por lo que las medias de los grupos de muestras son diferentes.

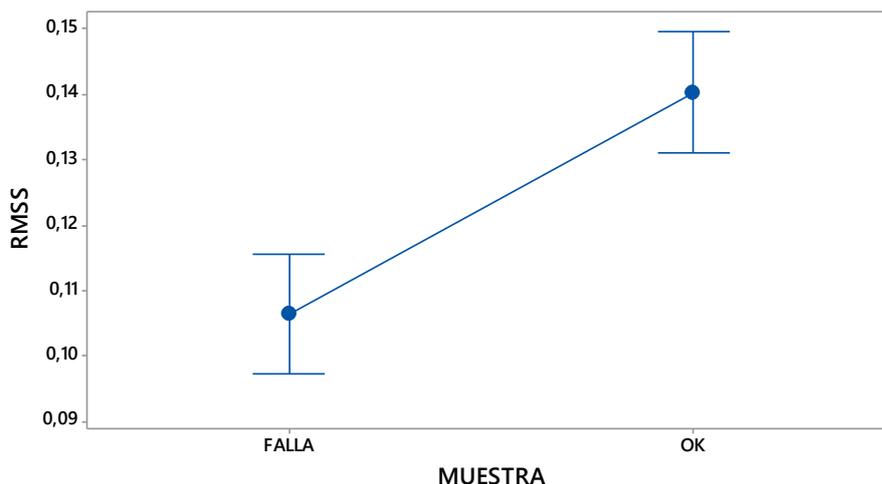


Figura 50. Grafica de intervalos de RMSS vs Muestra
Fuente: El autor

Se puede observar en la figura 51 que el intervalo de confianza para la diferencia entre las medias de las muestras OK y con falla se encuentra lejos de la línea cero, lo que indica que existe una diferencia estadísticamente significativa entre las medias correspondientes

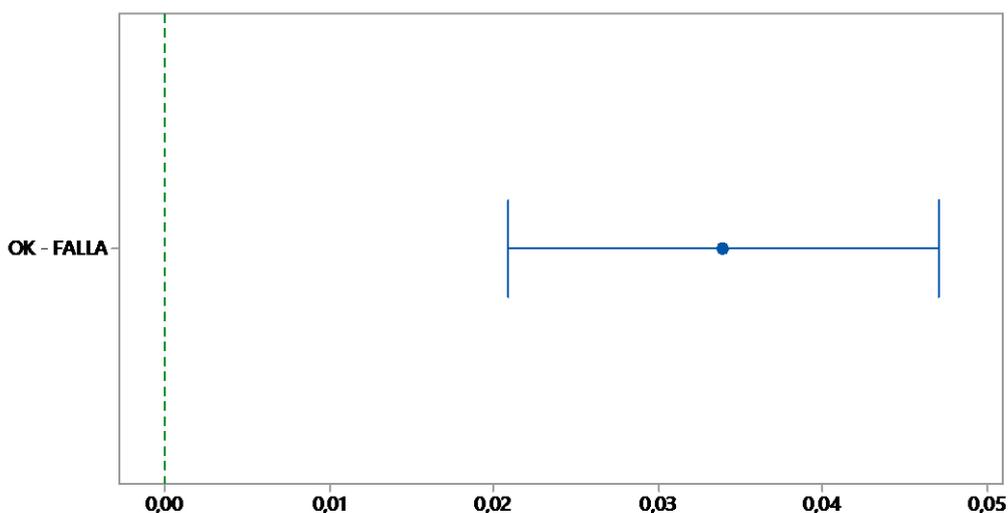


Figura 51. IC simultáneos de 95% de Tukey

Después del análisis de varianza, se obtiene que el p value obtenido para la característica “RMSS” es igual a 0 que es inferior a $\alpha=0,05$ seleccionado para el análisis experimental en cuyo caso se concluye que la diferencia que existe entre las poblaciones “ok” y “falla” es altamente significativa, por lo tanto se acepta la hipótesis alternativa. Mediante el análisis de esta característica se puede detectar fallos en el inyector.

7.2.1.12. Factor de Cresta

En la gráfica de probabilidad normal se presenta que los puntos están distribuidos sobre la línea, no existen aglomeraciones, existe una distancia moderada entre los puntos, en el histograma se observa que no existe asimetría ni valores atípicos.

En residuos vs ajustes se observa que los puntos están dispersos aleatoriamente alrededor de cero, y la varianza es constante. En el de orden los datos parecen ser aleatorios y los errores independientes.

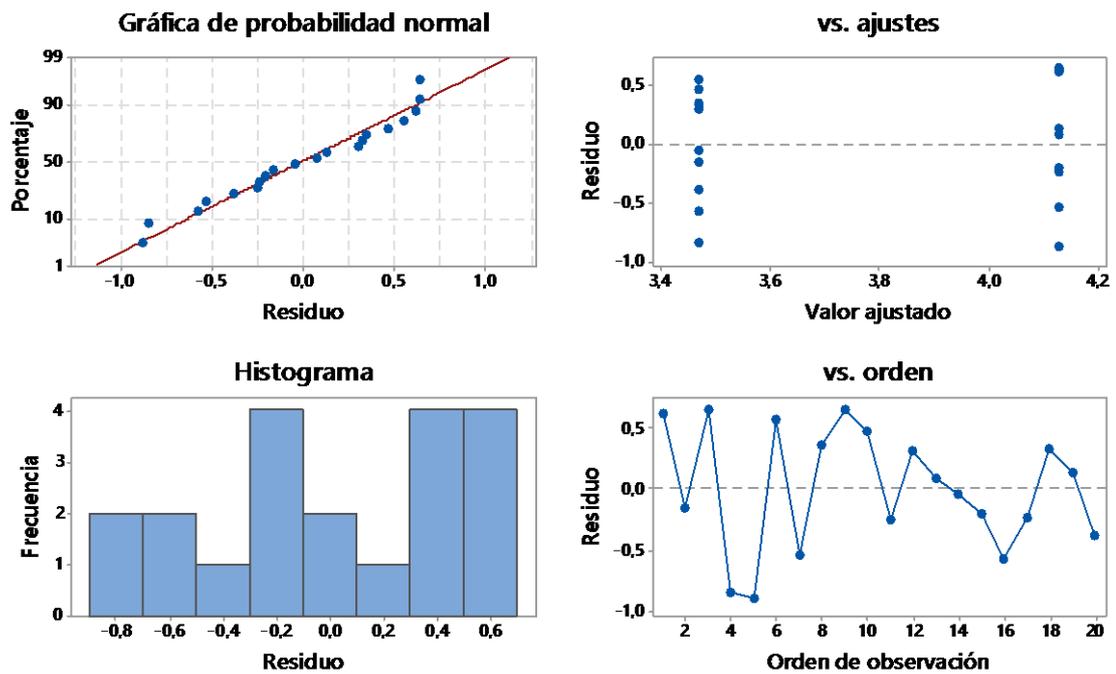


Figura 52. Grafica de residuos para Factor cesra

Fuente: El autor

Los intervalos de las medias no se superponen, pero la diferencia que existe entre las medias de los grupos de muestras tiene una mínima diferencia. En la figura 53 se puede observar que el intervalo está alejado de la línea 0 por lo que existe diferencia significativa entre las medias correspondientes

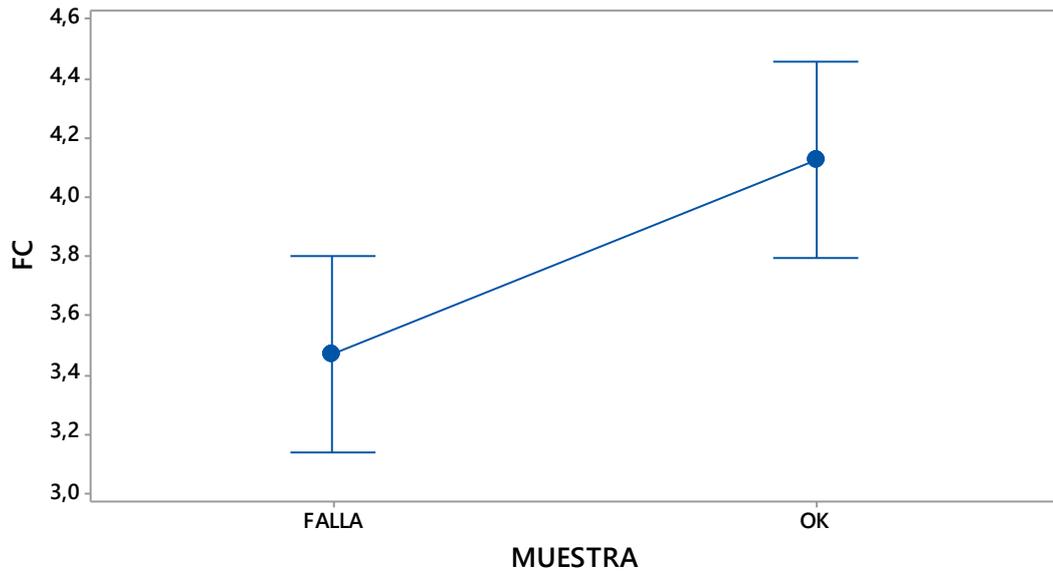


Figura 53. Grafica de intervalos de Varianza vs Muestra

Fuente: El autor

Después del análisis de varianza, se obtiene que el p value obtenido para la característica "FC" es igual a 0,009 que es inferior a $\alpha=0,05$ seleccionado para el análisis experimental en cuyo caso se concluye que la diferencia que existe entre las poblaciones "ok" y "falla" es significativa, por lo tanto se acepta la hipótesis alternativa. Mediante el análisis de esta característica se puede detectar fallos en el inyector.

7.4.1.14. Asimetría

En la gráfica de probabilidad normal se presenta que los puntos están distribuidos sobre la línea, no existen aglomeraciones, existe una distancia moderada entre los puntos, en el histograma se observa que no existe asimetría ni valores atípicos.

En residuos vs ajustes se observa que los puntos están dispersos aleatoriamente alrededor de cero, y la varianza es constante. En el de orden los datos parecen ser aleatorios y los errores independientes.

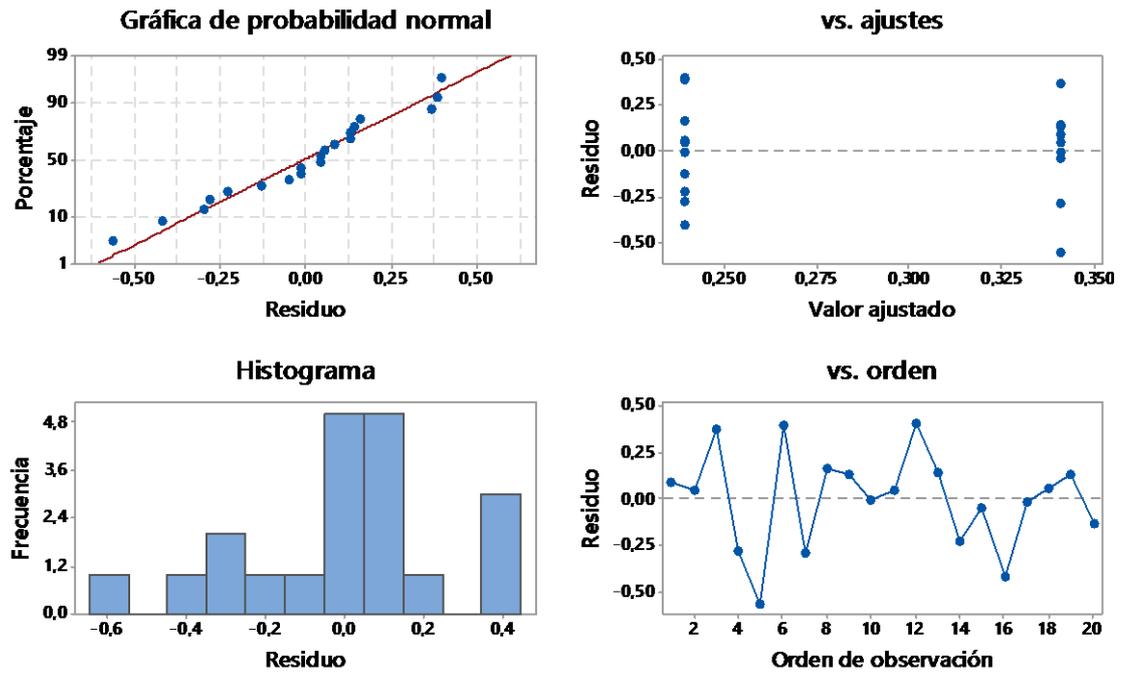


Figura 54. Grafica de residuos para asimetria
Fuente: El autor

En este caso para la figura 55 se observa que los intervalos correspondientes a las medias de la muestra con falla y la ok se sobreponen por lo que no existe diferencia entre las medias.

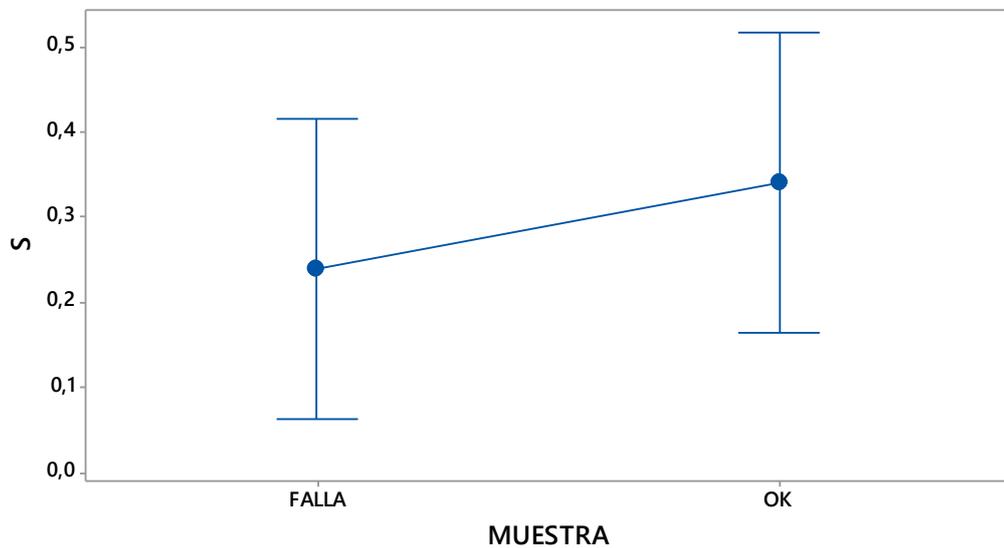


Figura 55. Grafica de intervalos de Asimetría vs Muestra
Fuente: El autor

Después del análisis de varianza, se obtiene que el p value obtenido para la característica ‘Asimetría’ es igual a 0,403 que es superior a $\alpha=0,05$ seleccionado para el análisis experimental en cuyo caso se concluye que la diferencia que existe entre las

poblaciones “ok” y “falla” no es significativa, por lo tanto se acepta la hipótesis nula. Mediante el análisis de esta característica se puede detectar fallos en el inyector.

7.4.2. Análisis de muestra en ralentí

A continuación se muestran los resultados del análisis de las variables obtenidas en régimen de giro ralentí.

7.4.2.1. Varianza

En la gráfica de probabilidad normal, todos los puntos están normalmente distribuidos, En el histograma se puede apreciar que no existen valores atípicos.

De acuerdo con Residuos vs ajustes los residuos parecen estar dispersos aleatoriamente alrededor de cero. No existe evidencia de varianza no constante, términos faltantes o valores atípicos. La gráfica de Residuos vs orden, presenta que los residuos parecen estar dispersos aleatoriamente alrededor de cero, no existe evidencia de que los términos de error estén correlacionados entre sí.

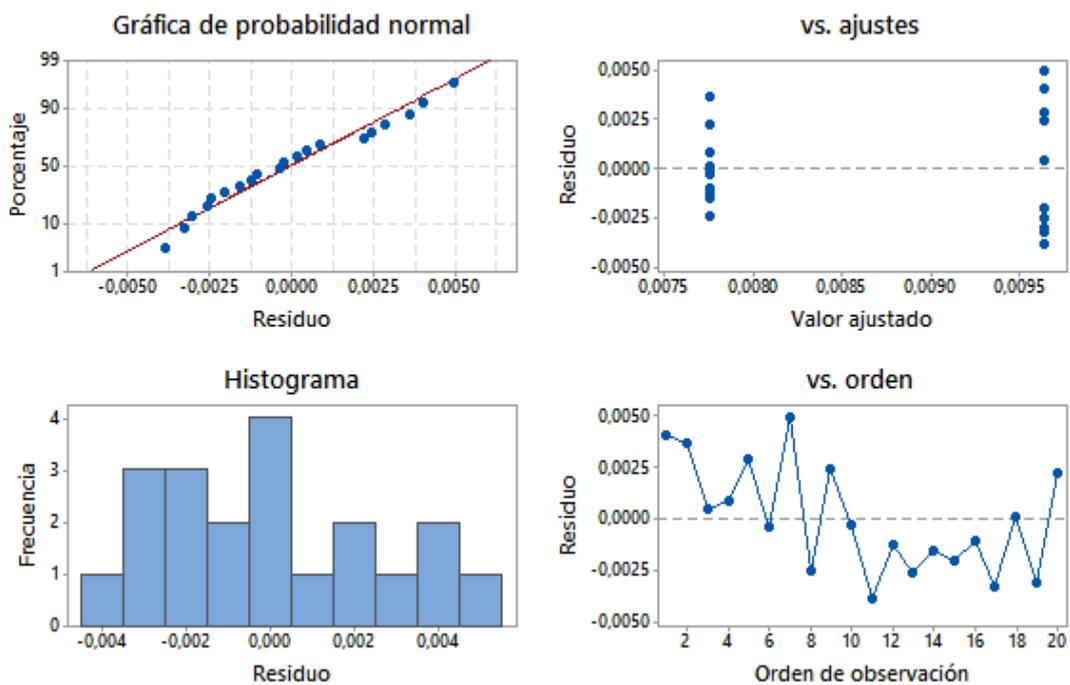


Figura 56. Grafica de residuos para varianza

Fuente: El autor

En este caso para la figura 57 se observa los intervalos correspondientes a las medias de la muestra con falla y la ok se sobrepone por lo que no existe diferencia entre las medias.

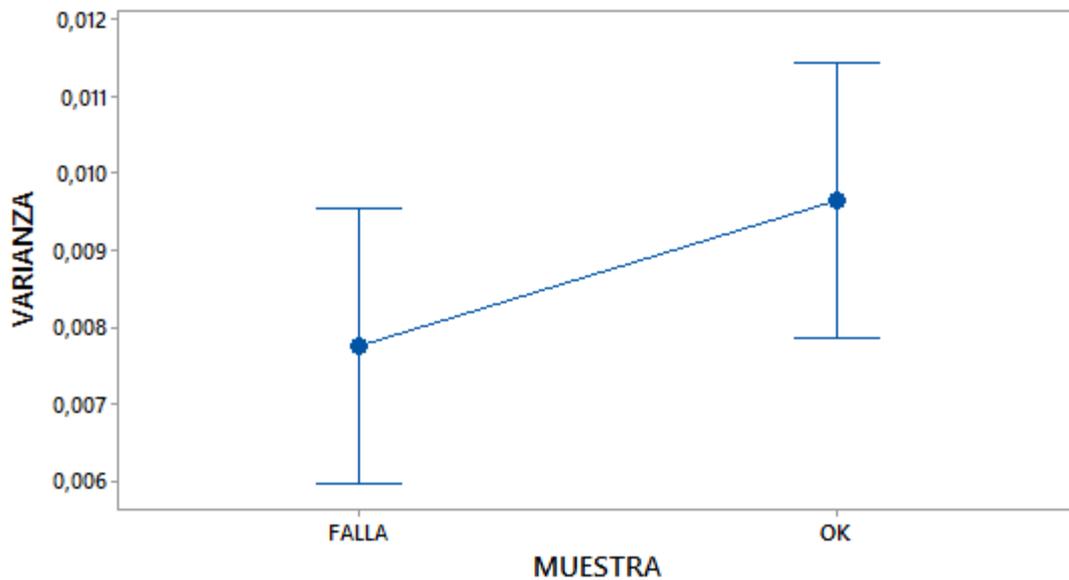


Figura 57. Gráfico de intervalo para Varianza vs Muestra
Fuente: El autor

Se observa en la figura 58 que el intervalo de confianza para la diferencia entre las medias de las muestras OK y con falla es intersectado por la línea cero, lo que indica que no existe una diferencia estadísticamente significativa entre las medias correspondientes.

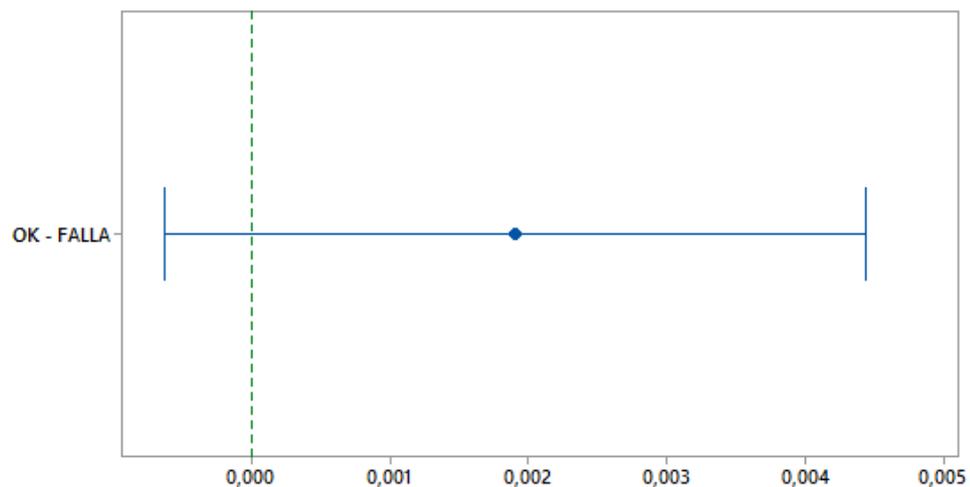


Figura 58. IC simultáneos de 95% de Tukey
Fuente: El autor

7.4.2.2. Media

En la gráfica de probabilidad normal, todos los puntos están normalmente distribuidos excepto el primer punto que está alejado de la línea y separado del grupo. En el histograma se puede apreciar que no existen valores atípicos.

De acuerdo con Residuos vs ajustes los residuos no parecen estar dispersos aleatoriamente alrededor de cero. Existe evidencia de varianza no constante, debido a que esta variable es sensible al estado, en las muestras OK la variación de características es más grande. La gráfica de Residuos vs orden, presenta que los residuos parecen estar dispersos aleatoriamente alrededor de cero, no existe evidencia de que los términos de error estén correlacionados entre sí.

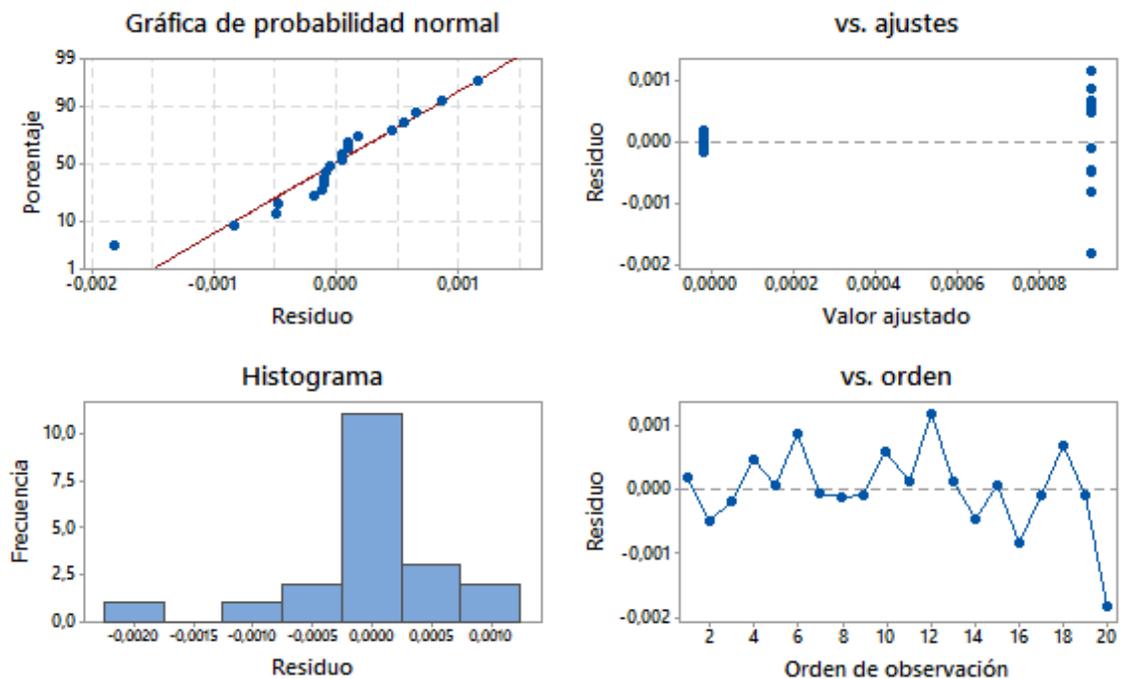


Figura 59. Grafica de residuos para Media
Fuente: El autor

Los intervalos de las medias no se superponen, pero la diferencia que existe entre las medias de los grupos de muestras tiene una mínima diferencia. En la figura 60 se

observa que el intervalo está alejado de la línea 0 por lo que existe diferencia no tan significativa entre las medias correspondientes

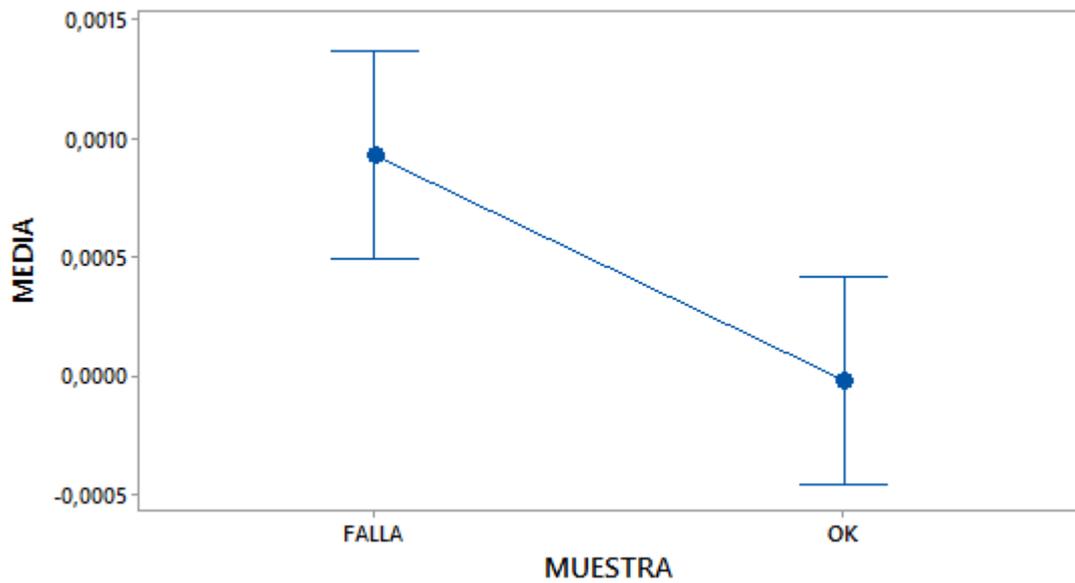


Figura 60. Grafica de intervalos de Media vs Muestra
Fuente: El autor

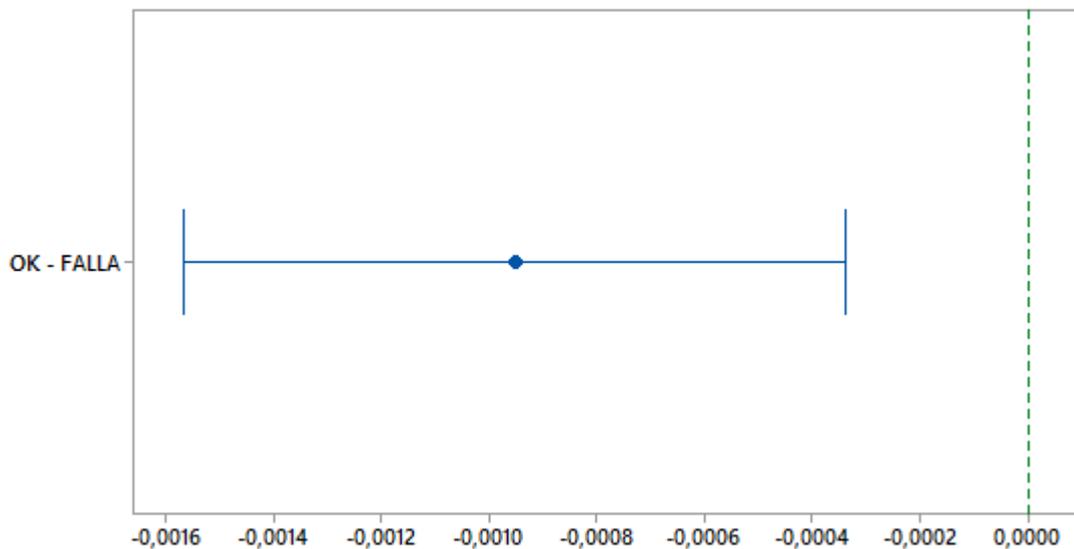


Figura 61. IC simultáneos de 95% de Tukey
Fuente: El autor

Después del análisis de varianza, se obtiene que el p value obtenido para la característica "Media" es igual a 0 que es inferior a $\alpha=0,05$ seleccionado para el análisis experimental en cuyo caso se concluye que la diferencia que existe entre las poblaciones "ok" y "falla" es significativa, por lo tanto se acepta la hipótesis

alternativa. Mediante el análisis de esta característica se puede detectar fallos en el inyector

7.4.2.3. Desviación Estándar

En la gráfica de probabilidad normal se presenta que los puntos están distribuidos sobre la línea, no existen aglomeraciones. La separación de los puntos se puede corroborar así en el histograma, en donde se observa que existe simetría.

En residuos vs ajustes se observa que los puntos están dispersos aleatoriamente alrededor de cero. No existe evidencia de varianza no constante, términos faltantes o valores atípicos.

En el de orden los datos parecen ser aleatorios y los errores independientes.

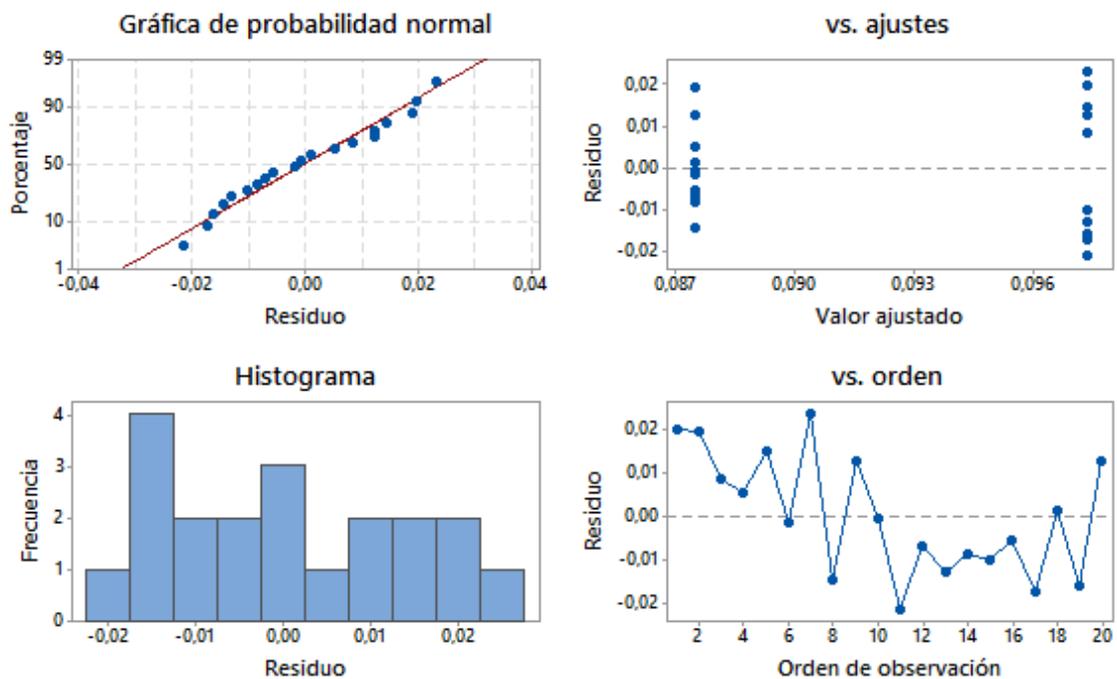


Figura 62. Grafica de residuos para desviación estandar

Fuente: El autor

En este caso para la figura 63, se observa que los intervalos correspondientes a las medias de la muestra con falla y la ok se sobrepone por lo que no existe diferencia entre las medias.

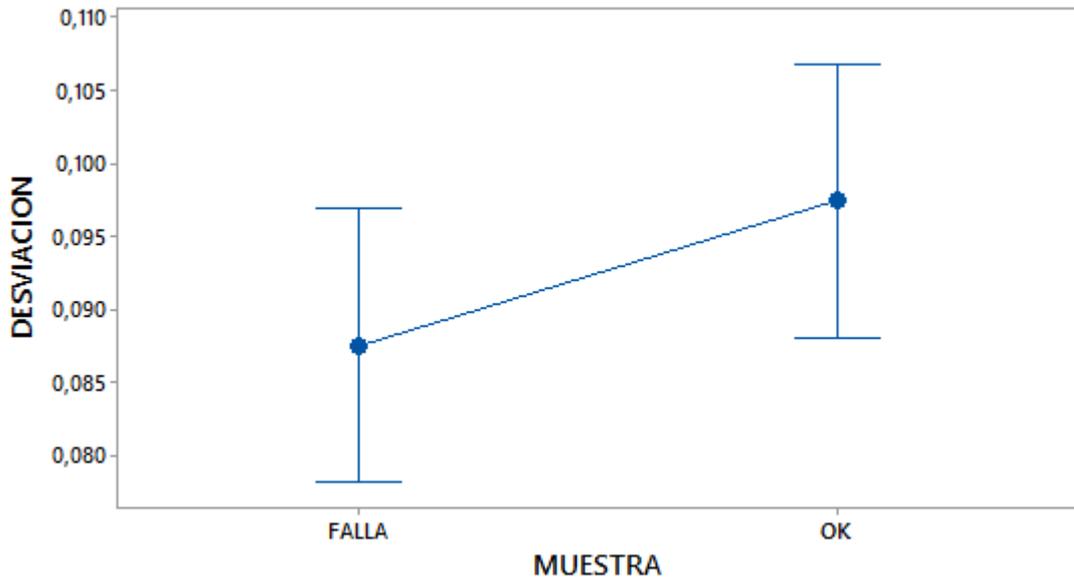


Figura 63. Grafica de intervalos de Desviación vs Muestra
Fuente: El autor

En la figura 64 se nota que el intervalo de confianza para la diferencia entre las medias de las muestras OK y con falla se extiende en un rango de -0,004 a 0,0025, el cual incluye la línea cero, lo que indica que no existe una diferencia estadísticamente significativa entre las medias correspondientes.

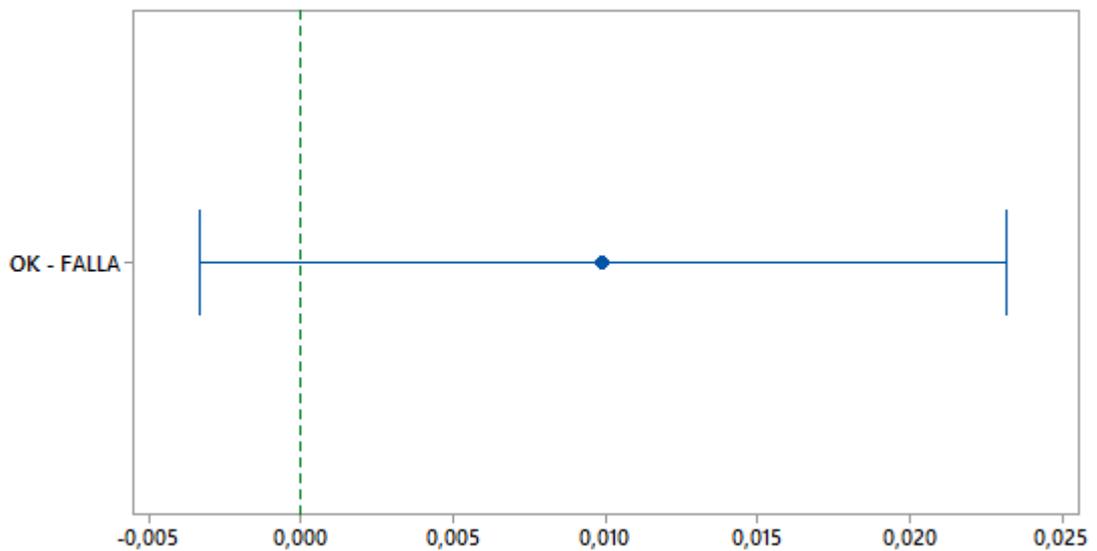


Figura 64. IC simultáneos de 95% de Tukey
Fuente: El autor

7.4.2.4. Mediana

En la gráfica de probabilidad normal, se aprecia que la distancia entre los primeros puntos es más grande comparando con el resto de puntos que están distribuidos normalmente lo cual es corroborado por el histograma en donde no existen valores atípicos.

De acuerdo con Residuos vs ajustes los residuos parecen estar dispersos aleatoriamente alrededor de cero. Existe evidencia de varianza constante, debido a que esta variable es sensible al estado, en las muestras OK la variación de características es más grande.

La grafica de Residuos vs orden, presenta que los residuos parecen estar dispersos aleatoriamente alrededor de cero, no existe evidencia de que los términos de error estén correlacionados entre sí.

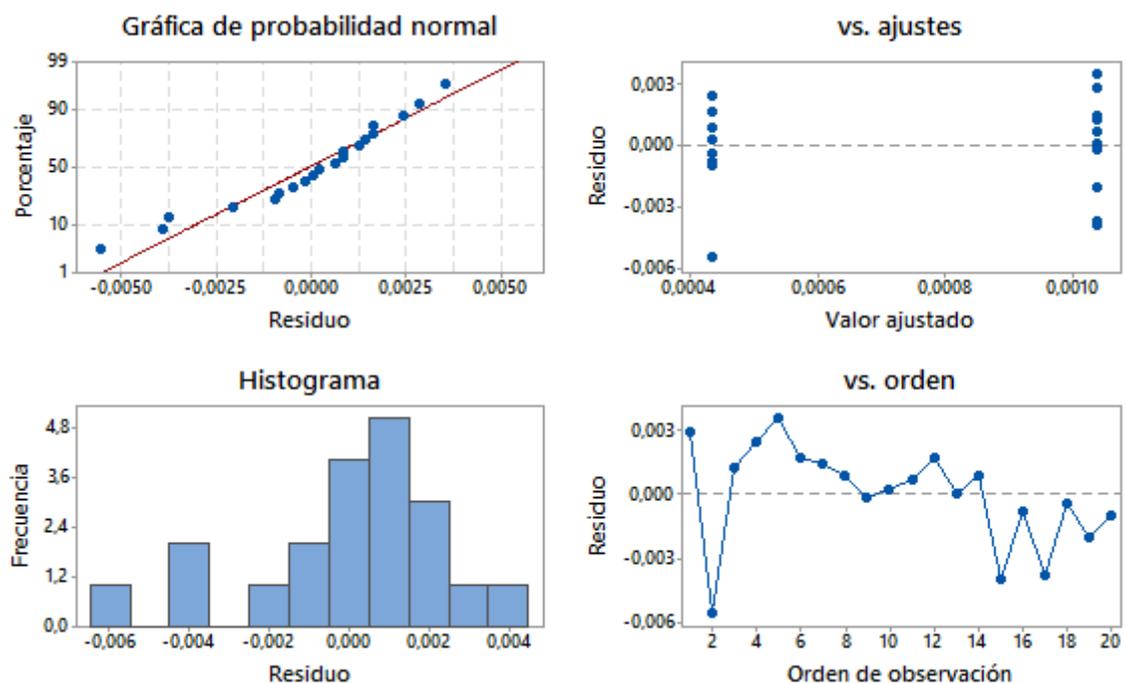


Figura 65. Grafica de residuos para Mediana

Fuente: El autor

En la figura 66, los intervalos de las medias se sobreponen, no existe diferencia entre estas.

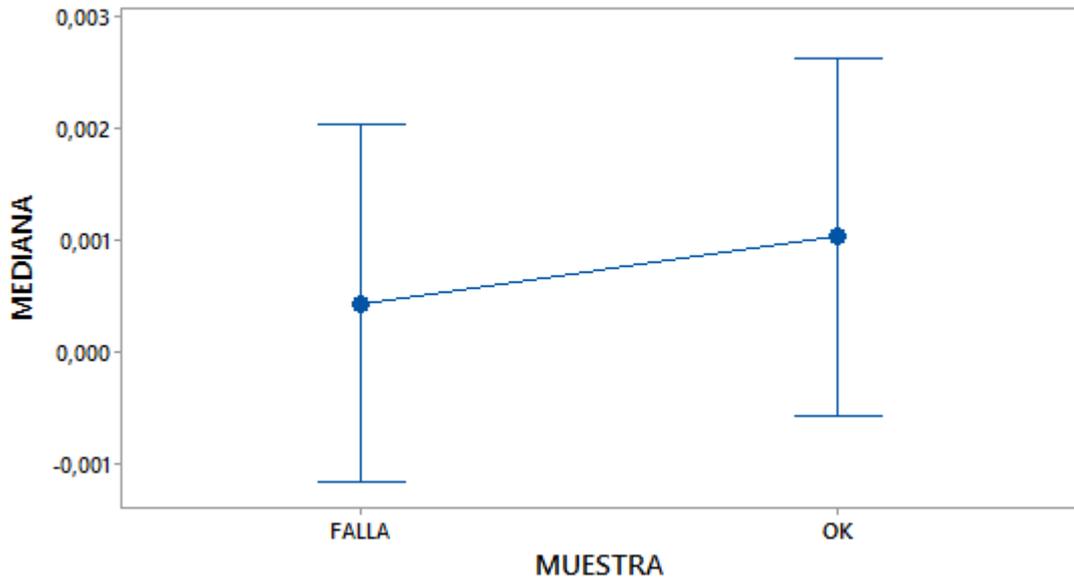


Figura 66. Grafica de intervalos de Mediana vs Muestra
Fuente: El autor

7.4.2.5. Máximo

Los puntos parecen seguir una línea recta, en el histograma se puede verificar que existe mayor separación entre los puntos y el último punto lo que posiblemente pueda afectar los resultados

De acuerdo con Residuos vs ajustes los residuos no parecen estar dispersos aleatoriamente alrededor de cero. Existe evidencia de varianza no constante, debido a que esta variable es sensible al estado, en las muestras OK la variación de características es más grande.

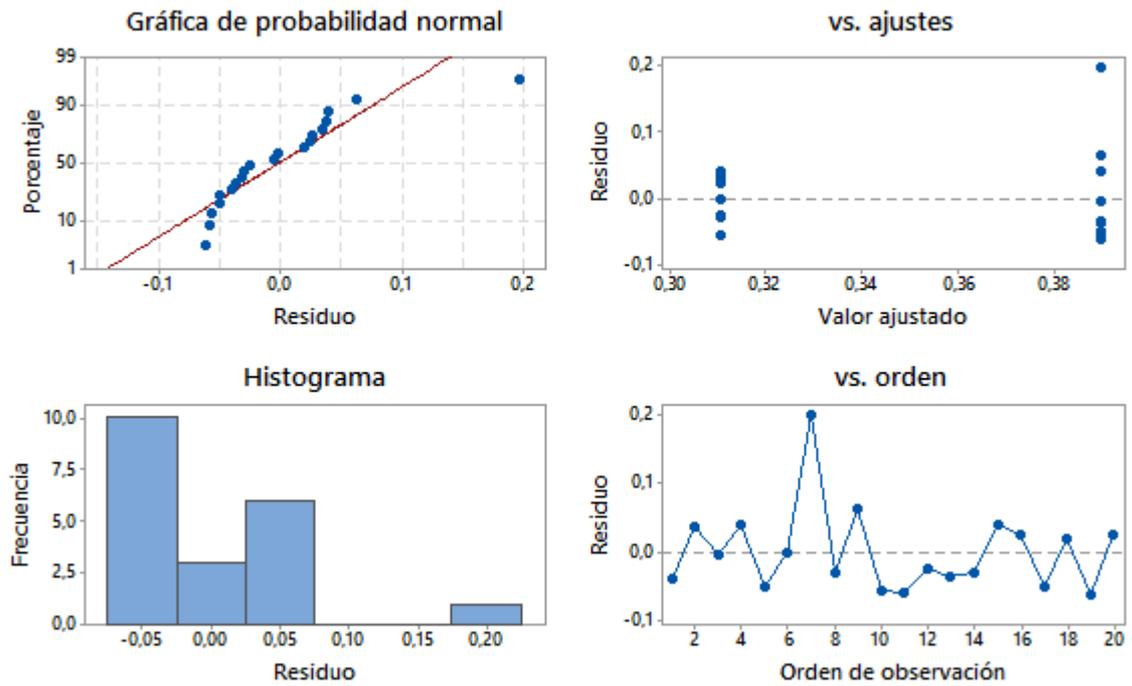


Figura 67. Grafica de residuos para Máximo
Fuente: El autor

Los intervalos de las medias no se superponen como lo indica la figura 67, en la figura 68 se observa que el intervalo está alejado de la línea cero, por lo que las diferencias que existen entre las medias son poco significativas.

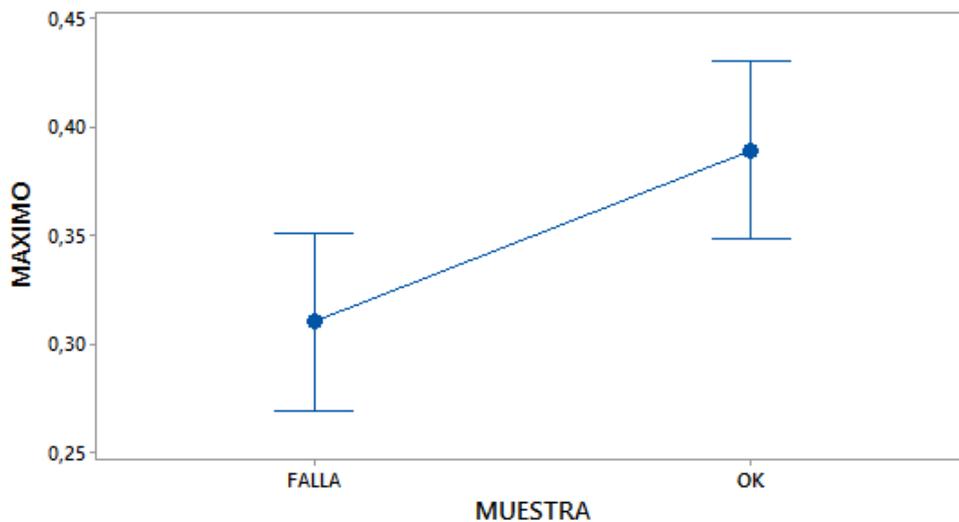


Figura 68. Grafica de intervalos de Máximovs Muestra
Fuente: El autor

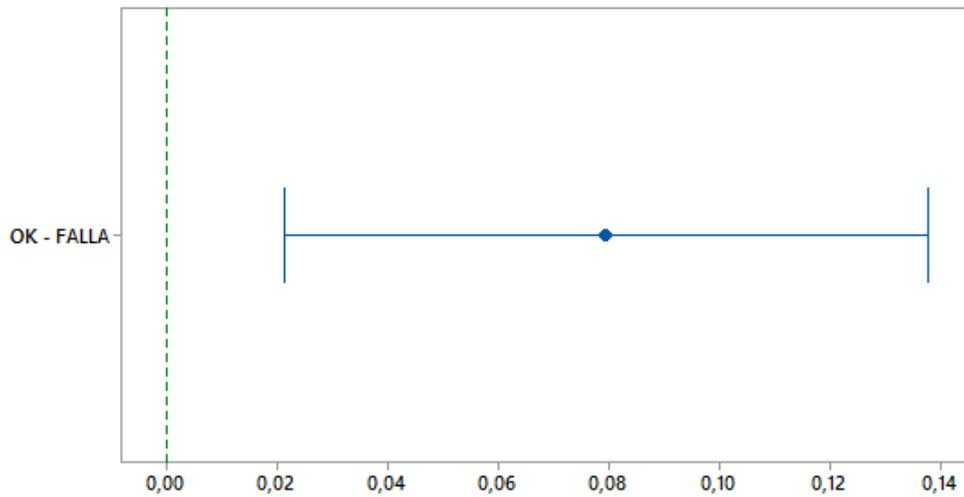


Figura 69. IC simultáneos de 95% de Tukey
Fuente: El autor

7.4.2.6. Mínimo

Los puntos parecen seguir una línea recta, el primer punto está alejado del resto de puntos. El histograma se puede verificar que existe simetría. De acuerdo con Residuos vs ajustes los residuos no parecen estar dispersos aleatoriamente alrededor de cero. Existe evidencia de varianza no constante, debido a que esta variable es sensible al estado, en las muestras falla la variación de características es más grande. En la gráfica de orden los errores parecen ser independientes.

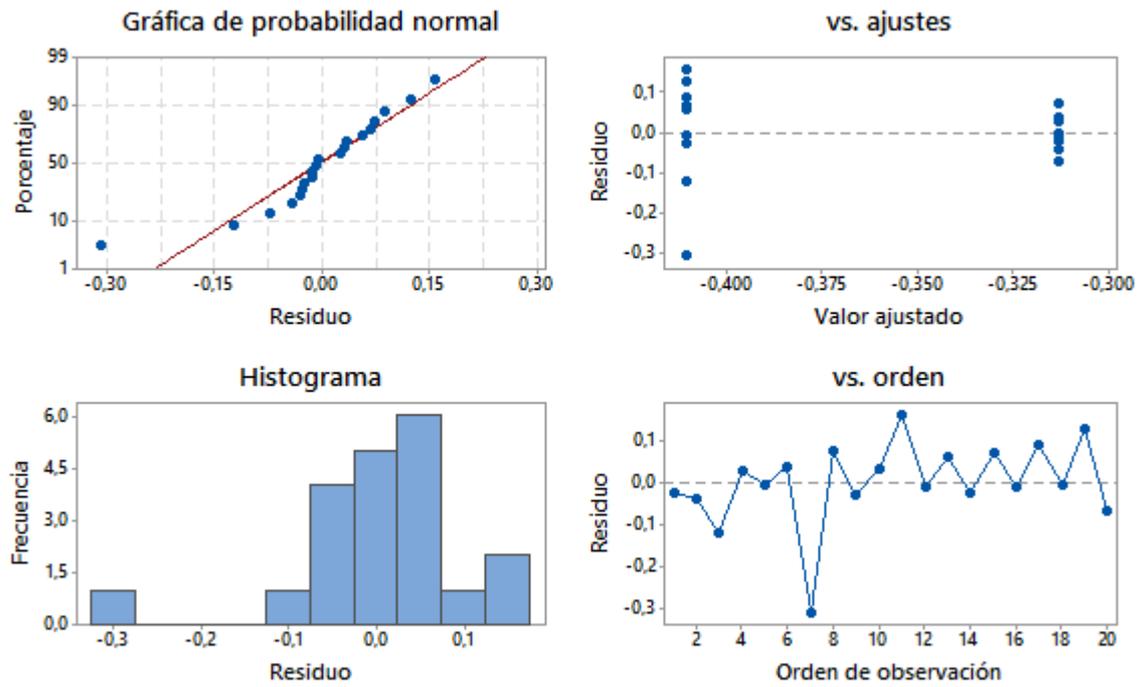


Figura 70. Grafica de residuos para Mínimo
Fuente: El autor

Se puede observar que los intervalos de las medias están sobrepuestos y en la figura 71, el intervalo está próximo a la línea lo que indica que las diferencias son poco significativas.

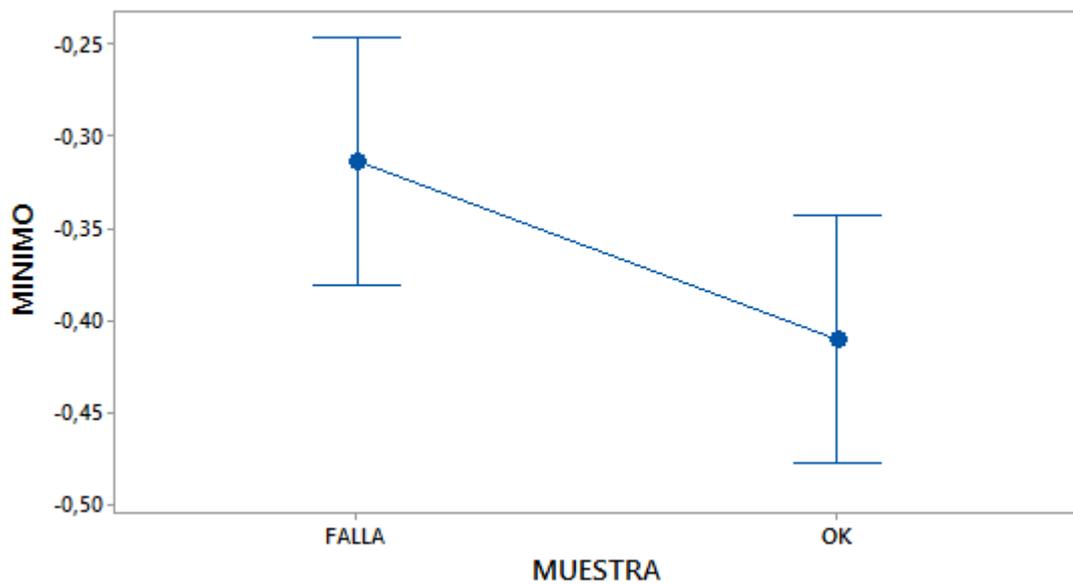


Figura 71 Grafica de intervalos de Varianza vs Muestra
Fuente: El autor

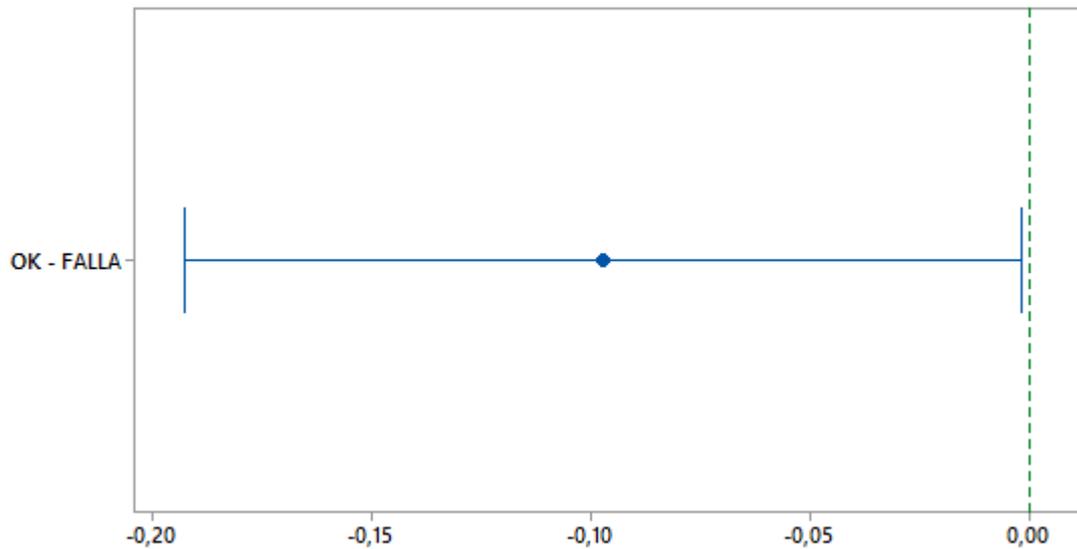


Figura 72. IC simultáneos de 95% de Tukey
Fuente: El autor

Después del análisis de varianza, se obtiene que el p value obtenido para la característica “Mínimo” es igual a 0,046 que es inferior a $\alpha=0,05$ seleccionado para el análisis experimental, pero el valor es próximo a alfa por lo que se concluye que la diferencia que existe entre las poblaciones “ok” y “falla” no es muy significativa, se aprueba la hipótesis alternativa pero mediante el análisis de esta característica no sería muy posible detectar fallos en el inyector.

7.4.2.7 Potencia.

En la gráfica de probabilidad normal mostrada en la figura 73 e puede observar que los datos están distribuidos normalmente, no existen aglomeraciones y no existen valores atípicos en los datos. En Residuos vs ajustes los datos deben estar dispersos aleatoriamente alrededor de 0, de acuerdo con la gráfica, los datos no están dispersos aleatoriamente alrededor de cero, lo que presenta evidencia de varianza constante.

La grafica de Residuos vs orden, presenta que los residuos parecen estar dispersos aleatoriamente alrededor de cero, no existe evidencia de que los términos de error estén correlacionados entre sí.

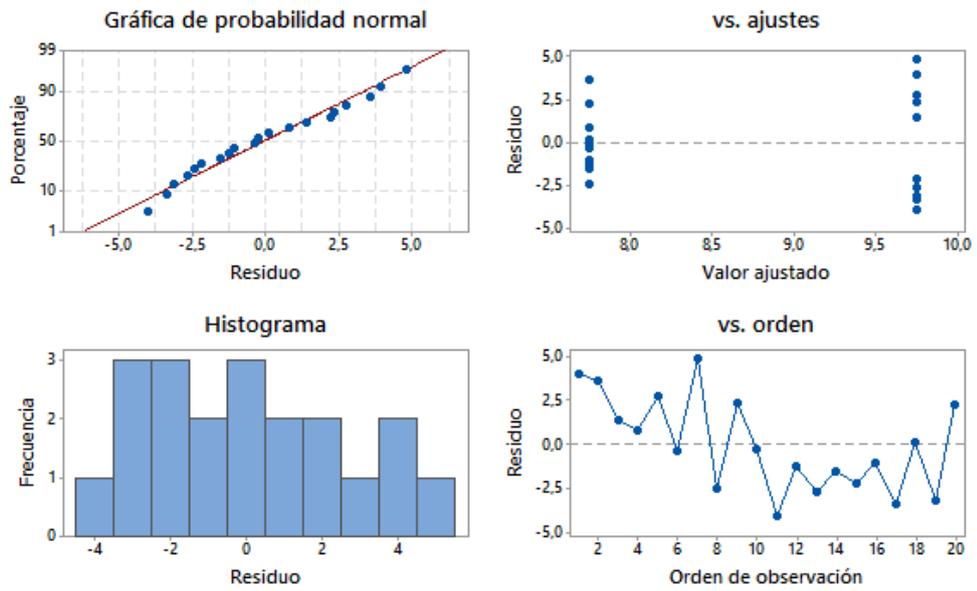


Figura 73. Grafica de residuos para Potencia
Fuente: El autor

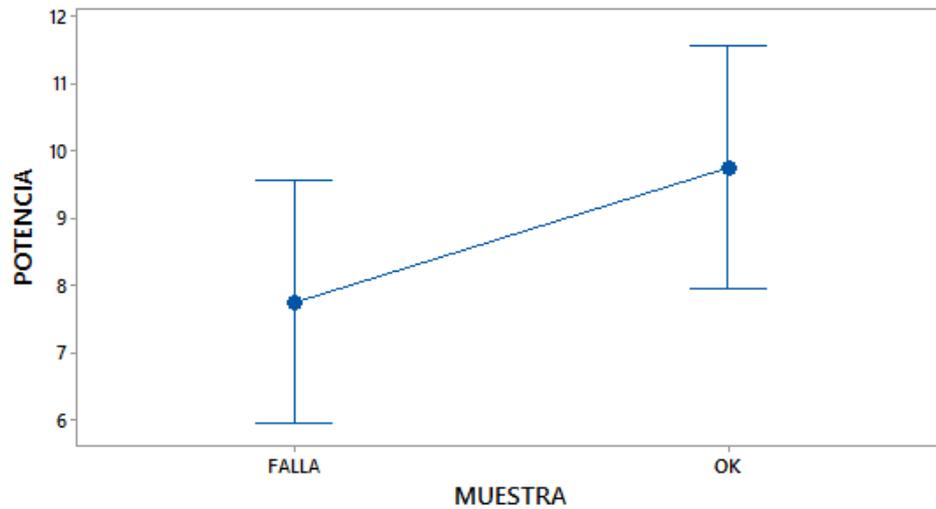


Figura 74. Grafica de intervalos de Varianza vs Muestra
Fuente: El autor

El intervalo de confianza de medias incluye la línea cero, lo que indica que las diferencias no son significativas.

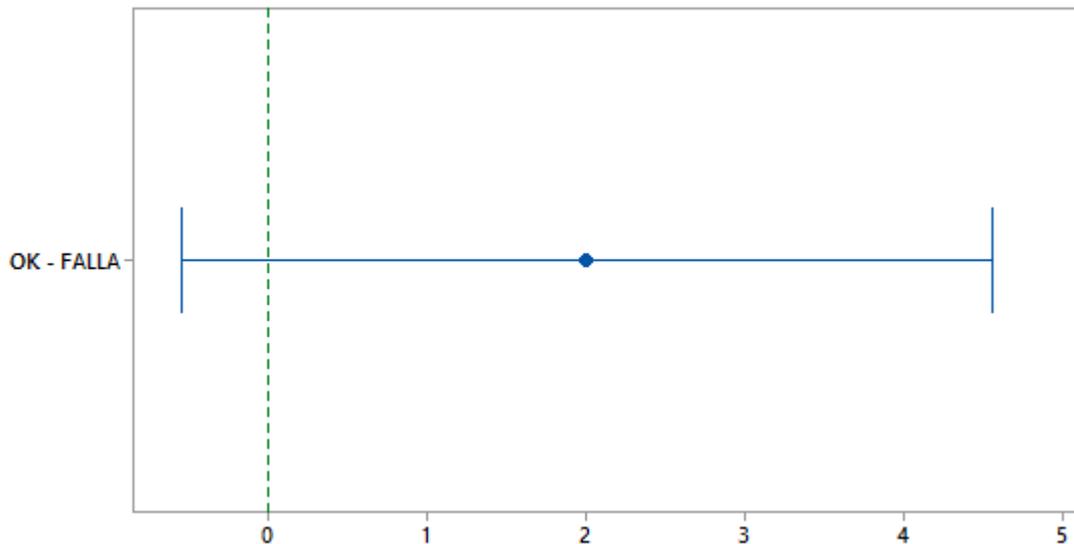


Figura 75. IC simultáneos de 95% de Tukey
Fuente: El autor

Después del análisis de varianza, se obtiene que el p value obtenido para la característica “Mediana” es igual a 0,117 que es superior a $\alpha=0,05$ seleccionado para el análisis experimental en cuyo caso se concluye que la diferencia que existe entre las poblaciones “ok” y “falla” no es significativa, por lo tanto se acepta la hipótesis nula. Mediante el análisis de esta característica no se puede detectar fallos en el inyector.

7.4.2.8. Energía

En la gráfica de probabilidad normal mostrada en la figura 76 se observa que los datos están distribuidos normalmente, no existen aglomeraciones y no existen valores atípicos en los datos.

En Residuos vs ajustes los datos deben estar dispersos aleatoriamente alrededor de 0, de acuerdo con la gráfica, los datos no están dispersos aleatoriamente alrededor de cero, lo que presenta evidencia de varianza constante.

La grafica de Residuos vs orden, presenta que los residuos parecen estar dispersos aleatoriamente alrededor de cero, no existe evidencia de que los términos de error estén correlacionados entre sí.

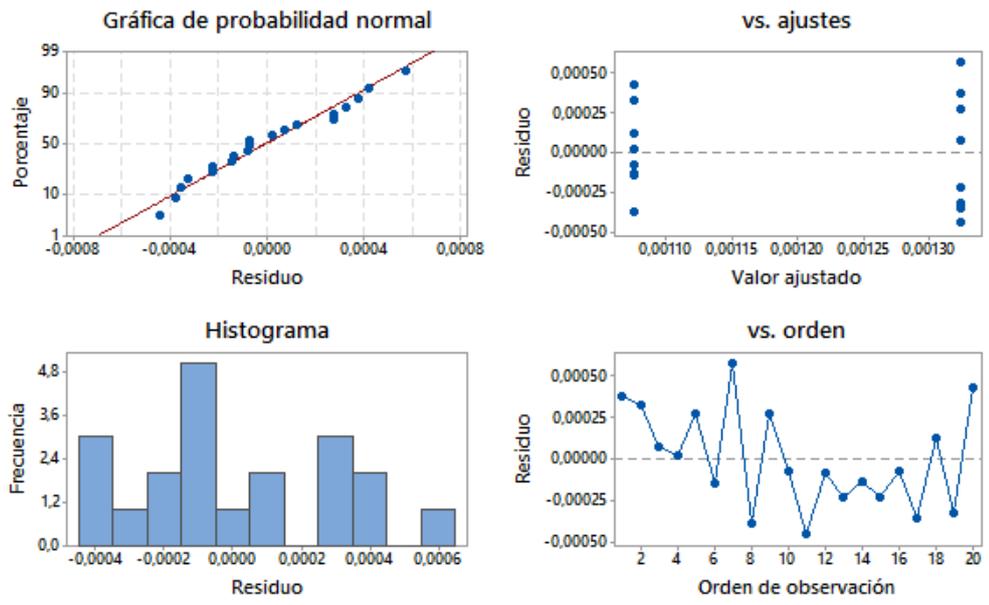


Figura 76. Grafica de residuos para Energía
Fuente: El autor

Los intervalos correspondientes a las medias de la Mezcla 2 y la Mezcla 4 no se superponen. Esto sugiere que las medias de población para estos niveles son diferentes. El intervalo de confianza de medias incluye la línea cero, lo que indica que las diferencias no son significativas.

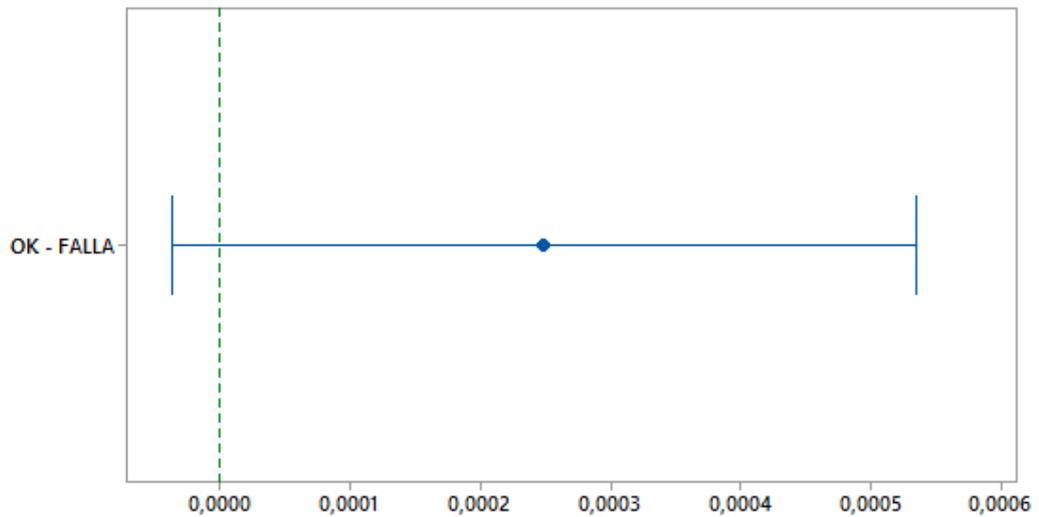


Figura 77. IC simultáneos de 95% de Tukey
Fuente: El autor

Después del análisis de varianza, se obtiene que el p value obtenido para la característica ‘Energía’ es igual a 0,085 que es superior a $\alpha=0,05$ seleccionado para el análisis experimental en cuyo caso se concluye que la diferencia que existe entre las poblaciones ‘ok’ y ‘falla’ no es significativa, por lo tanto se acepta la hipótesis nula. Mediante el análisis de esta característica no se puede detectar fallos en el inyector.

7.4.2.9 Kurtosis

Los puntos parecen seguir una línea recta, el primer punto está alejado del resto de puntos. El histograma se puede verificar que existe simetría. De acuerdo con Residuos vs ajustes los residuos no parecen estar dispersos aleatoriamente alrededor de cero. Existe evidencia de varianza no constante, debido a que esta variable es sensible al estado, en las muestras OK la variación de características es más grande. En la gráfica de orden los errores parecen ser independientes.

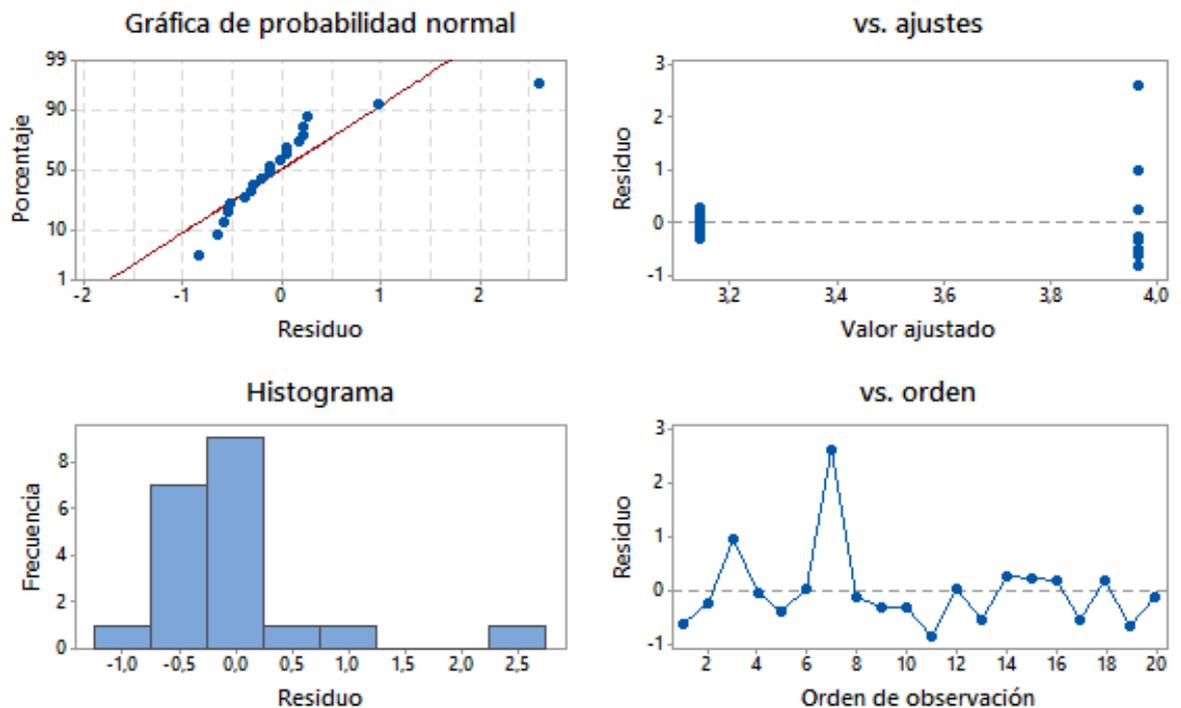


Figura 78. Grafica de residuos para Kurtosis

Fuente: El autor

En el grafico79 se puede observar que el intervalo no está intersectado por la línea cero, pero en la gráfica 79 no hay diferencia entre los intervalos, al verificar el valor

de p , es igual a 0,026, es menor a $\alpha=0,05$ se aprueba la hipótesis alternativa.

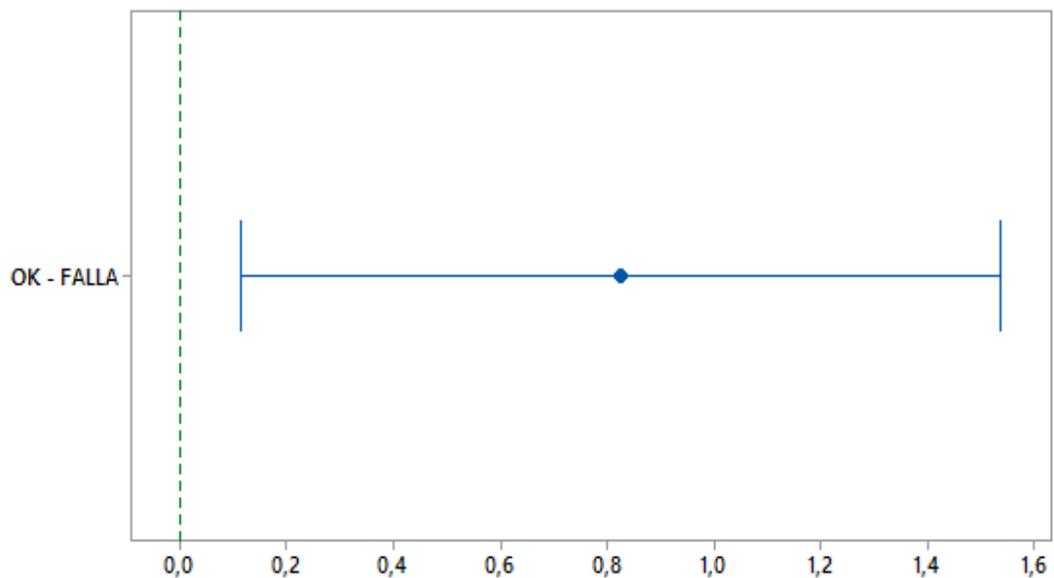


Figura 79. IC simultáneos de 95% de Tukey

Fuente: El autor

7.4.2.10 Asimetría

Los puntos parecen seguir una línea recta, el primer punto está alejado del resto de puntos. El histograma se puede verificar que existe simetría. De acuerdo con Residuos vs ajustes los residuos no parecen estar dispersos aleatoriamente alrededor de cero. Existe evidencia de varianza no constante, debido a que esta variable es sensible al estado, en las muestras FALLA la variación de características es más grande. En la gráfica de orden los errores parecen ser independientes.

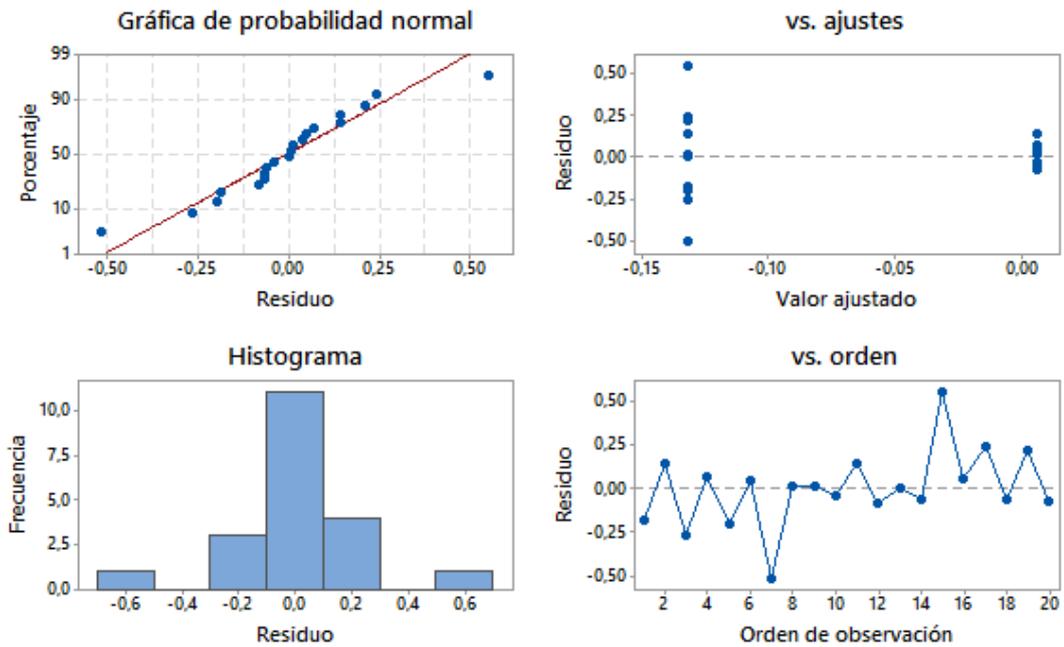


Figura 80. Grafica de residuos para Asimetría
Fuente: El autor

Los intervalos de las medias se sobreponen, no existe diferencia entre estas. La diferencia que existe entre las medias de los grupos de muestras tiene una mínima diferencia. En la figura 81 presenta que el intervalo incluye la línea cero, lo que indica que las diferencias no son significativas.

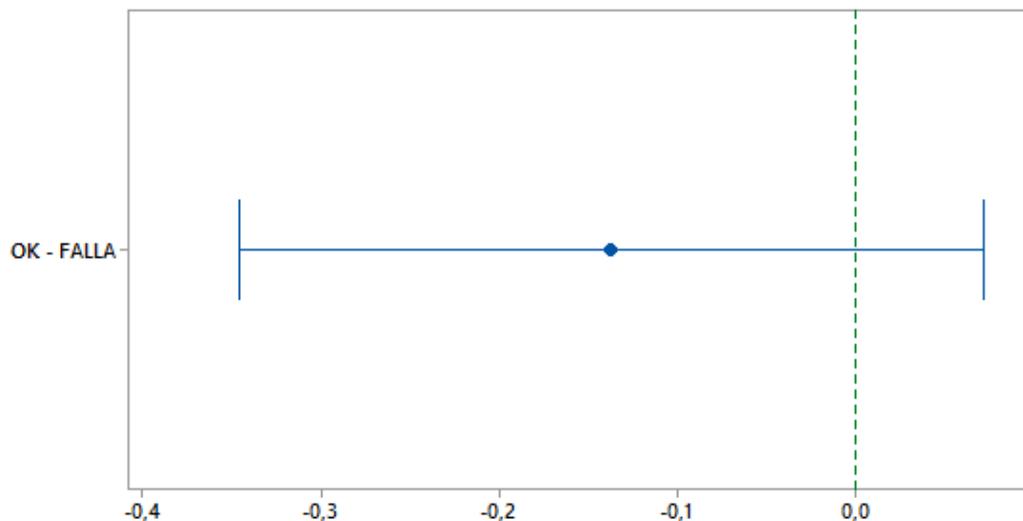


Figura 81. IC simultáneos de 95% de Tukey
Fuente: El autor

Después del análisis de varianza, se obtiene que el p value obtenido para la característica ‘Asimetría’ es igual a 0,182 que es superior a $\alpha=0,05$ seleccionado para el análisis experimental en cuyo caso se concluye que la diferencia que existe entre las poblaciones ‘ok’ y ‘falla’ no es altamente significativa, por lo tanto se acepta la hipótesis nula. Mediante el análisis de esta característica no se puede detectar fallos en el inyector.

7.4.2.11. RMSS

En la gráfica de probabilidad normal mostrada en la figura 82 se puede observar que los datos están distribuidos normalmente, no existen aglomeraciones y no existen valores atípicos en los datos.

En Residuos vs ajustes los datos deben estar dispersos aleatoriamente alrededor de 0, de acuerdo con la gráfica, los datos no están dispersos aleatoriamente alrededor de cero, lo que presenta evidencia de varianza constante.

La grafica de Residuos vs orden, presenta que los residuos parecen estar dispersos aleatoriamente alrededor de cero, no existe evidencia de que los términos de error estén correlacionados entre sí.

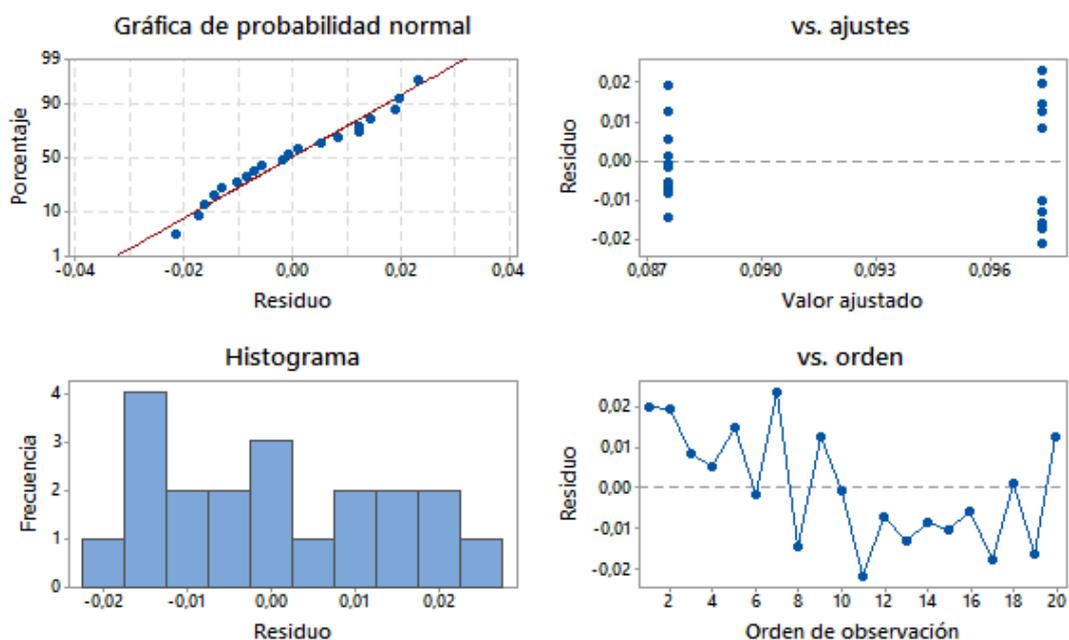


Figura 82. Grafica de residuos para RMSS
Fuente: El autor

Los intervalos de las medias se superponen, no existe diferencia entre estas. La diferencia que existe entre las medias de los grupos de muestras tiene una mínima diferencia. En la figura 83 se observa que el intervalo incluye la línea cero, lo que indica que las diferencias no son significativas.

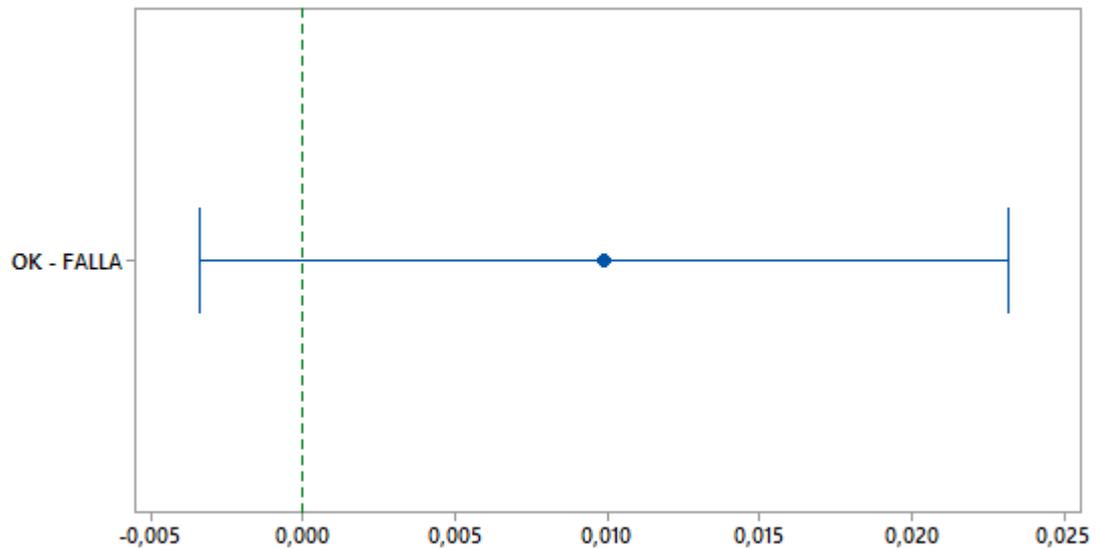


Figura 83. IC simultáneos de 95% de Tukey
Fuente: El autor

Después del análisis de varianza, se obtiene que el p value obtenido para la característica ‘‘RMSS’’ es igual a 0,136 que es superior a $\alpha=0,05$ seleccionado para el análisis experimental en cuyo caso se concluye que la diferencia que existe entre las poblaciones ‘‘ok’’ y ‘‘falla’’ no es altamente significativa, por lo tanto se acepta la hipótesis nula. Mediante el análisis de esta característica no se puede detectar fallos en el inyector.

7.4.2.11 Factor de Cresta

En la gráfica de probabilidad normal mostrada en la figura 84 se observa que los datos están distribuidos normalmente, no existen aglomeraciones y no existen valores atípicos en los datos.

En Residuos vs ajustes los datos deben estar dispersos aleatoriamente alrededor de 0, de acuerdo con la gráfica, los datos no están dispersos aleatoriamente alrededor de cero, lo que presenta evidencia de varianza constante.

La grafica de Residuos vs orden, presenta que los residuos parecen estar dispersos aleatoriamente alrededor de cero, no existe evidencia de que los términos de error estén correlacionados entre sí.

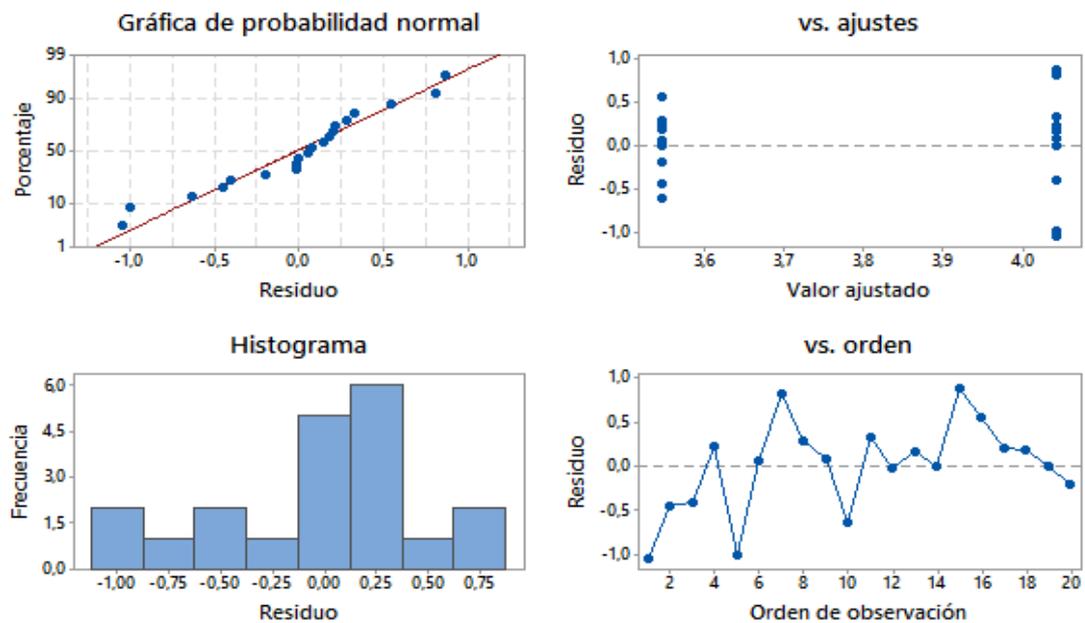


Figura 84. Grafica de residuos para Factor de cresta
Fuente: El autor

En el grafico 85, se observa que no hay diferencia entre los intervalos, al verificar el valor de p, es igual a 0,026, es menor a $\alpha=0,05$ se considera que las diferencias entre las medias de ambos grupos no son altamente significativas

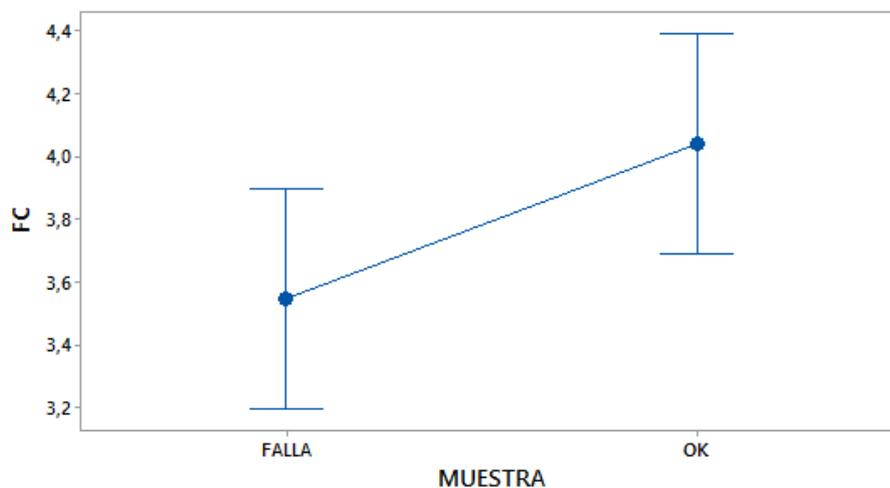


Figura 85. Grafica de intervalos de Factor de Cresta vs Muestra

Fuente: El autor

Análisis comparativo de tendencia central y dispersión de las características obtenidas de las señales analizadas.

Del análisis ANOVA realizado a las muestras en ralentí se obtienen los valores presentados en la tabla 7. Donde se puede notar que las características que tienen el p value más bajo y por debajo del valor de alfa del 5% son el Máximo, Mínimo y Media de estas las características que tienen el R- cuad más alto es la Media, Mínimo y Máximo.

Tabla 7. Resumen de características ralentí

| Ralentí | | |
|---------------------------|----------|---------------|
| Características | P | R-cuad |
| Mediana | 0,584 | 1,7 |
| Desviación | 0,135 | 11,98 |
| Asimetría | 0,183 | 9,64 |
| Valor RMS | 0,136 | 31,31 |
| Varianza | 0,133 | 12,11 |
| Potencia | 0,117 | 13,1 |
| Energía | 0,085 | 15,61 |
| Factor de Cresta | 0,049 | 19,81 |
| Factor de Kurtosis | 0,026 | 24,69 |
| Máximo | 0,01 | 31,31 |
| Mínimo | 0,01 | 31,31 |
| Media | 0,004 | 37,05 |

Del análisis ANOVA realizado a las muestras a 2500 se obtienen los valores presentados en la tabla 8. Donde se puede notar que las características que tienen el p value más bajo y por debajo del valor de alfa del 5% son el Factor de cresta, Valor RMS, varianza, Potencia, energía, Desviación estándar Factor de Kurtosis, Máximo, Mínimo, de estas las características que tienen el R- cuad más alto es la

Mínimo,máximo, factor de kurtosis, desviación estándar, energía, potencia, varianza, valor RMS

Tabla 8. Resumen de características ralenti

Fuente: El autor

| 2500 | | |
|---------------------------|----------|---------------|
| Características | P | R-cuad |
| Mediana | 0,427 | 3,53 |
| Asimetría | 0,403 | 3,91 |
| Media | 0,138 | 11,8 |
| Factor de Cresta | 0,009 | 32,38 |
| Valor RMS | 0 | 62,42 |
| Varianza | 0 | 61,77 |
| Potencia | 0 | 62,02 |
| Energía | 0 | 63,21 |
| Desviación std. | 0 | 62 |
| Factor de Kurtosis | 0 | 53,49 |
| Máximo | 0 | 64,12 |
| Mínimo | 0 | 65,58 |

Para encontrar las características más fiables para detección de fallas se analiza la dispersión que las mismas presentan en la tabla 9, en la cual se puede apreciar el comportamiento de las características.

Tabla 9 Resumen de las características temporales
Fuente: El autor

| RALENTÍ OK | | | | | |
|-------------------|--------------|-----------------|-----------------|--------------|-----------------|
| Variable | Media | Varianza | Coef Var | Rango | Kurtosis |
| Media | -0,119 | 0,495 | -588,82 | 2,207 | -1,13 |
| Varianza | 0,661 | 0,0525 | 34,65 | 0,6027 | -1,81 |
| Desviación | 0,807 | 0,0204 | 17,68 | 0,3712 | -2,03 |
| Mediana | 0,225 | 0,308 | 246,35 | 1,63 | -0,81 |
| Máximo | 0,6648 | 0,0191 | 20,77 | 0,44 | 3,54 |

Tabla 10. Resumen de las características temporales
Fuente: El autor

| RALENTÍ FALLA | | | | | |
|----------------------|--------------|-----------------|-----------------|--------------|-----------------|
| Variable | Media | Varianza | Coef Var | Rango | Kurtosis |
| Media | 0,444 | 0,191 | 98,43 | 1,423 | 0,07 |
| Varianza | 0,6798 | 0,026 | 23,71 | 0,5351 | 0,43 |
| Desviación | 0,821 | 0,0089 | 11,52 | 0,3152 | 0,11 |
| Mediana | 0,15 | 0,603 | 516,37 | 2,759 | 4,11 |
| Máximo | 0,8886 | 0,0093 | 10,83 | 0,2737 | -1,39 |

Tabla 11. Resumen de las características temporales
Fuente: El autor

| 2500 OK | | | | | |
|-------------------|--------------|-----------------|-----------------|--------------|-----------------|
| Variable | Media | Varianza | Coef Var | Rango | Kurtosis |
| Media | 0,247 | 0,167 | 165,52 | 1,48 | 0,87 |
| Varianza | 0,671 | 0,0658 | 38,22 | 0,9764 | 5,16 |
| Desviación | 0,7776 | 0,071 | 34,27 | 0,9559 | 8,32 |
| Mediana | -170,8 | 16296,5 | -74,73 | 416,6 | -0,11 |
| Máximo | 0,7502 | 0,0844 | 38,71 | 0,9639 | 4 |

Tabla 12. Resumen de las características temporales
Fuente: El autor

| 2500 FALLA | | | | | |
|-------------------|--------------|-----------------|-----------------|--------------|-----------------|
| Variable | Media | Varianza | Coef Var | Rango | Kurtosis |
| Media | 0,681 | 0,0383 | 28,74 | 0,5673 | -1,14 |
| Varianza | 0,8155 | 0,0136 | 14,31 | 0,342 | -1,2 |
| Desviación | -6,79 | 34,97 | -87,04 | 18,86 | -0,31 |
| Mediana | 0,98303 | 0,00015 | 1,24 | 0,03452 | -1,4 |
| Máximo | -0,612 | 1,53 | -202,03 | 3,8 | -0,92 |

Se puede apreciar que los estadísticos que sufren menos dispersión de datos para ralentí son RMS, Kurtosis, Máximo, Mínimo, y para 2500 son el Mínimo, Máximo, Energía y Potencia.

8. CONCLUSIONES

El análisis de tiempos cortos es más eficiente que el análisis de tiempo continuo para la detección de fallas.

De donde se desprende que la característica Media presenta un p value bajo pero una dispersión es alta, por lo tanto al analizar el resultado se debe tener cuidado debido que se puede presentar falsos positivos o falsos negativos.

Los datos más estables y confiables para la detección de fallos se obtienen a 2500 rpm, en donde se consigue menor dispersión de datos y mayor diferencia estadística de las muestras de motor en correcto funcionamiento y en condición de falla.

La característica Mínimo es la que mayor diferencia significativa brinda, a más de tener un coeficiente de determinación alto, pero debe tenerse cuidado ya que es un valor puntual muy susceptible a ruido y a factores no controlables.

La característica Máximo brinda buena información de diferencia significativa, a más de tener un coeficiente de determinación alto, pero debe tenerse cuidado ya que es un valor puntual muy susceptible a ruido y a factores no controlables.

Las características energía y RMS de la señal a 2500 rpm brinda una significancia muy alta para la distinción de estados de funcionamientos OK Y FALLA, siendo más confiable puesto que su cálculo proviene de todos los datos de la muestra por lo que es menos susceptible a ruidos en su obtención.

Las características Asimetría Desviación y Media obtenidas en ralentí no deben ser consideradas para el análisis puesto que su diferencia significativa es baja y su dispersión es alta.

Las características Asimetría y Mediana obtenidas en 2500 no deben ser consideradas para el análisis puesto que su diferencia significativa es baja y su dispersión es alta.

9. RECOMENDACIONES

Se debe tener cuidado en la toma de muestras para evitar que efectos ajenos al experimento incidan en las variables de estudio.

El análisis debe ser complementado con otras técnicas como la obtención y análisis de espectrogramas y otras transformadas como Wavelets o Hilbert.

Se debe repetir la corrida experimental utilizando un sensor piezo eléctrico al interior del cilindro para poder caracterizar la relación entre la presión al interior del cilindro y las oscilaciones generadas.

Se deben considerar otras variables de estudio como fallas en el sistema de encendido o en el de distribución

Se debe repetir la corrida experimental en diferentes motores para generar reconocimiento

Los resultados obtenidos en la presente investigación deben ser introducidos en una estructura de inteligencia artificial, con el objeto de implementar un sistema de detección de fallos automático.

10. REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS

Labaien, E. & Carrasco, G. (2009). *CURSO SOBRE MANTENIMIENTO PREDICTIVO Y SUS DISTINTAS TÉCNICAS de APLICACIÓN (Ingeniería)*. Parque Tecnológico de San Sebastián.

Ahmed, R., & Gadsden, A. (2015). *AUTOMOTIVE INTERNAL-COMBUSTION-ENGINE FAULT DETECTION AND CLASSIFICATION USING ARTIFICIAL NEURONAL*. Transactions on Vehicular Technology, 13.

Cheng, A., & Xiliang, D. (2010). *INTERNAL COMBUSTION ENGINE VIBRATION ANALYSIS WITH SHORT-TERM FOURIER-TRANSFORM*. Bengbu Automobile Management Institute, 4.

Angamarca Panamito, J. & Soto Ocampo, C. (2015). *ESTUDIO DE LOS EFECTOS DE LA EGR SOBRE LA COMBUSTIÓN, DE UN MOTOR DE ENCENDIDO POR COMPRESIÓN CRDI HYUNDAI SANTA FÉ 2.0, MEDIANTE EL ANÁLISIS DE VIBRACIONES* (Ingeniería). Universidad Politécnica Salesiana sede Cuenca.

Isaías Maderna, R. (2009). *VIBRACIONES MECÁNICAS EN MOTORES DE COMBUSTIÓN INTERNA* (Posgrado).

("44987329 Instrumentos Para Medir Las Vibraciones", 2010)

44987329 Instrumentos Para Medir Las Vibraciones. (2010). Scribd. Retrieved 27 December 2016, from <https://es.scribd.com/document/169279460/44987329-Instrumentos-Para-Medir-Las-Vibraciones>

Rivera, N. & Chica, J. (2015). *ESTUDIO DEL COMPORTAMIENTO DE MOTOR CICLO OTTO DE INYECCION ELECTRONICA RESPECTO A LA ESTEQUIOMETRIA DE LA MEZCLA Y DEL ADELANTO AL ENCENDIDO PARA LA CIUDAD DE CUENCA* (Maestría). Escuela Politécnica Nacional.

Criollo, O., & Matute, H. (2014). *DIAGNOSTICO DE FALLOS EN LA COMBUSTION PARA MOTORES DE COMBUSTIÓN INTERNA ALTERNATIVOS DIESEL MEDIANTE ANALISIS DE VIBRACIONES*. Universidad politécnica salesiana, 129.

Juca Vivar, K. (2015). *IDENTIFICACIÓN DE ESPECTROS ACÚSTICOS EN MOTORES DE COMBUSTIÓN INTERNA A TRAVÉS DEL ANÁLISIS EN TIEMPOS CORTOS (INGENIERIA)*. Universidad Politécnica Salesiana sede Cuenca.

Calle Jara, C. & Vicuña Pacheco, D. (2015). *IDENTIFICACIÓN Y ANÁLISIS DE EVENTOS TRANSITORIOS EN MOTORES DE COMBUSTIÓN INTERNA MEDIANTE LA POSICIÓN DEL CIGUEÑAL Y EL ÁRBOL DE LEVAS, UTILIZANDO PROCESAMIENTO DE SEÑALES* (Ingeniería). Universidad Politécnica Salesiana sede Cuenca.

Aquilla Veintimilla, H. & Beltrán Orellana, C. (2016). *DETECCIÓN DE FALLAS A TRAVÉS DE ANÁLISIS DE VIBRACIONES MEDIANTE LA TRANSFORMADA DE WAVELETS DE UN MOTOR DE COMBUSTIÓN INTERNA SONATA 2.0 A GASOLINA* (Ingeniería). Universidad Politécnica Salesiana sede Cuenca.

11. ANEXOS

Tabla A 1. Características de señales ralenti ok
Fuente: El autor

| CARACTERISTICAS DE SEÑALES RALENTI OK | | | | | |
|--|-----------------|-----------------|----------------|-----------------|----------------|
| CARACTERISTICA | MEDIA | VARIANZA | COEFVAR | MINIMO | MAXIMO |
| MEDIA | 0,00965 | 0,00001 | 34,65 | 0,0058 | 0,0146 |
| VARIANZA | 0,00965 | 0,00001 | 34,65 | 0,0058 | 0,0146 |
| DESVIACION | 0,0974 | 0,0003 | 17,68 | 0,0759 | 0,1207 |
| MEDIANA | 0,001037 | 0,000007 | 246,35 | -0,0029 | 0,0046 |
| MAXIMO | 0,3898 | 0,0066 | 20,77 | 0,3283 | 0,5863 |
| MINIMO | -0,4104 | 0,0188 | -33,45 | -0,7201 | -0,2516 |
| POTENCIA | 1,07 | 11,43 | 34,65 | 5,75 | 14,58 |
| ENERGIA | 0,001324 | 0 | 27,17 | 0,000879 | 0,0019 |
| ENERGIA | 3,96666 | 1,115 | 26,62 | 3,128 | 6,569 |
| ASIMETRIA | -0,1315 | 0,0932 | -232,08 | -0,647 | 0,4206 |
| RMSS | 0,09739 | 0,0003 | 17,7 | 0,0758 | 0,1207 |

Tabla A 2. Características de señales ralenti ok
Fuente: El autor

| CARACTERISTICAS DE SEÑALES RALENTI OK | | | | | |
|--|--------------|-----------------|----------------|---------------|---------------|
| CARACTERISTICA | MEDIA | VARIANZA | COEFVAR | MINIMO | MAXIMO |
| MEDIA | 0,00965 | 0,00001 | 34,65 | 0,0058 | 0,0146 |
| VARIANZA | 0,00965 | 0,00001 | 34,65 | 0,0058 | 0,0146 |
| DESVIACION | 0,0974 | 0,0003 | 17,68 | 0,0759 | 0,1207 |
| MEDIANA | 0,001037 | 0,000007 | 246,35 | -0,0029 | 0,0046 |
| MAXIMO | 0,3898 | 0,0066 | 20,77 | 0,3283 | 0,5863 |
| MINIMO | -0,4104 | 0,0188 | -33,45 | -0,7201 | -0,2516 |
| POTENCIA | 1,07 | 11,43 | 34,65 | 5,75 | 14,58 |
| ENERGIA | 0,001324 | 0 | 27,17 | 0,000879 | 0,0019 |
| ENERGIA | 3,96666 | 1,115 | 26,62 | 3,128 | 6,569 |
| ASIMETRIA | -0,1315 | 0,0932 | -232,08 | -0,647 | 0,4206 |
| RMSS | 0,09739 | 0,0003 | 17,7 | 0,0758 | 0,1207 |

Tabla A 3. Características de señales 2500 OK
Fuente: El autor

| CARACTERISTICAS DE SEÑALES 2500 OK | | | | | |
|---|--------------|-----------------|----------------|---------------|---------------|
| CARACTERISTICA | MEDIA | VARIANZA | COEFVAR | MINIMO | MAXIMO |
| MEDIA | 0,000018 | 0 | 232,12 | -0,000052 | 0,000108 |
| VARIANZA | 0,01845 | 0,00005 | 37,18 | 0,00125 | 0,0274 |
| DESVIACION | 0,1293 | 0,0018 | 32,58 | 0,0137 | 0,1655 |
| MEDIANA | -0,00621 | 0,00002 | -74,61 | -0,0151 | 0 |
| MAXIMO | 0,5401 | 0,04 | 37,03 | 0,0552 | 0,716 |
| MINIMO | -0,3944 | 0,015 | -31,02 | -0,4659 | -0,0534 |
| POTENCIA | 18,43 | 46,97 | 37,18 | 1,26 | 27,39 |
| ENERGIA | 0,00084 | 0 | 32,13 | 0,000179 | 0,0012 |
| ENERGIA | 3,721 | 1,357 | 31,3 | 0,561 | 4,762 |
| ASIMETRIA | 0,3078 | 0,0787 | 91,17 | -0,2176 | 0,7086 |
| RMSS | 0,1293 | 0,0018 | 32,58 | 0,0137 | 0,1655 |