



UNIVERSIDADE DA CORUÑA



ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR
DE NÁUTICA Y MÁQUINAS

UNIVERSIDADE DA CORUÑA

ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE NÁUTICA Y MÁQUINAS

INGENIERÍA MARINA

ENERGÍA Y PROPULSION



UNIVERSIDADE DA CORUÑA

**“MONITORIZACIÓN DE UN MOTOR NAVAL DE
EXPLOSIÓN DE CUATRO TIEMPOS A TRAVÉS
DE UN SISTEMA EXPERTO”**

TRABAJO FIN DE MÁSTER

JULIO – 2014

AUTOR: Xosé Manuel Vilar Martínez

TUTOR: Feliciano Fraguela Díaz

TUTOR: José Ramón García Galego



Agradecimientos

Sin la ayuda inestimable de algunas personas, a las cuales agradezco en estas líneas, este Trabajo de Fin de Máster no hubiese sido posible.

Agradezco a mi amigo y compañero de trabajo D. Manuel Vilaboy Jarel la ayuda para extraer los datos de los ficheros, dado que fue él quien programó los VIs de Labview para capturar los datos.

Agradezco a mis tutores el Profesor D. Feliciano Fraguela Díaz y el Profesor D. José Ramón García Galego por su paciencia y su apoyo en realizar correcciones, sin ellos este Trabajo de Fin de Máster sería menos lucido.

Agradezco a mis Profesores del Máster de Ingeniería Marina sin los cuales mis conocimientos no serían lo que son ni cómo son.

Por último agradezco a mi mujer M^a Salomé Iglesias López y a mis hijos Samuel y Pablo el haberme permitido tiempo para concluir este Trabajo de Fin de Máster.

Dedico este trabajo a mi padre...



ÍNDICE GENERAL

| | |
|--|----|
| <i>MEMORIA</i> | 1 |
| 1 <i>OBJETO</i> | 2 |
| 2 <i>ALCANCE</i> | 2 |
| 3 <i>INTRODUCCIÓN</i> | 2 |
| 4 <i>CARACTERÍSTICAS DEL MOTOR SOMETIDO A ESTUDIO</i> | 4 |
| 4.1 Características principales..... | 4 |
| 4.2 Dimensiones principales..... | 6 |
| 4.3 Peso del motor, capacidad de agua y capacidad de aceite..... | 7 |
| 4.4 Valores de servicio..... | 8 |
| 4.4.1Presiones..... | 8 |
| 4.4.2Temperaturas..... | 9 |
| 4.4.3Consumo..... | 10 |
| 4.4.4Factores de conversión..... | 11 |
| 5 <i>OBTENCIÓN DE DATOS POR MEDIO DE TÉCNICAS NO INVASIVAS</i> | 12 |
| 5.1 Captura de datos..... | 14 |
| 5.1.1Requisitos funcionales..... | 14 |



| | |
|---|----|
| 5.2 Elección de los sensores..... | 21 |
| 5.2.1 Sensor de presión..... | 21 |
| 5.2.2 Sensor de vibración..... | 24 |
| 5.2.3 Medida de las revoluciones y posición de giro..... | 26 |
| 5.2.4 Medida de la apertura y cierre de válvulas con ultrasonidos..... | 27 |
| 5.3 Equipo de adquisición de datos..... | 30 |
| 5.3.1 NI PXI-8119 Pentium M 2.3 GHz Controller with Windows 7..... | 31 |
| 5.3.2 NI PXI-6229, M Series DAQ..... | 32 |
| 5.3.3 NI PXI-4462, 24Bit Sigma Delta ADCs..... | 33 |
| 5.3.4 NI PXI-4472, 8 simultaneously Sampled Analog Inputs, 24-Bit Resolution, Multiple Device synchronization 1024 kS/s Sampling Rate..... | 34 |
| 5.4 Programación del equipo de adquisición de datos..... | 34 |
| 6 <i>MINERÍA DE DATOS</i> | 42 |
| 6.1 Preparación de los datos..... | 45 |
| 6.1.1 Eliminación interpolación de los datos..... | 45 |
| 6.1.2 Codificación de los datos..... | 48 |
| 6.1.3 Normalización de los datos..... | 48 |
| 6.2 Análisis exploratorio de los datos..... | 51 |
| 6.3 Dimensionalidad de los datos..... | 53 |



6.3.1Análisis de componentes Principales (PCA Principal Component Analysis)..... 54

6.3.2Análisis Discriminante Lineal (LDA Lineal Discriminant Analysis)..... 55

6.4 Filtrado de los datos. 57

7 *INTRODUCCIÓN A LOS SISTEMAS EXPERTOS*..... 60

7.1 Clasificación de los Sistemas Expertos. 61

8 *ESTABLECIMIENTO DE LAS REGLAS*..... 63

8.1 Encadenamiento de reglas. 64

8.2 Implementación de las reglas aplicadas a la monitorización del motor. 65

8.2.1Implementación de las reglas utilizando la variable de presión..... 65

8.2.2Implementación de las reglas utilizando la variable vibración en las válvulas... 67

8.2.3Implementación de las reglas utilizando las dos variables anteriores. 69

9 *INTRODUCCIÓN A LAS REDES NEURONALES*..... 73

9.1 Estructura básica de una red..... 74

9.2 Aprendizaje..... 78

10 *IMPLEMENTACIÓN DE LA NEURONA Y ANÁLISIS DE DATOS UTILIZANDO REDES NEURONALES*..... 83

11 *CONCLUSIONES*..... 88

12 *BIBLIOGRAFÍA*..... 89

ANEXO I 91



13 *LISTADO DE LOS SCRIPS UTILIZADOS EN MATLAB Y EN OCTAVE.....* 92

1. Lectura de datos de la presión en la cámara de combustión directamente del sistema de adquisición de datos. 92

2. Lectura de datos de vibración de los acelerómetros, indica la apertura y cierre de las válvulas de admisión y escape. 93

3. Escalado de los datos por medio de un sistema lineal de normalización. 94

4. Normalización lineal y no lineal. 95

5. Histogramas con “outliers” 96

7. Filtro para los datos del acelerómetro..... 97

8. Lectura de datos de la presión en la cámara de combustión, normalización, desplazamiento y grabación de datos..... 98

9. Lectura de datos de los acelerómetros, normaliza, desplaza y graba datos. ... 99

10. Tratamiento de matrices para implementar la red neuronal. 101

11. Implementación de la red neuronal y visualización de resultados. 102

PLIEGO DE CONDICIONES..... 104

14 *OBJETO DEL PLIEGO.....* 105

15 *DESCRIPCIÓN GENERAL* 105

15.1 REQUISITOS MÍNIMOS PARA LA ADQUISICIÓN DE DATOS..... 105

15.1.1EQUIPO UTILIZADO PARA LA ADQUISICIÓN DE DATOS. 106

15.1.2NI PXI-8119 Pentium M 2.3 GHz Controller with Windows 7..... 106



| | |
|---|-----|
| 15.1.3NI PXI-6229, M Series DAQ..... | 107 |
| 15.1.4NI PXI-4462, 24Bit Sigma Delta ADCs..... | 107 |
| 15.1.5NI PXI-4472, 8 simultaneously Sampled Analog Inputs, 24-Bit Resolution, Multiple Device synchronization 1024 kS/s Sampling Rate..... | 108 |
| 16 <i>REQUISITOS DE LOS SENSORES.</i> | 108 |
| 17 <i>INSTALACIÓN DE LOS SENSORES EN EL MOTOR.</i> | 108 |
| 18 <i>VOLCADO DE LOS DATOS.</i> | 109 |
| 19 <i>PREVENCIÓN DE RIESGOS.</i> | 109 |
| 20 <i>GESTIÓN DE RESIDUOS.</i> | 110 |
| <i>PRESUPUESTO.</i> | 111 |
| <i>PLANOS</i> | 114 |



ÍNDICE DE FIGURAS

| | |
|--|----|
| Figura 1. Dimensiones del motor | 6 |
| Figura 2. Proceso de adquisición de una señal analógica y convertida en señal digital | 18 |
| Figura 3. Adaptador para la conexión del sensor de presión en la válvula de purga de la cámara de combustión | 22 |
| Figura 4. Modos de conexión del micrófono en modo común y en modo diferencial | 28 |
| Figura 5. Flujograma de la aplicación de captura de datos | 35 |
| Figura 6. Interfase Hombre Máquina IHM del control de captura de datos | 36 |
| Figura 7. Presentación de los datos capturados de presión y apertura y cierre de la válvula | 36 |
| Figura 8. Diagrama de flujo del enrutamiento de las señales hacia los módulos procesadores | 37 |
| Figura 9. Diagrama de análisis de vibraciones | 39 |
| Figura 10. Visualización de los datos de presión de la cámara de combustión ... | 40 |
| Figura 11. Diagrama de análisis de la presión en la cámara de combustión y vibraciones | 41 |
| Figura 12. Datos de presión en la cámara de combustión, tal y como se obtiene del fichero binario | 43 |
| Figura 13. Datos de vibración de apertura y cierre de válvulas | 44 |



Figura 14. Transformada rápida de Fourier (FFT) de los datos de vibración de apertura y cierre de válvulas 45

Figura 15. Datos de apertura y cierre de válvulas y presión en la cámara de combustión de cada cilindro 47

Figura 16. Modelo no lineal de normalización 49

Figura 17. Modelo lineal de normalización 50

Figura 18. Aplicación de la normalización lineal a los datos de presión de la cámara de combustión 51

Figura 19. Histograma de una variable continua con la existencia de *outliers* (estos se encuentran en la posición 15, 16, 17 y 18 del histograma) 52

Figura 20. Dato del sensor de presión, no ha capturado nada (puede considerarse un dato outlier) 53

Figura 21. La línea continua, dirección dada por PCA; línea discontinua dirección que define la mejor discriminación entre diferentes clases 55

Figura 22. Transformada rápida de Fourier (FFT) hasta el armónico 20. La información es suficiente 57

Figura 23. Vibración de apertura y cierre de las válvulas con línea de valor medio 58

Figura 24. Vibración de apertura y cierre de las válvulas con filtro aplicado 59

Figura 25. Patrones de forma de onda de la presión en la cámara de combustión con la finalidad de identificar fallos en el motor 66

Figura 26. Patrones de forma de onda de la vibración de las válvulas de admisión y escape 67



| | |
|--|----|
| Figura 27. Siete fases de la posición del cilindro en la secuencia de trabajo del motor | 68 |
| Figura 28. Esquema de una unidad neuronal de proceso típica | 73 |
| Figura 29. Esquema de una red de tres capas totalmente interconectadas | 75 |
| Figura 30. Red de neuronas formadas por dos capas con los pesos W_1 y W_2 ... | 76 |
| Figura 31. Red de neuronas equivalente formada por una sola capa con peso W | 77 |
| Figura 32. Esquema de aprendizaje supervisado de una red | 80 |
| Figura 33. Esquema de aprendizaje no supervisado de una red | 81 |
| Figura 34. Gráfico de presión en la cámara de combustión y de vibraciones de apertura y cierre de las válvulas, con 720 puntos por gráfico. | 83 |
| Figura 35. Algoritmos de activación de la red neuronal. | 85 |
| Figura 36. Datos de salida de la red neuronal, puntos que indican la aproximación al patrón | 87 |



ÍNDICE DE FOTOS

| | |
|---|----|
| Foto 1. Sensor de presión H322A8-A fabricado por Optrand | 21 |
| Foto 2. Detalle del sensor de presión con su módulo electrónico | 23 |
| Foto 3. Detalle de la instalación de los sensores en el motor | 23 |
| Foto 4. Canalización por la que se conducen las líneas de los sensores de presión | 24 |
| Foto 5. Acelerómetro 4384 del fabricante Brüel & Kjaer | 25 |
| Foto 6. Colocación de los acelerómetros en el motor que se monitoriza | 26 |
| Foto 7. Sensor óptico y marca reflectante | 27 |
| Foto 8. Amplificador y acondicionador Nexus 2690 | 29 |
| Foto 9. Plataforma PXI compuesta por el chasis, microprocesador y módulos I/O | 30 |
| Foto 10. Módulo procesador NI PXI-8119 | 31 |
| Foto 11. Módulo DAQ NI PXI-6229 | 32 |
| Foto 12. Módulo ADC NI PXI-4462 | 33 |
| Foto 13. Módulo Simultaneously Sampled Analog Inputs NI-4472 | 34 |



ÍNDICE DE TABLAS

| | |
|--|-----|
| Tabla 1. Dimensiones del motor | 7 |
| Tabla 2. Conversión de unidades | 11 |
| Tabla 3. Desfase de los cilindros con relación al nº 1 | 15 |
| Tabla 4. Requisitos y características principales del sensor H322A8-A | 22 |
| Tabla 5. Características del acelerómetro 4384 fabricado por Brüel & Kjaer | 25 |
| Tabla 6. Características del sensor de ultrasonidos | 28 |
| Tabla 7. Características del chasis PXI-1042 | 30 |
| Tabla 8. Características de la unidad procesadora PXI-8119 | 31 |
| Tabla 9. Características del módulo de entradas analógicas PXI-6229 | 32 |
| Tabla 10. Características del módulo analizador de señal dinámica PXI-4462 ... | 33 |
| Tabla 11. Características del módulo de adquisición de señal dinámica PXI-4472..... | 36 |
| Tabla 12. Implementación de reglas de dos variables presión y vibración de apertura y cierre de las válvulas | 69 |
| Tabla 13. Presupuesto de sensores | 112 |
| Tabla 14. Presupuesto de equipo de adquisición | 112 |
| Tabla 15. Presupuesto de montaje, programación y puesta en marcha..... | 113 |



ÍNDICE DE ECUACIONES

| | |
|--|----|
| Ecuación 1. RPM motor | 27 |
| Ecuación 2. Valor Eficaz (RMS) | 38 |
| Ecuación 3. Valor de pico | 38 |
| Ecuación 4. Factor de cresta | 38 |
| Ecuación 5. Normalización con valor medio cero y varianza unidad | 48 |
| Ecuación 6. Normalización no lineal | 49 |
| Ecuación 7. Normalización lineal | 50 |
| Ecuación 8. Expresión de la distancia de Mahalanobis | 52 |
| Ecuación 9. Transformación en la maximización | 55 |
| Ecuación 10. Transformación en cálculo de los vectores propios | 56 |
| Ecuación 11. Sumatorio en el cuerpo de la neurona | 74 |
| Ecuación 12. Expresión del sumatorio mediante un vector | 74 |
| Ecuación 13. Expresión de una red neuronal artificial | 76 |
| Ecuación 14. Matrices W_1 y W_2 | 77 |
| Ecuación 15. Producto de matrices W_1 y W_2 | 77 |
| Ecuación 16. Expresión algebraica del producto de las matrices W_1 y W_2 | 77 |



**“MONITORIZACIÓN DE UN MOTOR NAVAL DE
EXPLOSIÓN DE CUATRO TIEMPOS A TRAVÉS DE
UN SISTEMA EXPERTO”**

MEMORIA

MÁSTER EN INGENIERÍA MARINA

ENERGÍA Y PROPULSIÓN

ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE NÁUTICA Y MÁQUINAS

FECHA: **JULIO 2014**

AUTOR: Xosé Manuel Vilar Martínez

Fdo.: Xosé Manuel Vilar Martínez



1 OBJETO.

El objeto de este Trabajo de Fin de Máster es el desarrollo de un Sistema de Monitorización de un Motor. Este sistema que se va desarrollar no tiene como único objeto la capacidad de captar datos críticos del funcionamiento del motor, sino que estos puedan ser utilizados para detectar y/o predecir averías.

En la actualidad la monitorización no sólo debe servir para incrementar la fiabilidad y eficacia de las instalaciones, sino de convertirlas en más seguras, evitando que puedan producir daños a personas cumpliendo así con los requisitos de seguridad que cada vez son más exigentes.

2 ALCANCE.

El alcance de este Trabajo de Fin de Máster es realizar un sistema de monitorización por medio de los datos de presión en la cámara de combustión y la apertura y cierre de válvulas de un motor MTU16V956TB91.

El motor del cual se han obtenido los datos es un motor instalado en la “Escuela Antonio de Escaño”.

3 INTRODUCCIÓN.

El trabajo se estructura en varios apartados. En primer lugar mostrarán las características técnicas del motor que se somete a estudio a continuación se explicaran las técnicas existentes para la captación de datos y cuáles se han elegido, qué método y equipos se han empleado.

Posteriormente se realizará la minería de datos con los datos que se han obtenido, con la finalidad de que sean tratables. Se realizará el análisis y



clasificación de los datos y finalmente se establecen las reglas de funcionamiento del sistema, por último, se crea una red neuronal que clasifique los datos de los que se puedan obtener resultados.



4 CARACTERÍSTICAS DEL MOTOR SOMETIDO A ESTUDIO.

Las características del motor son las propias del motor diesel 16V 956 TB 91.

4.1 Características principales.

| Característica | Parámetro |
|---|---|
| Ciclo de trabajo: | Cuatro tiempos, de simple efecto. |
| Combustión: | Inyección directa. |
| Sobrealimentación: | Turbosobrealimentado por gases de escape. |
| Refrigeración: | Por agua. |
| Construcción: | Motor en V a 0,872 rad. (Motor en V a 50°) |
| Diámetro: | 0,23 m (230 mm). |
| Carrera: | 0,23 m (230 mm). |
| Cilindrada de un cilindro: | $9,55 \cdot 10^{-3} \text{ m}^3$ (9,55 l). |
| Número de cilindros: | 16. |
| Cilindrada total: | $1,528 \cdot 10^{-1} \text{ m}^3$ (152,8 l). |
| Relación de compresión: | 13 |
| Sentido de giro sobre el lado de salida de la fuerza principal | a izquierdas (no reversible). |
| Orden de encendido | A1 – B3 – A3– B7 – A7– B4 – A4– B8 – A8– B6 – A6– B2 – A2– B5 – A5– B1 |
| Presión de inyección de combustible: | 25497,29 kPa (260 kp/cm ²). |
| Presión final de compresión a velocidad de encendido y temperatura de régimen | 196,13·kPa (20 kp/cm ²) |



| | |
|---|--|
| Momento de despegue al arranque a una temperatura del motor de 5°C, dicha cifra comprende parte de la aceleración. | 6370 Nm (650 kpm) |
| Par motor | 4410 Nm (450 kpm) |
| Velocidad de encendido a una temperatura del motor de -5° | 13,613 rad·s ⁻¹ (130 r.p.m.) |
| Velocidad de marcha en vacío superior | 170,169 rad·s ⁻¹ (1625 r.p.m.) |
| Velocidad de marcha en vacío inferior | 68,068 rad·s ⁻¹ (650 r.p.m.) |
| Potencia máxima 0,5 horas dentro de 6 horas. | 3,309 MW a 164,933 rad·s ⁻¹ (4500 CV a 1575 r.p.m.) |
| Potencia continua | 2,942 MW a 158,650 rad·s ⁻¹ (4000 CV a 1515 r.p.m.) |
| Condiciones de referencia. <ul style="list-style-type: none"> • Temperatura del aire de aspiración • Temperatura del agua a la entrada en el refrigerador de aire de sobrealimentación. • Presión barométrica. • Humedad relativa del aire. | 293,15 K (20°C) 293,15 K (20°C) 98,125 kPa, 0,981 bar, (736 mm Hg.) 60 %. |
| Potencia máxima en servicio 0,5 horas dentro de 6 horas. | 3,221 MW a 164,933 rad·s ⁻¹ 4380 CV a 1575 r.p.m. |
| Potencia continua | 2,861 MW a 158,650 rad·s ⁻¹ 3890 CV a 1515 r.p.m. |

| | |
|--|---|
| <p>Condiciones de referencia.</p> <ul style="list-style-type: none"> • Temperatura del aire de aspiración • Temperatura del agua a la entrada en el refrigerador de aire de sobrealimentación. • Presión barométrica. • Humedad relativa del aire. | <p>299,15 K (26°C)</p> <p>295,15 K (22°C)</p> <p>98,125 kPa, 0,981 bar, (736 mm Hg.)</p> <p>60 %.</p> |
| <p>Velocidad media del pistón a 1500 r.p.m.</p> | <p>11,5 m/s</p> |
| <p>Holgura de las válvulas con motor frío</p> | <p>Admisión $3 \cdot 10^{-4}$ m (0,30 mm)</p> <p>Escape $5 \cdot 10^{-4}$ m (0,50 mm)</p> |

4.2 Dimensiones principales.

Dimensiones

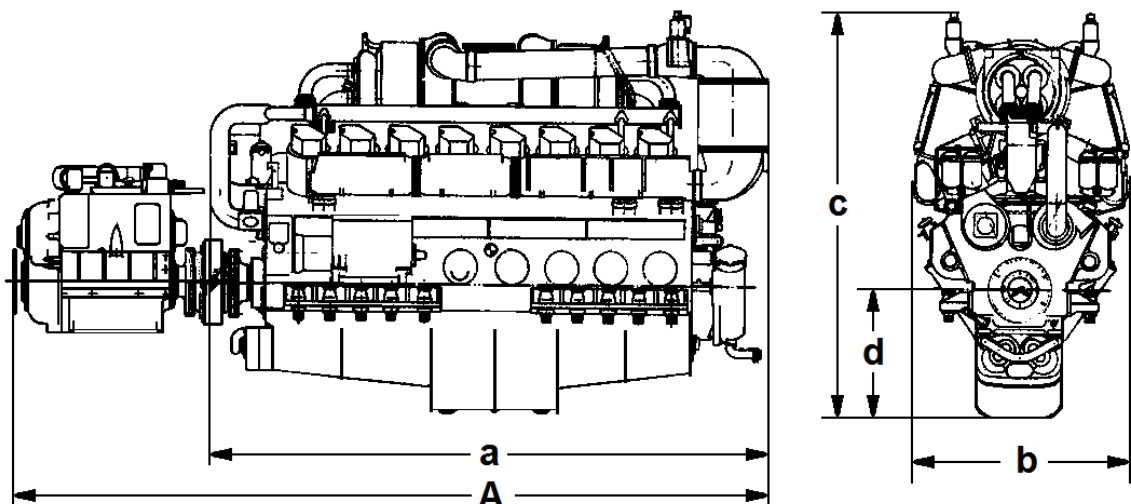


Figura 1. Dimensiones del motor.



| Medida | Unidad |
|---|---------|
| A = Largo del equipo | 5,500 m |
| a = Largo del motor | 3,950 m |
| b = Ancho del motor | 1,550 m |
| c = Altura del motor | 2,750 m |
| d = Altura hasta el centro del cigüeñal | 0,875 m |

Tabla 1. Dimensiones del motor.

4.3 Peso del motor, capacidad de agua y capacidad de aceite.

| Característica | Parámetro |
|--|---|
| Peso del motor con accesorios pero sin aceite: | 11300 kg |
| Capacidad de agua de refrigeración: <ul style="list-style-type: none"> Incluyendo los conductos montados en el motor. Capacidad de agua del refrigerador del aire sobrealimentación | 0,23 m ³ (230 l) 0,08 m ³ (80 l) |
| Capacidad de aceite en el motor: <ul style="list-style-type: none"> Hasta la marca inferior. Hasta la marca superior. Relleno a los 10 minutos de marcha en vacío, primer llenado y cambio de aceite. Capacidad total. | 0,34 m ³ (340 l) 0,445 m ³ (445 l) 0,09 m ³ (90 l) 0,535 m ³ (535 l) |
| Posiciones inclinadas | |
| Sentido longitudinal, hacia adelante o hacia atrás respecto a la horizontal, máximo. Permanentes. | $\frac{\pi}{15}$ rad (12°) |



| | |
|--|----------------------------|
| Sentido longitudinal, hacia adelante o hacia atrás respecto a la horizontal, máximo. Transitorias. | $\frac{\pi}{12}$ rad (15°) |
| En sentido transversal hacia la derecha o hacia la izquierda respecto la vertical, máximo. Permanentes. | $\frac{\pi}{12}$ rad (15°) |
| En sentido transversal hacia la derecha o hacia la izquierda respecto la vertical, máximo. Transitorias. | $\frac{\pi}{6}$ rad (30°) |

4.4 Valores de servicio.

Los datos indicados en este apartado son valores aproximados. Para los valores exactos véase resultado de pruebas de ensayo del motor.[1].

4.4.1 Presiones.

| Característica | Condiciones | Parámetro |
|---|---|--|
| Presión de aceite para el mecanismo | Medida antes del último cojinete. <ul style="list-style-type: none"> con velocidad en condición de plena carga. Con velocidad de marcha en vacío inferior | Mín 44,12 N.m (4,5 kp/cm ²) Mín 34,32 N.m (3,5 kp/cm ²) |
| Presión de aceite refrigeración pistones. | Medida en entrada motor. <ul style="list-style-type: none"> con velocidad en condición de plena carga. Con velocidad de marcha en vacío inferior | Mín 68,64 N.m (7,0 kp/cm ²) Mín 24,52 N.m (2,5 kp/cm ²) |



| | | |
|--------------------------------------|---|--|
| Presión de agua refrigeración motor. | Medida después de la bomba de agua de refrigeración del motor. | Mín 24,52 N.m (2,5 kp/cm ²) |
| Presión de agua cruda. | Medida después de la bomba del agua cruda. | Mín 14,71 N.m (1,5 kp/cm ²) |
| Presión alimentación combustible | Medida antes de la bomba de inyección de combustible | 9,81 N.m (1,0 kp/cm ²) |
| Presión aire sobrealimentación | Medida después del turbosobrealimentador por gases de escape a 400 CV y 1515 r.p.m. | 12,26 N.m (1,25 kp/cm ²) |
| Presión aire arranque | Con arranque sobre los cilindros y motor precalentado | 294,20 N.m (30 kp/cm ²) |
| Depresión aire de aspiración | Medida en la entrada del turbosobrealimentador. | 17651,97 – 1471 Pa (180 – 15 mm C.A.) |
| Contrapresión de los gases de escape | Medida en la salida turbina del turbosobrealimentador | 29419,95 – 2942 Pa (300 – 30 mm C.A.) |

4.4.2 Temperaturas.

| Característica | Condiciones | Parámetro |
|---|---|-------------------------|
| Temperatura de aceite para el mecanismo | Medida antes de la entrada en motor | Max 353,15 K (80 °C) |
| Temperatura de aceite refrigeración pistones. | Medida antes de la entrada en el motor. | Max 353,15 K (80 °C) |



| | | |
|---|---|---------------------------|
| Temperatura de agua refrigeración motor. | Medida después de la salida del motor | Max 358,15 K (85 °C) |
| Temperatura gases de escape | Medida después de los cilindros | Max 923,15 K (650 °C) |
| Temperatura gases de escape | Medida antes del turbosobrealimentador. | Max 953,15 K (680 °C) |
| Temperatura colectiva de gases de escape. | Medida después del turbosobrealimentador | Max. 823,15 K (550 °C) |
| Temperatura del aire de sobrealimentación | Medición después del refrigerador del aire de sobrealimentación | Max. 313,15 K (40 °C) |

4.4.3 Consumo.

| Característica | Condiciones | Parámetro |
|------------------------------|---|---|
| Consumo de combustible. | En el campo de servicio principal, según carga y empleo de un combustible de acuerdo con la especificación que figura en las Manuales de Servicio MTU.[1] | $67,981 \cdot 10^{-6}$ kg/kWs (180 g/CVh) |
| Consumo de aceite motor. | En servicio continuo después de un tiempo de servicio de unas 100 horas. | $0,755 \cdot 10^{-6}$ a $1,133 \cdot 10^{-6}$ kg/kWs (2 a 3 g/CVh) |
| Consumo de aire de arranque. | Para primera arrancada y siguientes. | $0,7 \text{ m}^3$ (700 l) $0,3 \text{ m}^3$ (300 l) |



4.4.4 Factores de conversión.

Las unidades utilizadas en el manual de motor diesel MTU 16 V 956 TB 91 no son las admitidas por el SI de Unidades, aunque son las unidades que habitualmente se emplean en el sector de la propulsión marina y por los ingenieros marinos que utilizan y mantienen estas máquinas. Para ello se realiza la conversión de unidades utilizando los factores de conversión adecuados para cada cambio de unidad.

Se expone la tabla 2 la conversión de unidades utilizadas al SI.

| Magnitud | Unidad que se convierte | Unidad a la que se convierte | Factor de conversión. |
|--------------------|-------------------------------------|---|-------------------------------|
| Presión. | $\left(\frac{kg}{cm^2}\right)$ | Pascal (Pa) | 98066,5 |
| Presión. | milímetros de mercurio (mmHg) | Bares (bar). | $1,3332236842 \cdot 10^{-3}$ |
| Presión. | bares (bar) | Pascal (Pa). | 10^5 |
| Presión. | C.A. (columna de agua) | Pascal (Pa). | 98,0638 |
| Velocidad angular. | revoluciones por minuto (r.p.m.) | Radianes por segundo $\left(\frac{rad}{s}\right)$ | $\left(\frac{\pi}{30}\right)$ |
| Momento de fuerza. | (Kp·m) | Newton metro (N.m) | 9,80665 |
| Temperatura | Grado centígrado ($^{\circ}C$) | Kelvin (K) | unidad+273,15 |
| Potencia | Caballo de vapor (CV.) | Wat (W) | 735,4988 |
| Volumen. | Litros (l) | Metro cúbico (m^3) | 10^{-3} |
| Consumo. | $\left(\frac{g}{CV \cdot h}\right)$ | $\left(\frac{kg}{kW \cdot s}\right)$ | $377,67 \cdot 10^{-9}$ |

Tabla 2. Conversión de unidades.



5 OBTENCIÓN DE DATOS POR MEDIO DE TÉCNICAS NO INVASIVAS.

Para obtener datos del funcionamiento del motor y que estos sean útiles para un posterior análisis del estado en que se encuentra, se realizará una técnica no invasiva que cumpla con los siguientes requisitos:

- **Medida de la presión en cada cilindro.** Con esta medición se puede determinar el estado de funcionamiento del motor.
 - Motor desequilibrado: comparando las curvas de presión de todos los cilindros.
 - Pérdidas debidas a la fricción: empleando las curvas P-V de cada cilindro, se puede determinar si alguno de ellos tiene mayor fricción que los demás. Pueden utilizarse también para el equilibrado del motor.
 - Con los datos anteriores se puede detectar problemas en la secuencia de las válvulas.
 - Se pueden detectar problemas en la inyección de combustible y la combustión de la mezcla.
- **Medida de la posición del cigüeñal.** Por medio de una señal de disparo del tacómetro óptico, que se instala en el eje de salida del motor, sincronizada con el PMS del cilindro A1 del motor. Siendo esta una referencia clave para realizar el sincronismo de todos los parámetros de funcionamiento del motor.
- **Medida de vibraciones.** Esta técnica de medida y su análisis ha demostrado ser una de las herramientas no intrusivas más eficaces en la determinación del estado de la condición mecánica de cualquier máquina rotativa o como en el caso que nos ocupa la de una máquina alternativa. Su fundamento se basa en el conocimiento del deterioro mecánico de un componente en movimiento, ya sea rotatorio o alternativo, se mide la vibración que produce el movimiento en las piezas que



están sometidas a movimiento, siendo la energía de la vibración directamente proporcional al deterioro causado en la pieza que está sometida a rotación.

En máquinas de combustión interna con movimiento alternativo de cuatro tiempos el cigüeñal debe girar dos vueltas 720° para completar todas las sollicitaciones, es por ello que, pocas frecuencias de vibración puedan ser armónicos directos de la velocidad del cigüeñal.

Por lo tanto un análisis del movimiento alternativo requiera tener en cuenta el análisis del dominio del tiempo. En estas máquinas los datos tomados en el dominio del tiempo como en el dominio de la frecuencia deben estar sincronizados con relación al movimiento del cigüeñal, con lo que puede llegar a determinarse la fuente de cada vibración.

Utilizando estas medidas se puede detectar entre otros los siguientes fallos:

- En el tren de válvulas:
 - El taqué de alguna válvula de escape bloqueado.
 - Desajuste en el balancín de alguna válvula.
 - Rebote de alguna válvula.
 - Asiento o eje de la válvula deteriorados.
 - Asiento de alguna válvula de escape deformado y no hermético.
- Golpe de pistón cuando este choca con la camisa del cilindro.
- Ralladuras o fisuras en la camisa del cilindro.
- Escasa lubricación de la muñequilla del pistón.
- Avería en algún inyector de combustible.



- En los cojinetes.
- Desequilibrio (1xRPM).
- Desequilibrio (2xRPM).
- Roce mecánico o subarmónicos.

5.1 Captura de datos.

A este nivel se trata la captura de datos por medio de los sensores específicos, módulos de adquisición de datos y aplicaciones informáticas.

5.1.1 Requisitos funcionales.

Para adquirir correctamente los datos en el motor, el sistema de adquisición debe cumplir con los siguientes requisitos:

- El muestreo de presión (P) y vibraciones (V) se debe trocear en muestras de forma que registre el ciclo de cada cilindro sincronizado con un punto de referencia angular del cigüeñal para el correcto procesado de la información. Se utilizará la señal de disparo del tacómetro óptico sincronizada con el PMS del cilindro A1y la definimos como 0°.

Las medidas de presiones de deben realizar en la zona superior de la cámara de combustión, esto garantiza la medida de presión a lo largo de todo el recorrido del cilindro.

- Para identificar las lecturas de P y V con la posición de cada cilindro se deberá tener en cuenta el desfase angular del mismo dentro del ciclo de 720°.



La posición de los pistones al tratarse de un motor de 4 tiempos están desfasados entre sí según el orden de encendido del motor.

Este orden viene determinado por el fabricante del motor.

A1 – B3 – A3– B7 – A7– B4 – A4– B8 – A8– B6 – A6– B2 – A2– B5 – A5– B1

Según el orden anterior tendrá los desfases con respecto al cilindro A1 (0°).

| Cilindros | Ángulo de desfase |
|-----------|-------------------|
| A1 – A8 | 0° |
| B3 – B6 | 45° |
| A3 – A6 | 90° |
| B7 – B2 | 135° |
| A7 – A2 | 180° |
| B4 – B5 | 215° |
| A4 – A5 | 270° |
| B8 – B1 | 315° |

Tabla 3. Desfase de los cilindros con relación al nº 1.

- La información con la posición angular del cigüeñal debe ser la referencia para los datos de P (presión) y V (vibraciones). Para ello se supone que la velocidad angular del cigüeñal es lineal durante el intervalo de captura.

Las medidas de P (presión), V (vibración), EA (ultrasonidos) y señal tacométrica deben estar relacionadas de forma que puedan ser asociadas entre sí en un único ciclo, es decir, cada



medida de P, V o EA tiene que ser identificada con la posición angular del cigüeñal en el momento de su lectura de acuerdo con las siguientes indicaciones:

- Habrá una correspondencia entre cada medida de P y de V.
- En las medidas de EA se indicará el comienzo, el punto medio y el final de cada ciclo.

Para monitorizar las vibraciones y ultrasonidos en este tipo de máquinas, con regímenes de velocidad variable en función de la solicitada por la demanda del maquinista. Se aplicará el método general de ensayos de velocidad variable según las siguientes fases:

- **Selección de puntos y direcciones de medida.** Se seleccionarán como puntos de medida los siguientes:
 - Culatas de los cilindros con captador de presión en la cámara de combustión, un sensor situado en la carcasa.
 - Cojinete de salida del eje de transmisión, direcciones horizontal, vertical y axial.
 - Bomba de inyección de combustible, un sensor en la carcasa.
 - Turbocompresores, un sensor de ultrasonidos lo más cercano posible a la carcasa.
- **Elección y colocación de captadores.** Una vez colocados los captadores se debe acondicionar la señal para que se adapte al sistema de adquisición. En los puntos de instrumentación previa se disponen los acelerómetros que se fijan por medio de una base magnética o bien por arandelas pegadas a la carcasa del motor. Generalmente los acondicionadores de señal vienen determinados por el tipo de captadores.



- **Instalación de tacómetro y referencia de fase.** Si la máquina de la cual se va monitorizar no dispone de una señal tacométrica instalada, se puede implementar una referencia de fase por medio de un captador óptico que leerá una marca en una de las piezas rotatorias del motor. Para obtener las medidas de referencia de fase del motor se instalará el sensor óptico en en el eje de transmisión de potencia directa.
- **Instalación del sistema general de adquisición.** En sistemas multicanal (sistemas con adquisición de más de un parámetro de referencia) se debe realizar con cuidado extremo, sobre todo en aquellos en el que el control se realiza on line. Es una práctica habitual realizar el registro de las señales en paralelo sobre un medio digital de almacenamiento, de este modo se minimiza el riesgo de pérdida de datos.
- **Elección de los parámetros de adquisición.** Realizada la topología e instalado el sistema de adquisición, se debe configurar los parámetros para que la captura de datos sea correcta. Estos parámetros son el tiempo de adquisición, muestreo, amplitud y escalado de la señal.

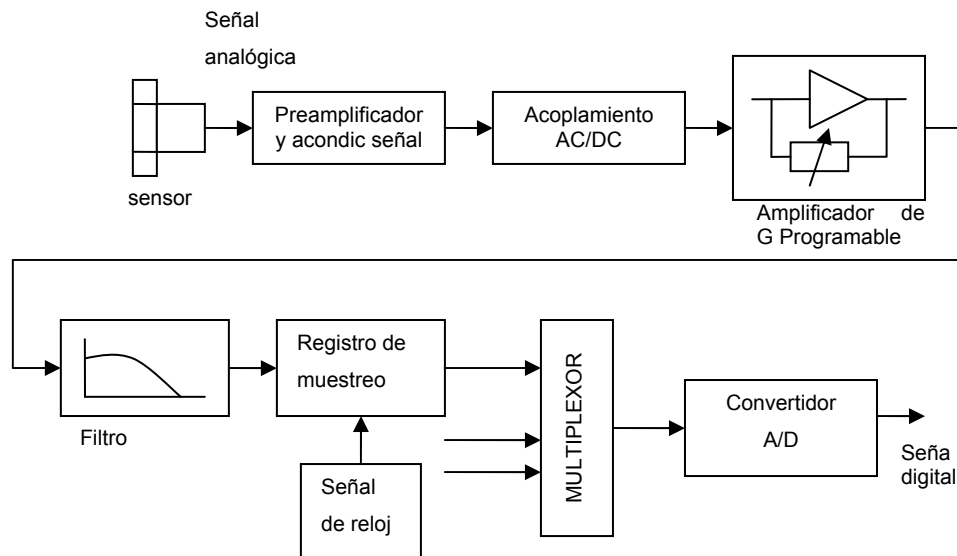


Figura 2. Proceso de adquisición de una señal analógica y convertida a señal digital.

Descripción del proceso de adquisición de la señal analógica.

- **Captadores y acondicionadores de señal.** Un sensor o transductor es un dispositivo que convierte una señal mecánica en una señal eléctrica, el acondicionador adapta el valor de la señal eléctrica en niveles escalables, de tal modo que no sature el sistema de medida, realiza el escalado de la señal.
- **Acoplamiento de tensión alterna, continua (AC/DC).** Este acoplamiento consiste en un filtro paso alto con una frecuencia de corte de 0.2Hz, que provocará que se elimine las componentes de tensión continua que puedan ser perjudiciales para la señal.
- **Amplificador de ganancia programable.** Este amplificador adapta la señal al rango de adquisición del convertidor analógico digital. Pueden colocarse amplificadores de ganancia variable antes del filtro antialiasing, después o antes y después del mencionado filtro.



- **Filtro antialiasing.** Este filtro es un filtro paso bajo su misión es evitar el efecto “aliasing” que se produce cuando se digitaliza una señal. La función de este filtro es establecer una frecuencia de corte superior para que la digitalización de la señal cumpla con el Teorema de muestreo de Nyquist.
- **Registro de muestreo.** Se utiliza cuando se usan varios canales de entrada y un solo ADC (Convertidor Analógico Digital). Realiza una medición en un instante determinado del valor de la señal de entrada, instante que se sincroniza con la señal de reloj, mantiene el valor de la señal mientras se convierte a señal digital.
- **Multiplexor, MUX.** Se realiza la lectura alternativa de cada señal de entrada y que se envía al ADC (Convertidor Analógico Digital).

Señal Digital. La señal digitalizada que se obtiene de cada sensor es almacenada y sincronizada con las señales procedentes del tacómetro óptico y una vez gravada se analiza con el microprocesador.

- **Conversor Analógico Digital ADC.** Realiza la función de convertir a una palabra digital una magnitud analógica. La longitud de esta palabra dependerá del número de bits de salida del ADC, pueden ser 10, 12, 24, bits cuanto mayor número de bits mejor precisión se obtiene.
- **Detector de disparo (TRIGGER).** Consiste en un pulso de disparo mediante el cual se sincronizan los datos adquiridos, se utiliza en la captura de los datos, pero también en la lectura. Se envía por un solo canal pero activa el bloque de captura de datos de todos los canales sincronizados.
- **Memoria FIFO o BUFFER.** La memoria es el lugar donde se almacenan las muestras durante la captura, siendo el lugar de

transición entre la captura y el almacenamiento en disco. Por regla general el almacenamiento en disco es mucho más lento que el almacenamiento en memoria, por lo tanto durante la captura de datos, estos en primer lugar se almacena en una memoria o BUFFER de almacenamiento por medio de una FIFO (First in, First Out) una vez que se van almacenando en disco se va liberando el BUFFER o memoria. Una gestión adecuada del BUFFER y el acceso a disco permite realizar unas capturas de datos eficaces.

- **Ventanas de captura.** La utilización de ventanas de captura de datos tiene las bondades siguientes:
 - Se reduce el efecto de pérdidas (leakage) producido cuando se aplica la transformada de Fourier a un período infinito.
 - Se reduce significativamente el ruido debido a que se elimina de la señal el período de adquisición en la que solamente hay ruido en la ventana de fuerza.

En la practica la aplicación de las ventanas de captura se multiplica cada una de las muestras de un bloque por el factor correspondiente al perfil de la ventana, en el dominio del tiempo.

- Transformada Rápida de Fourier (FFT). Es un proceso de descomposición de la señal compleja en sumas de senos y cosenos de múltiplos de frecuencias. Puede realizarse por hardware o por software. Si se realiza por hardware se aplicará a todas las señales que entran en el proceso, si se realiza por software se realiza a las señales ya digitalizadas.

5.2 Elección de los sensores.

Los sensores han sido adquiridos para monitorizar la presión en la cámara de combustión, las vibraciones en los cojinetes y el sensor de ultrasonidos para detectar la apertura y cierre de las válvulas de admisión y escape.

5.2.1 Sensor de presión.

Se han instalado en el motor 16 sensores FOPS (Fiber Optic Pressure Sensor) Auto PSI-A sensor, modelo H322A8 del fabricante Optrand.



Foto 1. Sensor de presión H322A8-A fabricado por Optrand.

Este sensor convierte las variaciones de presión del interior de la cámara de combustión en una señal analógica, tiene un ancho de banda de 20 kHz suficiente para seguir la señal aunque esta varíe de forma rápida.

Estos sensores disponen de un acondicionador de señal integrado, de tal manera, que se obtiene en la salida una señal de 0,5 – 5 V de amplitud. Esta señal se somete al proceso de digitalización para almacenar los datos en formato digital.

| VARIABLE Y UNIDAD | REQUISITO | CARACTERÍSTICA |
|---|-----------|----------------|
| Presión máxima en la cámara de combustión (bar) | 173 | 200 |
| Frecuencia del pico de máxima presión a 1000 rpm (Hz) | 133,3 | 20.000 |
| Temperatura máxima en punto de contacto entre sensor y motor (°C) | 270 | 300 |

Tabla 4. Requisitos y características principales del sensor H322A8-A.

Estos sensores disponen de una tensión de autocomprobación para verificar el correcto funcionamiento y calibrado del mismo.

Para la instalación y conexión del sensor en cada una de las cámara de combustión se utilizan unos adaptadores que se conectan a las válvulas Kiene de purga, estos adaptadores tienen la característica de mantener el servicio de purga sin tener que tocar el sensor de presión, además se puede realizar la sustitución, desconexión y calibrado incluso con el motor en marcha. Esto garantiza la independencia del sistema de monitorización causando un mínimo impacto cuando se realizan labores de mantenimiento en el motor.

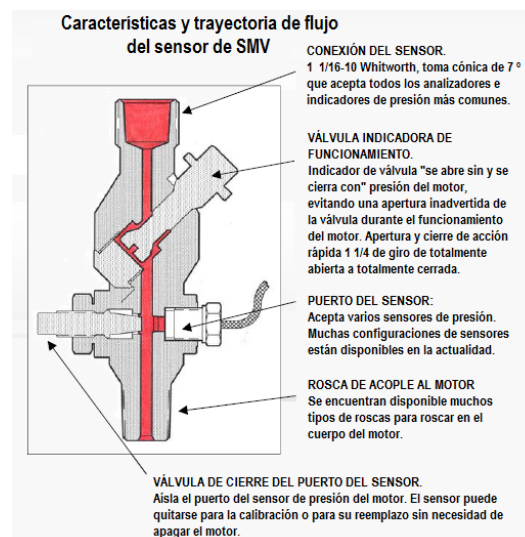


Figura 3. Adaptador para la conexión del sensor de presión en la válvula de purga de la cámara de combustión.



Foto 2. Detalle del sensor de presión con su módulo electrónico.



Foto 3. Detalle de instalación de los sensores en el motor.



Foto 4. Canalización por la que se conducen las líneas de los sensores de presión.

5.2.2 Sensor de vibración.

Para la medida de vibraciones se ha seleccionado el acelerómetro 4384 del fabricante Brüel & Kjaer. Las características del sensor elegido se muestran en la tabla 5.

| | Units | 4384/4384 S | 4384 V |
|--|---------|---------------------------------|-----------|
| Dynamic Characteristics | | | |
| Charge Sensitivity (@ 159.2 Hz) | pC/g | 9.8 ± 2% | 9.8 ± 15% |
| Frequency Response | | See typical Amplitude Response | |
| Mounted Resonance Frequency | kHz | 42 | |
| Amplitude Response ±10% | Hz | 0.1 to 12600 | |
| Transverse Sensitivity | % | <4 | |
| Transverse Resonance Frequency | kHz | 15 | |
| Electrical Characteristics | | | |
| Min. Leakage Resistance @ 20°C | GΩ | > 20 | |
| Capacitance | pF | 1200 | |
| Grounding | | Signal ground connected to case | |
| Environmental Characteristics | | | |
| Temperature Range | °C (°F) | -74 to 250 (-101 to 482) | |
| Humidity | | Welded, sealed | |
| Max. Operational Sinusoidal Vibration (peak) | g pk | 6000 | |
| Max. Operational Shock (± peak) | g pk | 20000 | |



| | | |
|---|--|---|
| Base Strain Sensitivity | Equiv. g/ μ strain | 0.002 |
| Thermal Transient Sensitivity | Equiv. g/ $^{\circ}$ C (g/ $^{\circ}$ F) | 0.04 (0.011) |
| Magnetic Sensitivity (50 Hz–0.03 Tesla) | g/T | 0.4 |
| Physical Characteristics | | |
| Dimensions | | See outline drawing |
| Weight | Gram (oz.) | 11 (0.39) |
| Case Material | | Titanium |
| Connector | | 10–32 UNF |
| Mounting | | 10–32 UNF \times 3.2 mm threaded hole |

Tabla 5. Características del acelerómetro 4384 fabricado por Brüel & Kjaer.

Para fijar el acelerómetro se emplean imanes, debido a que no se trata de una instalación permanente. Este modo de fijación no es el más adecuado y es posible que esta fijación afecte a la sensibilidad de la medida, aunque la sensibilidad del acelerómetro es suficiente para realzar las medidas con precisión. Se ha comprobado que la medida se realiza con precisión suficiente, a pesar de que el método de fijación no es el mejor.



Foto 5. Acelerómetro 4384 del fabricante Brüel & Kjaer.



Foto 6. Colocación de los acelerómetros en el motor que se monitoriza.

5.2.3 Medida de las revoluciones y posición de giro.

La medida de las revoluciones del motor es necesario para sincronizar todas las capturas de datos, de presión, vibraciones y ultrasonidos.

Para ello se utiliza un sensor óptico OSENP con las siguiente características.

- Sensor sin contacto con salida un pulso con amplitud de 5V.
- Frecuencia de conexión hasta 4,2 kHz.
- Marcado de contaje con marca reflectante.
- Distancia de medida, hasta 900 mm desde la banda reflectante.
- Temperatura de operación $-23 \div 121^{\circ}\text{C}$.

La medida de las revoluciones consiste en medir el tiempo entre dos pulsos de salida de amplitud de 5V de acuerdo con la expresión:

$$rpm = \frac{60}{t} \quad \text{Ecuación 1}$$

Donde:

rpm: son las revoluciones por minuto del motor.

t: es el tiempo medido entre pulsos con unidades en segundos.



Foto 7. Sensor óptico, y marca reflectante.

5.2.4 Media de las apertura y cierre de válvulas con ultrasonidos.

Los datos de apertura y cierre de válvulas se obtienen mediante un sensor ultrasónico. La medida se realiza con dos micrófonos que trabajan en frecuencias por encima de 20 kHz. La energía mecánica que produce sonidos de alta frecuencia se genera en los turbocompresores.

El tipo y modelo elegido para esta obtención de datos es el sensor ultrasónico 4191 de Brüel & Kjaer. Las especificaciones de este modelo se indican en la tabla 6.

Specifications 4191

| | | |
|--|--|--|
| <p>OPEN-CIRCUIT SENSITIVITY (250 Hz): -38 dB \pm 1.5 dB re 1 V/Pa, 12.5 mV/Pa POLARIZATION VOLTAGE (external): 200 V FREQUENCY RESPONSE*: 0° incidence free-field response: 5 Hz to 16 kHz \pm 1 dB 3.15 Hz to 40 kHz \pm 2 dB In accordance with IEC 651, Type 0, Type 1 and ANSI S1.12, Type M LOWER LIMITING FREQUENCY (-3 dB): 1 Hz to 2 Hz (vent exposed to sound) PRESSURE EQUALIZATION VENT: Side vented DIAPHRAGM RESONANCE FREQUENCY: 34 kHz (90° phase shift) CAPACITANCE (POLARIZED, 250 Hz)*: 18 pF EQUIVALENT AIR VOLUME (101.3 kPa): 11.6 mm³ CALIBRATOR LOAD VOLUME (250 Hz): 190 mm³ PISTONPHONE TYPE 4228 CORRECTION (with DP 0776): +0.02 dB</p> <p>* Individually calibrated</p> | <p>CARTRIDGE THERMAL NOISE: 20.0 dB (A), 21.4 dB (Lin.) UPPER LIMIT OF DYNAMIC RANGE (3% distortion): >162 dB SPL MAXIMUM SOUND PRESSURE LEVEL: 171 dB (peak)</p> <p>Environmental OPERATING TEMPERATURE RANGE: -30 to +150 °C (-22 to 302 °F) (can be used up to +300 °C (572 °F), but with a permanent sensitivity change of typically +0.4 dB which stabilises after one hour) OPERATING HUMIDITY RANGE: 0 to 100% RH (without condensation) STORAGE TEMPERATURE: -30 to +70 °C (-22 to 158 °F) Data Disk: 5 to 50 °C (41 to +122 °F) TEMPERATURE COEFFICIENT (250 Hz): -0.002 dB/°C (for the range -10 to +50 °C (14 to 122 °F)) PRESSURE COEFFICIENT (250 Hz): -0.007 dB/kPa</p> | <p>INFLUENCE OF HUMIDITY: <0.1 dB/100% RH VIBRATION SENSITIVITY (<1000 Hz): 65.5 dB equivalent SPL for 1 m/s² axial acceleration MAGNETIC FIELD SENSITIVITY: 16 dB SPL for 80 A/m, 50 Hz field ESTIMATED LONG-TERM STABILITY: >1000 years/dB at 20 °C (68 °F) >100 hours/dB at 150 °C (302 °F)</p> <p>Dimensions Diameter: 13.2 mm (0.52") (with grid) 12.7 mm (0.50") (without grid) Height: 13.5 mm (0.53") (with grid) 12.6 mm (0.50") (without grid) Thread for preamplifier mounting: 11.7 mm - 60 UNS</p> <p>Note: All values are typical at 23 °C (73.4 °F) 101.3 kPa and 50% RH, unless measurement uncertainty or tolerance field is specified. All uncertainty values are specified at 2σ (i.e. expanded uncertainty using a coverage factor of 2)</p> |
|--|--|--|

Tabla 6. Características del sensor de ultrasonidos.

La señal de salida es una señal alterna que se suma sobre la señal de alimentación del micrófono, se necesita por tanto, un acondicionador de señal para monitorizar los datos, las unidades se obtienen en mV/dB. Se ha elegido como amplificador/acondicionador el modelo NEXUS 2690 del fabricante NEXUS.

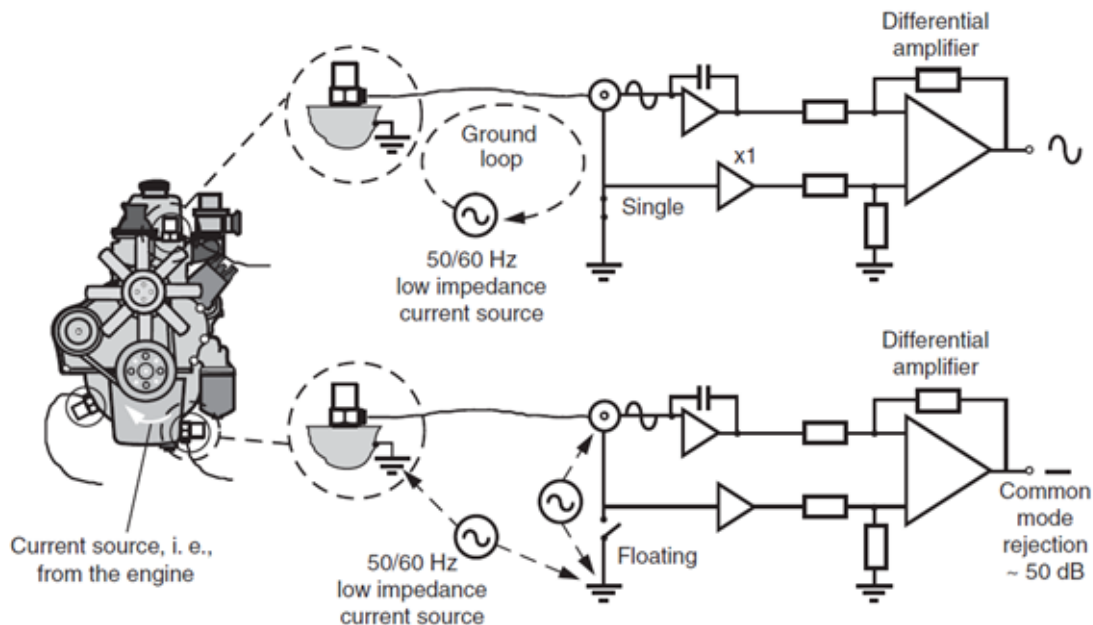


Figura 4. Modos de conexión del micrófono en modo común y en modo diferencial.



Foto 8. Amplificador y acondicionador NEXUS 2690.

Una vez descritos los sensores que se utilizan para obtener los datos, se necesita el equipo de adquisición que aglutine todos los datos en un medio de almacenamiento y se pueda obtener información de los mismos.

5.3 Equipo de adquisición de datos.

Como entorno para el desarrollo de un equipo de adquisición de datos se seleccionó una plataforma de National Instruments del tipo PXI (PCI eXtensions for instrumentation).

| |
|--|
| Chasis PXI 3U de 8 ranuras para AC Universal. |
| • Rango de operación extendido de 0 a 55 °C (PXI-1042). |
| • Bajas emisiones acústicas de 43dBA (PXI-1042Q). |
| • Acepta ambos módulos PXI y CompactPCI 3U. |
| • Cumple con las especificaciones de PXI y CompactPCI. |
| • Suministro de potencia AC desmontable y de alto rendimiento. |

Tabla 7. Características del chasis PXI-1042.

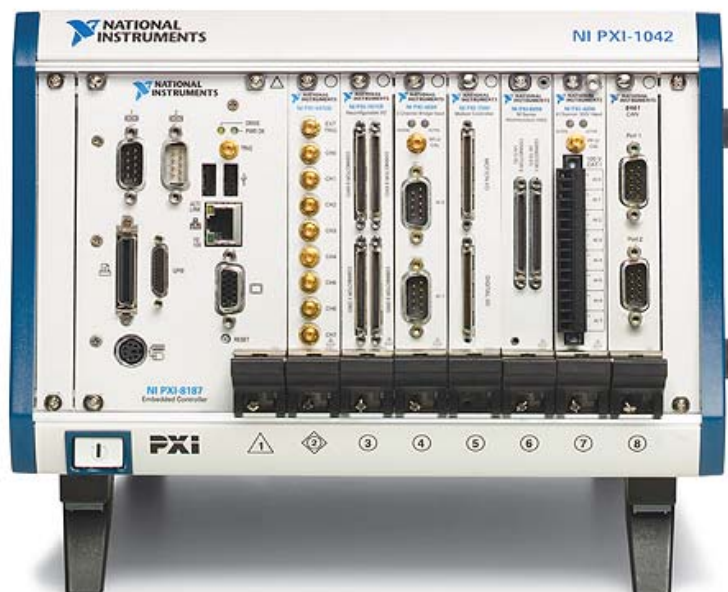


Foto 9. Plataforma PXI compuesta por el chasis, microprocesador y módulos de I/O.

Para realizar la captura de los datos que proceden de los sensores se han seleccionado los módulos que se detallan a continuación.

5.3.1 NI PXI-8119 Pentium M 2.3 GHz Controller with Windows 7.

Es la unidad procesadora, realiza el control de la adquisición de los datos. Una aplicación controla el registro de todas las señales, en función de la frecuencia de adquisición, niveles de la señal y variaciones bruscas. Dispone de Windows 7 embebido como Sistema Operativo (SO).

Las características principales de este módulo son:

| |
|--|
| 2.3 GHz Quad-Core PXI Controller. |
| • 2.3 GHz quad-core Intel Core i7-3610QE processor (3.3 GHz maximum in single-core, Turbo Boost mode). |
| • 4 GB (1 x 4 GB DIMM) single-channel 1600 MHz DDR3 RAM standard, 8 GB maximum. |
| • 6 Hi-Speed USB, 2 Gigabit Ethernet, GPIB, serial, and other peripherals. |
| • In-ROM memory and hard drive diagnostics. |
| • Windows OS and drivers already installed; hard-drive-based recovery. |

Tabla 8. Características de la unidad procesadora PXI-8119.



Foto 10. Módulo procesador NI PXI-8119.

5.3.2 NI PXI-6229, M Series DAQ.

Este módulo se utiliza para adquirir las señales que proceden de los sensores de presión, además de la señal procedente del sensor óptico del tacómetro.

Las características más importantes son:

| |
|--|
| 32 Entradas Analógicas de 16 Bits a 250 kS/s. |
| • Cuatro salidas analógicas de 16 bits (833 kS/s) |
| • 48 E/S digitales; contadores de 32 bits; disparo digital. |
| • Certificado de calibración trazable expedido por el NIST y más de 70 opciones de acondicionamiento de señales. |
| • E/S digital correlacionadas (32 líneas sincronizadas, 1 MHz) |
| • La Serie "M de alta velocidad" alcanza velocidades de muestreo 5 veces más rápidas o la Serie "M de alta precisión" para obtener 4 veces más resolución. |
| • Software controlador NI-DAQmx y software interactivo NI LabVIEW SignalExpress LE para registro de datos. |

Tabla 9. Características del módulo de entradas analógicas PXI-6229.



Foto 11. Módulo DAQ NI PXI-6229.

5.3.3 NI PXI-4462, 24Bit Sigma Delta ADCs.

Módulo que se utiliza para adquirir las señales que se generan el amplificador/acondicionador NEXUS procedentes de los sensores de ultrasonidos.

| |
|--|
| Analizador de Señal Dinámica de 4 Entradas. |
| • Seis ajustes de ganancia para rangos de entrada desde ± 316 mV a ± 42.4 V. |
| • Cuatro entradas analógicas muestreadas simultáneamente hasta 204.8 kS/s. |
| • Acoplamiento de AC/DC y acondicionamiento IEPE configurable por software. |
| • Filtros anti-aliasing variables. |
| • Soporte para sensores (TEDS) inteligentes IEEE 1451.4 Clase 1. |
| • ADCs de resolución de 24 bits con rango dinámico de 118 dB. |

Tabla 10. Características del módulo de analizador de señal dinámica PXI-4462.



Foto 12. Módulo ADC NI PXI-4462.

5.3.4 NI PXI-4472, 8 simultaneously Sampled Analog Inputs, 24-Bit Resolution, Multiple Device synchronization 1024 kS/s Sampling Rate.

En este módulo se conectan los acelerómetros.

| |
|---|
| Módulo de Adquisición de Señal Dinámica de 8 Canales. |
| • Estado del ciclo de vida: Maduro. |
| • 8 entradas analógicas muestreadas simultáneamente hasta 102.4 kS/s. |
| • Acoplamiento de AC/DC y acondicionamiento IEPE configurable por software. |
| • Rango de entrada de ± 10 V o ± 31 V con cable SMB-120. |
| • ADCs de resolución de 24 bits con rango dinámico de 110 dB |

Tabla 11. Características del módulo de adquisición de señal dinámica PXI-4472.



Foto 13. Módulo Simultaneously Sampled Analog Inputs NI PXI-4472.

5.4 Programación del equipo de adquisición de datos.

La programación del equipo de adquisición de datos se realiza mediante el paquete de programación NI Developer Suite 2006. El lenguaje utilizado es programación gráfica Labview.

Se programa siguiendo el diagrama de flujo siguiente:

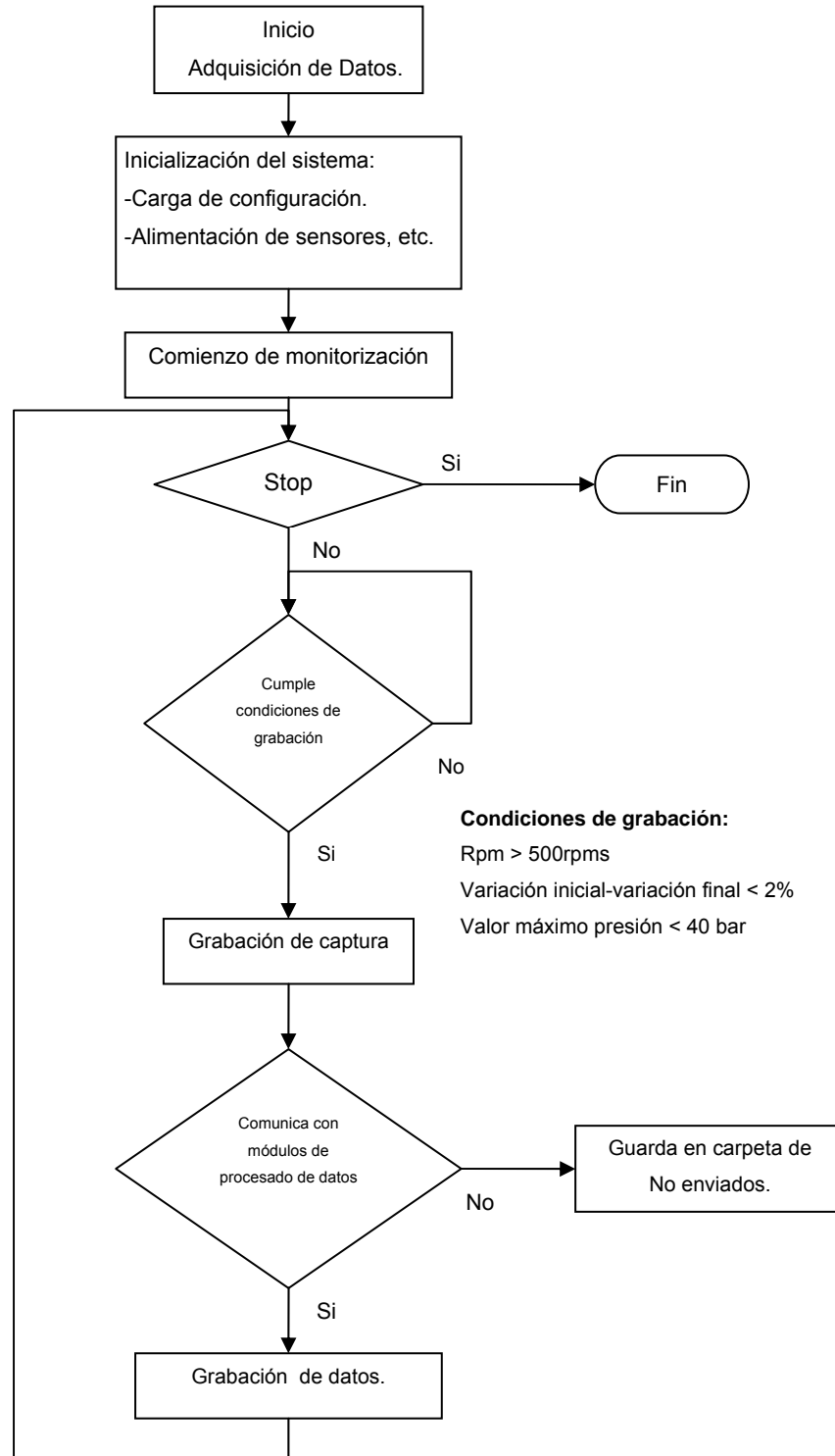


Figura 5. Flujograma de la aplicación de la captura de datos.

La interface hombre-máquina con la aplicación se muestra en la figura 6.

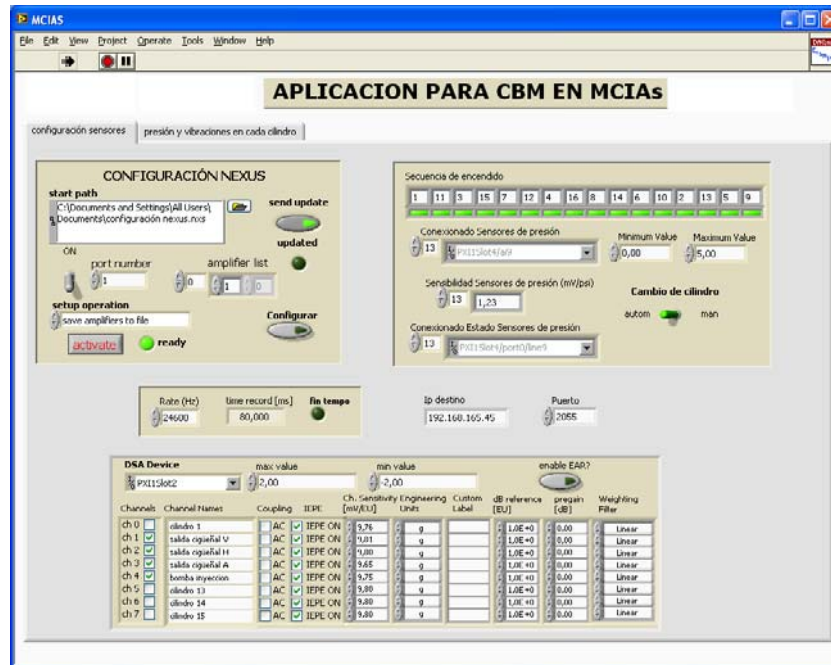


Figura 6. Interfase Hombre Máquina IHM del control de la captura de datos.

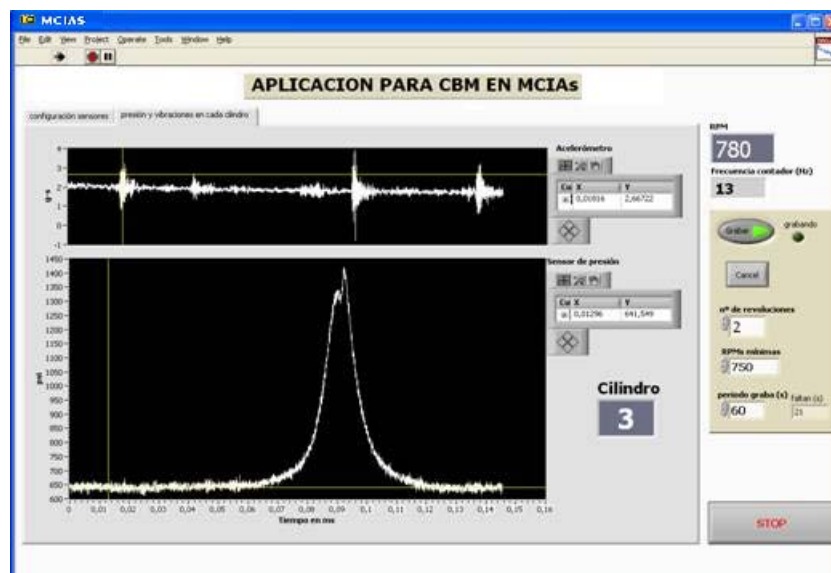


Figura 7. Presentación de los datos capturados de presión y apertura y cierre de la válvula.

El procesador embebido (rack PXI) realiza la función de adquisición y de procesado de la señal de cada variable que se adquiere. La comunicación entre los módulos se realiza de forma interna mediante la dirección de destinatario y receptor “*localhost*”. El diseño implementado contempla la posibilidad de que cada uno de estos elementos puedan situarse en direcciones de red diferentes.

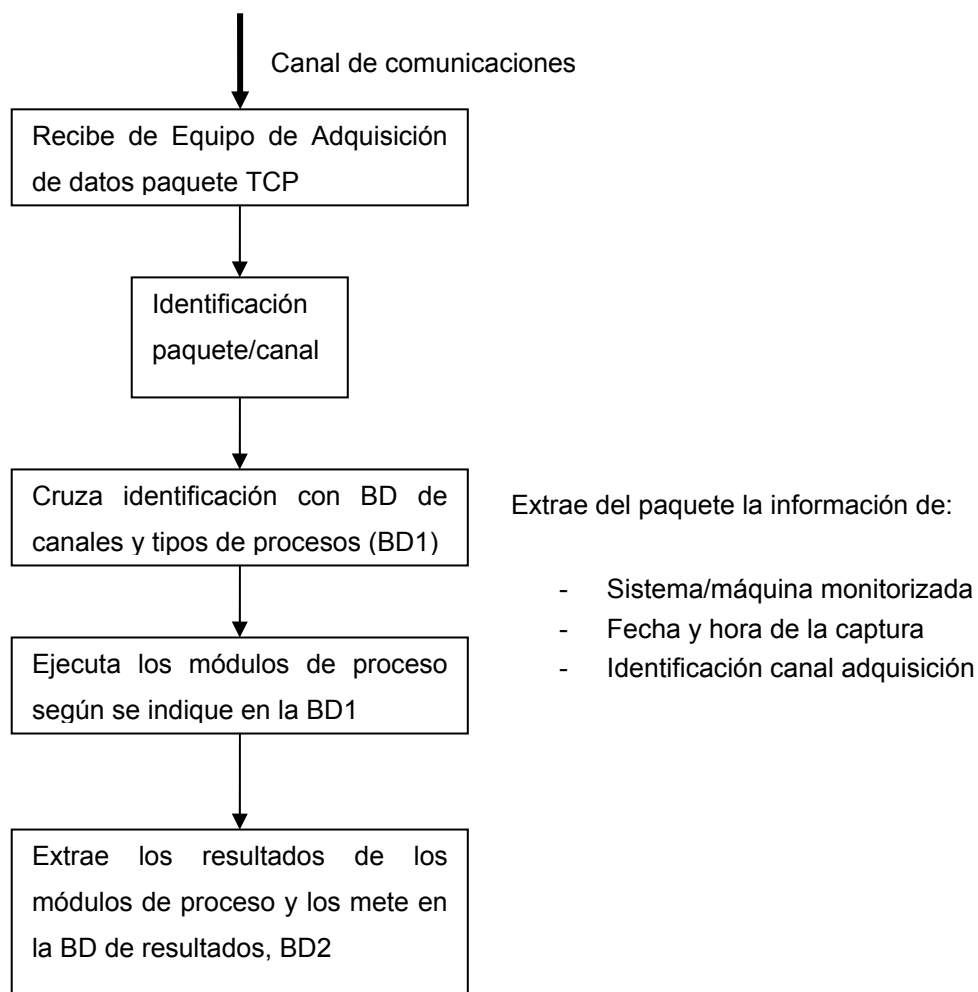


Figura 8. Diagrama de flujo del enrutamineto de las señales hacia los módulos procesadores.

La señal de vibraciones se procesa obteniendo el valor eficaz, el valor de cresta y la transformada rápida de Fourier (FFT) de la señal que se captura con el sensor. Las expresiones utilizadas son las siguientes:

$$\text{Valor Eficaz (RMS)} = V_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T [V(t)]^2 dt} \quad \text{Ecuación 2}$$

$$\text{Valor } pico = V_{pico} = V(t)_{\text{máximo}} \quad \text{Ecuación 3}$$

$$\text{Factor de cresta} = \frac{V_{pico}}{V_{RMS}} \quad \text{Ecuación 4}$$

Se esquematiza el funcionamiento de este módulo en el siguiente esquema:

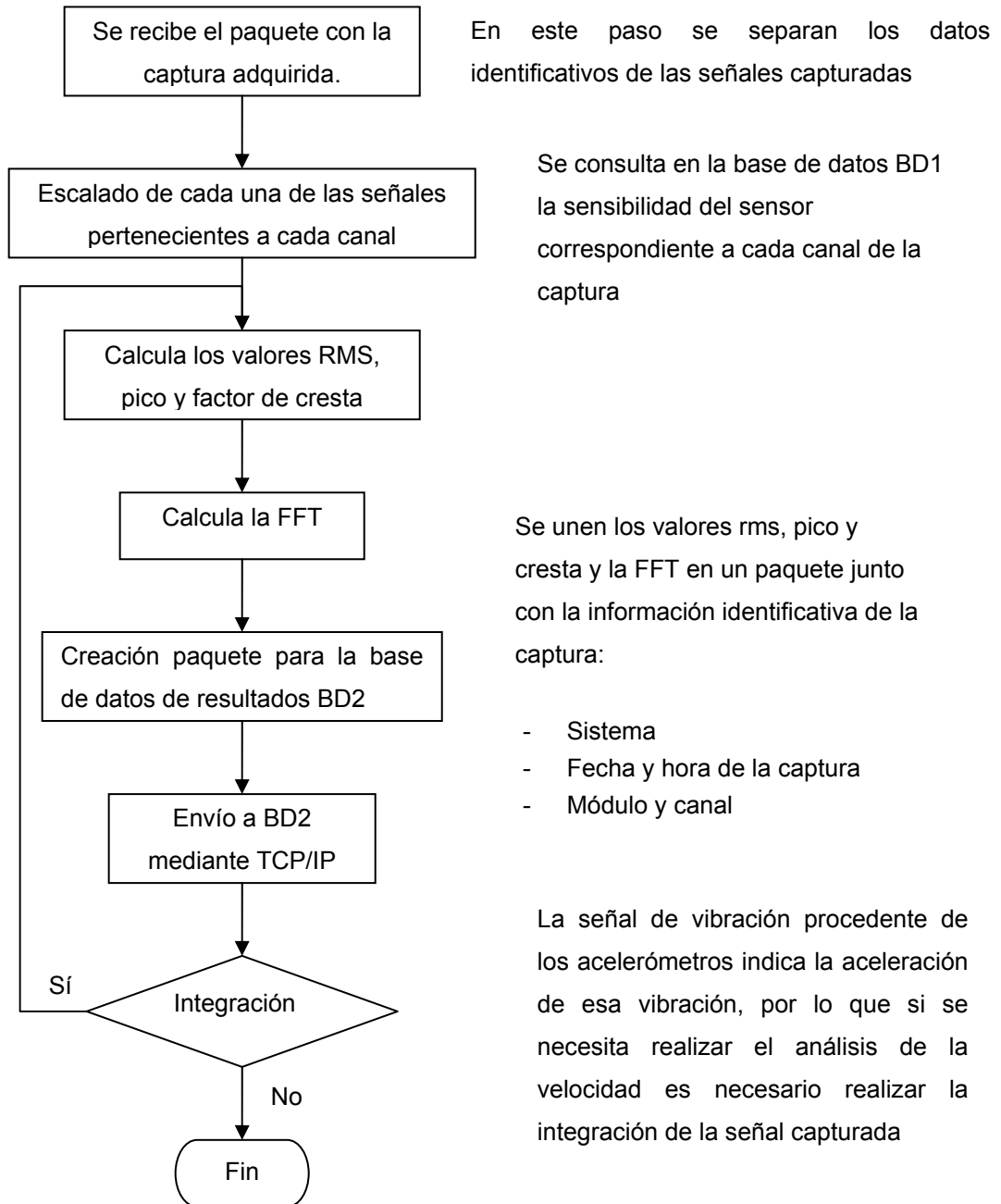


Figura 9. Diagrama de análisis de vibraciones.

El proceso de señal procedentes de los sensores de presión en el cilindro se utiliza un módulo que recibe los paquetes TCP con la información de la presión en la cámara de combustión y del acelerómetro situado en la culata correspondiente.

Por medio de estos datos se obtiene información de:

- Tabla de picos en la señal de presión que corresponden con el Punto Muerto Superior (PMS) del cilindro durante la etapa de compresión y con el punto de máxima presión tras la ignición del combustible. Punto que se puede situar con la posición del cigüeñal
- Tiempo de subida de la compresión desde el 10% al 90%.
- Tiempo de bajada desde el 90% de la señal al 10%.
- Valor de pico
- Para las vibraciones se pueden detectar oscilaciones en el cierre de las válvulas.

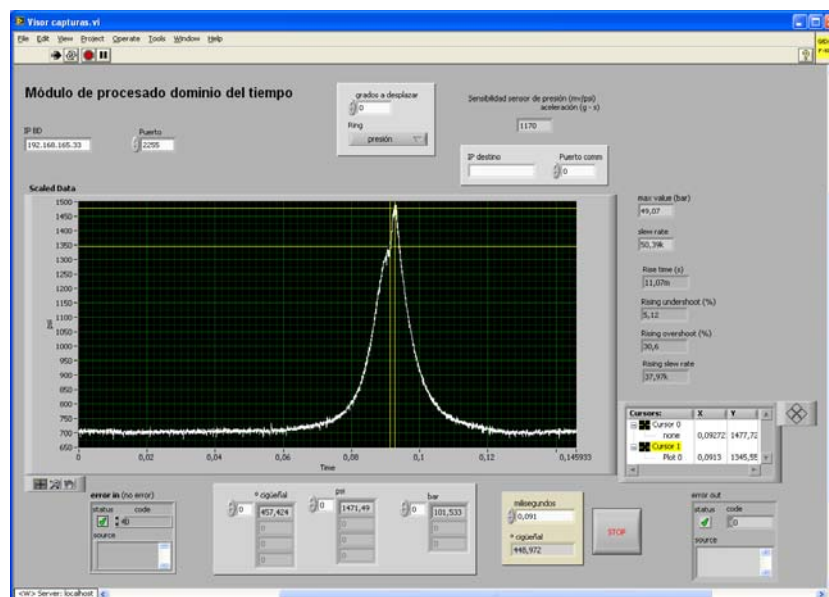


Figura 10. Visualización de los datos de presión de la cámara de combustión.

Para obtener los paquetes con la información descrita se seguirá el siguiente diagrama de flujo.

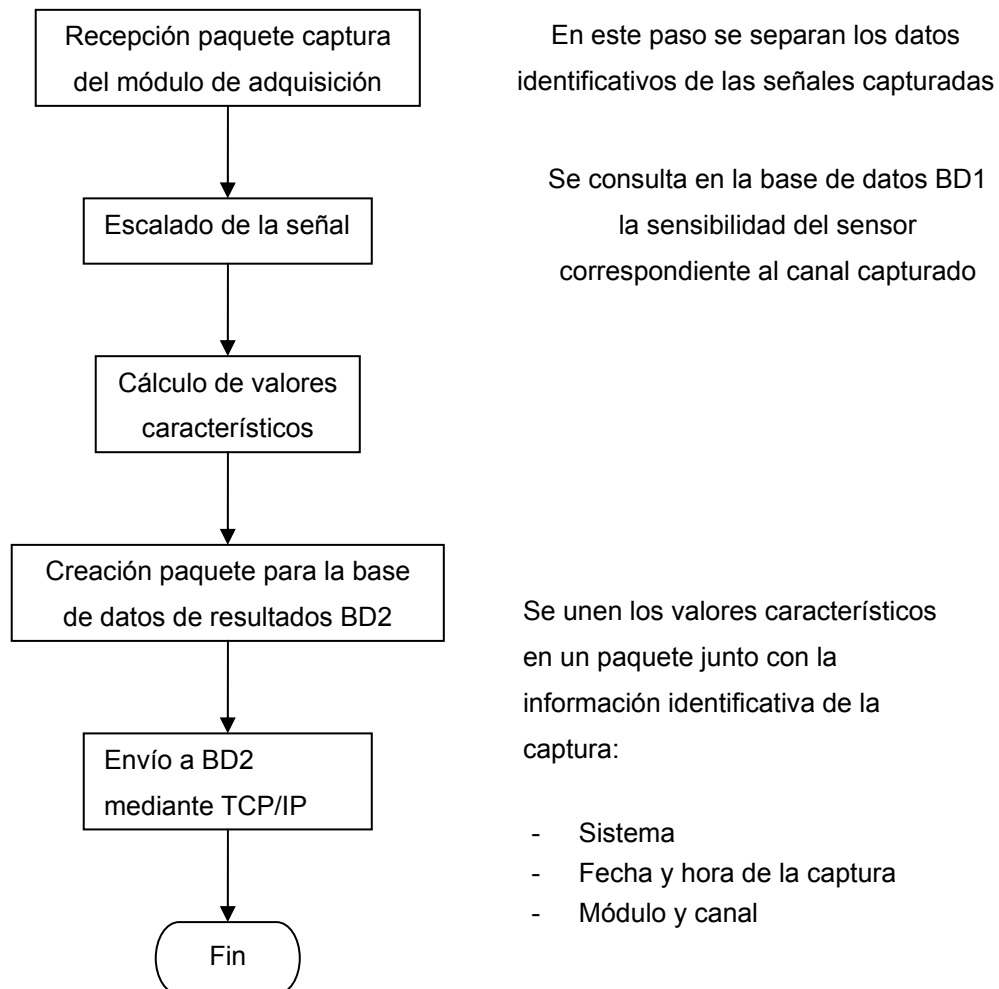


Figura 11. Diagrama de análisis de la presión en la cámara de combustión y vibraciones.

6 MINERÍA DE DATOS.

Una vez que se obtienen los datos es necesario filtrarlos y acondicionarlos para que puedan ser utilizados en las aplicaciones de las cuales se pueda extraer información.

Los datos, que se obtienen en bruto se guardan en el disco duro de la unidad procesadora en formato binario para ser tratados y acondicionados, deben ser extraídos, para ello se utiliza el siguiente “scrip” de “Matlab” o de “Octave”:

Este “scrip” se utiliza para leer los datos de presión en la cámara de combustión del fichero binario. La salida de datos se muestra en la figura 12.

```
% Universidade da Coruña.  
% Escuela Técnica Superior de Náutica y Máquinas.  
% Trabajo_Fin_de_Máster.  
% Monitorización de un motor naval de explosión de cuatro tiempos a  
% través de un sistema experto"  
% Alumno: Xosé Manuel Vilar Martínez.  
% Tutor: Feliciano Fraguera Díaz.  
% Tutor: José Ramón García Gallego.  
% Lectura de datos de presión en la cámara de combustión.  
% 01/02/2014  
clear all;  
%-----  
% Variables  
%-----  
format long;  
dato_presion=fopen("D:/Datos/Datos_Crudos_Motor/0030/cilindro1/0/sensor_  
presion");  
A=fread(dato_presion,7,"double"); % La matriz A presenta 7 valores, el  
1º es la sensibilidad del sensor, 2º es la incertidumbre de la medida,  
el 3º valor es la frecuencia de muestreo, el 4º valor es el offset, el  
5º el factor de escala, el 6º no se tiene en cuenta es 0 y el 7º no se  
tiene en cuenta es 0.  
B=fread(dato_presion,inf,"uint32"); % Se leen los valores de la captura.  
C=B*1.289; % Se multiplica por el factor de escala unidades en PSI.  
S=size(C);  
fclose(dato_presion);  
t=linspace(0,720,S(1));  
figure(1)  
plot(t,C); grid  
title('Presión en la cámara de  
combustión','fontsize',14,'fontname','Times');  
xlabel('Posición del cigüeñal (grados  
sesagesimal)','fontsize',14,'fontname','Times');  
ylabel('Amplitud (KPa)','fontsize',14,'fontname','Times');
```

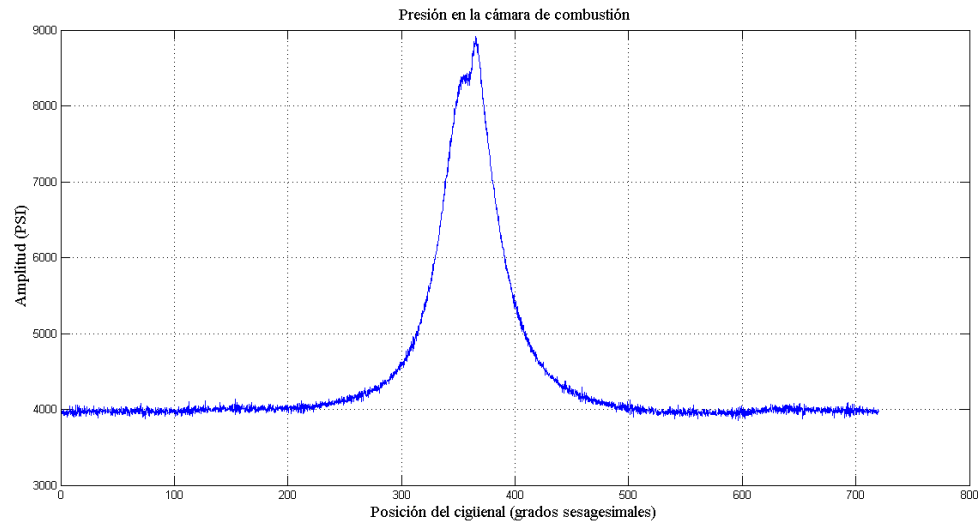


Figura 12 Datos de presión en la cámara de combustión, tal como se obtiene del fichero binario.

La salida de este “scrip” presenta los datos de apertura y cierre de las válvulas presión en la cámara de combustión que se muestran en la siguiente figura 13 y figura 14.

```
% Universidade da Coruña.
% Escuela Técnica Superior de Náutica y Máquinas.
% Trabajo_Fin_de_Máster.
% Monitorización de un motor naval de explosión de cuatro tiempos a
% través de un sistema experto"
% Alumno: Xosé Manuel Vilar Martínez.
% Tutor: Feliciano Fraguela Díaz.
% Tutor: Jose Ramón García Gal ego.
% Lectura de datos de los acelerómetros.
% 02/02/2014
clear all;
%-----
% Variables
%-----
format long;
dato_acelerometro=fopen("D:/Datos/Datos_Crudos_Motor/0030/cilindro1/0/acelerometro");
A=fread(dato_presion,7,"double"); % La matriz A presenta 7 valores, el
1º es la sensibilidad del sensor, 2º es la incertidumbre de la medida,
el 3º valor es la frecuencia de muestreo, el 4º valor es el offset, el
5º el factor de escala.
```



```

B=fread(dato_aceleometro,inf,"int32"); % Se leen todos los valores de
la captura.
C=B*A(5,1)*A(1,1); % Se crea la matriz C con los datos de la B y con el
factor de escala de la matriz A.
S=size(C); % Número de datos que se encuentran en la muestra.
fclose(dato_aceleometro);
angulo=linspace(0,720,S(1));
%-----
% Se presentan los gráficos.
%-----
figure(1)
plot(angulo,C); grid
title('Vibracion', 'fontsize', 14, 'fontname', 'Times');
xlabel('Posicion del ciguenal (grados
sesagesimal es)', 'fontsize', 14, 'fontname', 'Times');
ylabel('Vibracion', 'fontsize', 14, 'fontname', 'Times');
va=abs(fft(C))/(S(1)*0.5);
% Transformada rápida de Fourier.
figure(2)
bar(va(1:20)); grid
title('Armonicostotales', 'fontsize', 14, 'fontname', 'Times');
xlabel('Armonicos', 'fontsize', 14, 'fontname', 'Times');
ylabel('Amplitud (Voltilios)', 'fontsize', 14, 'fontname', 'Times');

```

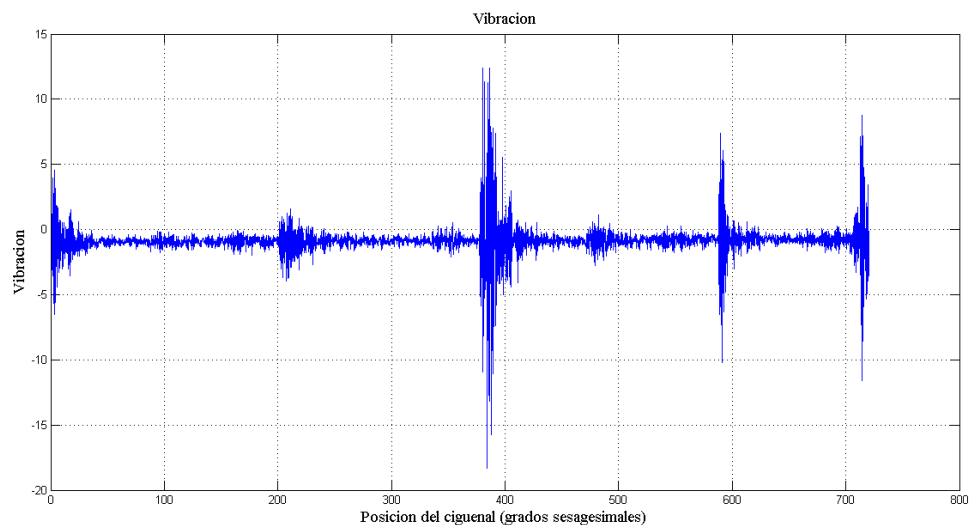


Figura 13 Datos de vibración de apertura y cierre de válvulas.

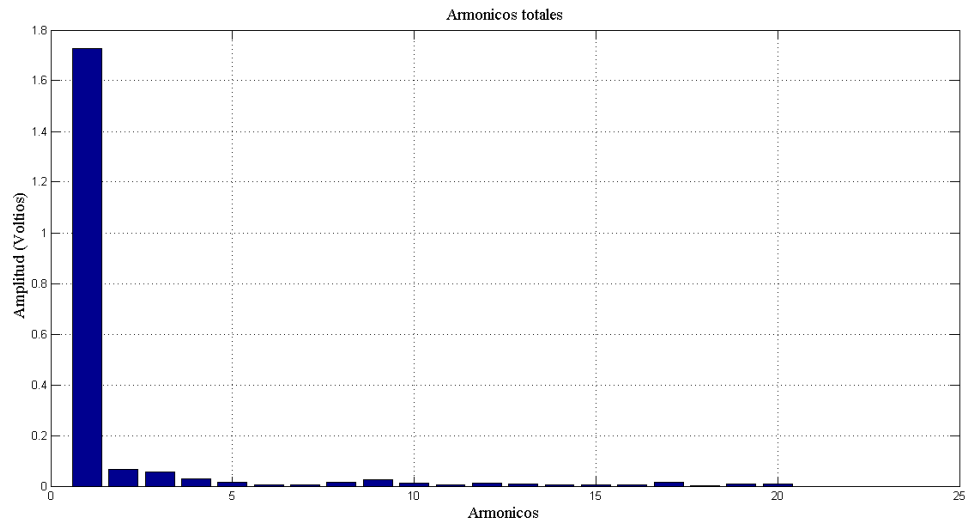


Figura 14 Transformada rápida de Fourier (FFT) de los datos de vibración de apertura y cierre de válvulas.

En la figura 14 se muestra la amplitud de cada armónico hasta el vigésimo, la primera barra representa el nivel de tensión continua de la señal la segunda barra corresponde a la frecuencia del primer armónico.

6.1 Preparación de los datos.

Una vez que se han visualizado todos los datos de los ficheros binarios se procede a realizar la preparación de los datos, en este proceso se realizarán tres procesos: eliminación/interpolación de datos incompletos, codificación de los datos y finalmente normalización de los datos.

6.1.1 Eliminación interpolación de los datos.

En la toma de datos es posible que se tengan datos incompletos, que falte una o varias variables, o bien que los datos se encuentren pero no sean válidos debido a que falla un sensor y este no registra los valores de forma adecuada, o bien que el equipo de adquisición falle en la adquisición de la medida.



Si esto ocurre se puede solucionar de dos maneras, dependiendo del grado de degradación de los datos. Si el número de datos que faltan y por lo tanto hay que completar, es mejor desechar toda la muestra, debido a que si se completan las conclusiones obtenidas de estos datos van a ser erróneas. Por otro lado si el número de datos que faltan son pocos, lo correcto es completarlos. Para ello se debe plantear el siguiente principio “usar aquellos valores de los patrones más cercanos”. Desde el punto de vista práctico hay varias maneras de llevar a cabo esta función de completado de datos. Si los datos son lineales y continuos se suele seguir un proceso de interpolación. En el caso de tener variables que no son continuas y atemporales el procedimiento es encontrar el patrón que mejor parecido tenga y suponer que tiene el mismo valor que la variable que falta. Hay que tener en cuenta que este proceso de completar los datos no se puede realizar de forma ilimitada ya que se estaría introduciendo información dentro del modelo que no se obtiene realmente y esto puede provocar resultados completamente diferentes. Por lo tanto es necesario llegar a un compromiso entre las variables que se tienen y las que pueden obtenerse mediante un proceso de interpolación.

En el caso que nos ocupa se completarán los datos con cada uno según el siguiente gráfico.

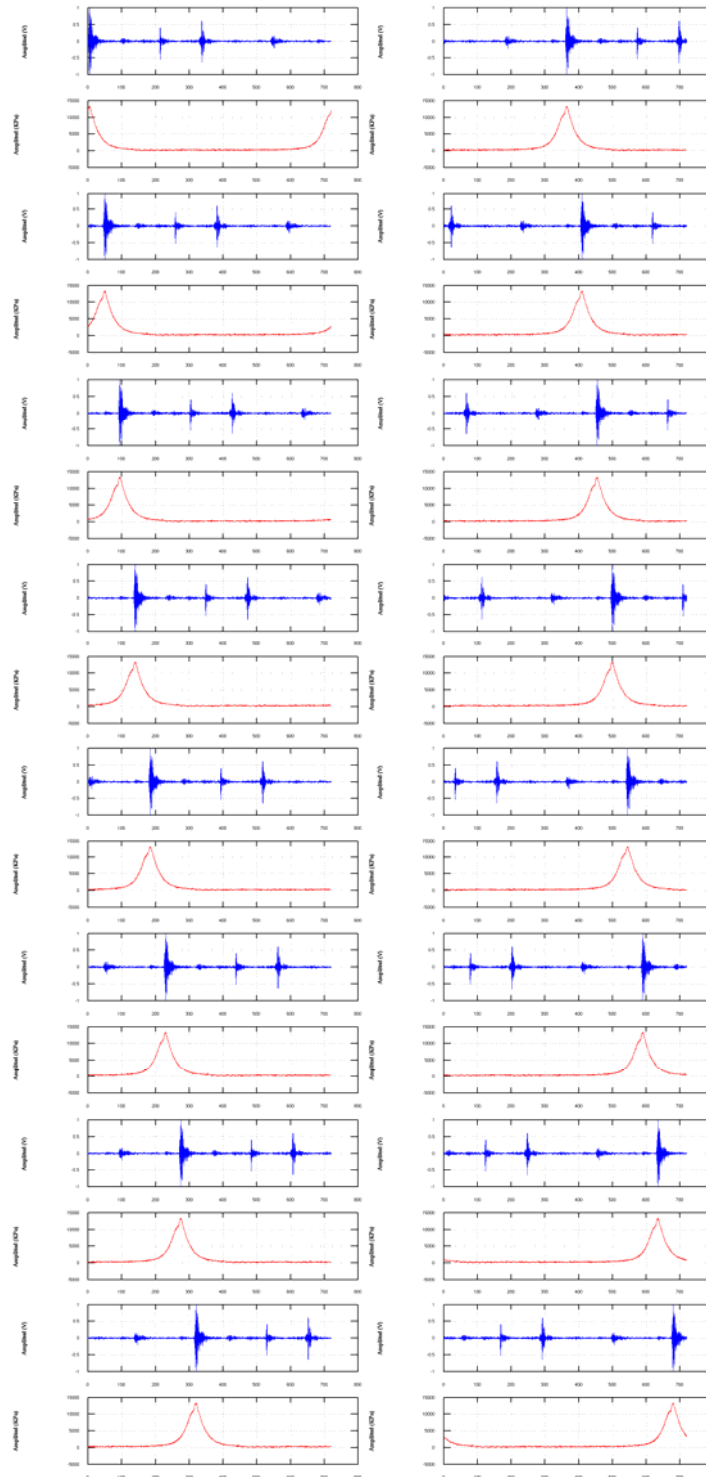


Figura 15 Datos de apertura y cierre de válvulas y presión en la cámara de combustión de cada cilindro.

6.1.2 Codificación de los datos.

En esta fase de codificación hay que ser muy cuidadoso con la codificación de los datos, ya que dependiendo de cómo se realice esta codificación los datos pueden verse afectados de forma importante, y la calidad de los datos puede ser afectada, [2].[3] En función del modelo matemático que se elija y del método de obtener los parámetros del modelo, indicarán cual será la manera de utilizar una codificación u otra. Normalmente los árboles de decisión están orientados al uso de variables discretas, por lo tanto si se utilizan variables continuas es necesario una etapa previa de conversión de las variables; de continuas a discretas.

Es muy importante tener en cuenta el efecto de codificación sobre el modelo, como estos datos se utilizan en la entrada a una red neuronal, el valor de entrada es el factor de corrección para obtener los valores de los parámetros del modelo [4]

6.1.3 Normalización de los datos.

En esta fase se realizan las tareas de normalización de las variables. Se tendrán problemas en el modelo si las variables presentan rangos de valores diferentes. Una buena solución es normalizar todos los datos de las diferentes variables a unos rangos de valores cuya escala se encuentre dentro del rango de medida utilizado. Para ello se pueden utilizar los siguiente métodos.

Normalización con valor medio cero y varianza unidad que viene definida por la siguiente expresión [5]

$$y_k = \frac{x_k - m}{\sigma} \quad \text{Ecuación .5}$$

Donde m es el valor medio. σ es la desviación estándar de la variable x .

Para variables que tengan un rango de valores muy grande y con la finalidad de reducir dicho rango se puede utilizar la expresión:

$$y_k = a \frac{1 - e^{-\beta x_k}}{1 + e^{-\beta x_k}} \quad \text{Ecuación .6}$$

La variable se encontrará en el rango $\pm a$; la función de la ecuación 6 se muestra en la gráfica de la figura 16. Se observa que la función codifica los valores altos de la variable x como $\pm a$. El parámetro β controla la pendiente de la función en el origen. Esta normalización no es lineal, se requiere en datos donde de rango de expansión debe ser reducido, por lo tanto se observarán los datos de salida, de tal manera que no sean alterados significativamente y afecten a las conclusiones del modelo.

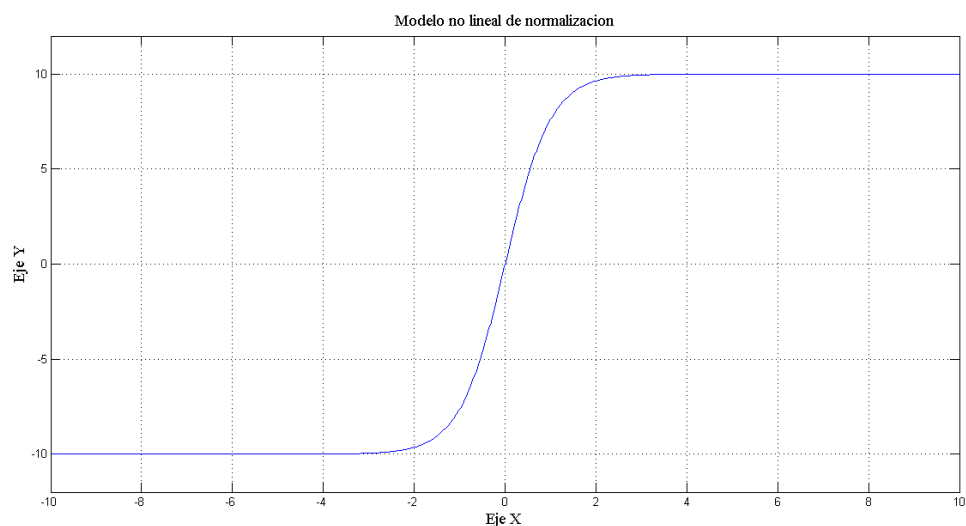


Figura 16 Modelo no lineal de normalización.

Para utilizar una normalización lineal y evitar que los datos se vean afectados significativamente, se utiliza como función la siguiente expresión.

$$y_k = \left(\frac{x_k - m_x}{M_x - m_x} \right) (M_y - m_y) + m_y \quad \text{Ecuación .7}$$

M_x y m_x son los valores máximo y mínimo de la variable x . Se escogerá el rango de valores M_y y m_y máximo y mínimo que tendrá la nueva variable y_k . En la gráfica de la figura 17 se representa el modelo lineal de normalización.

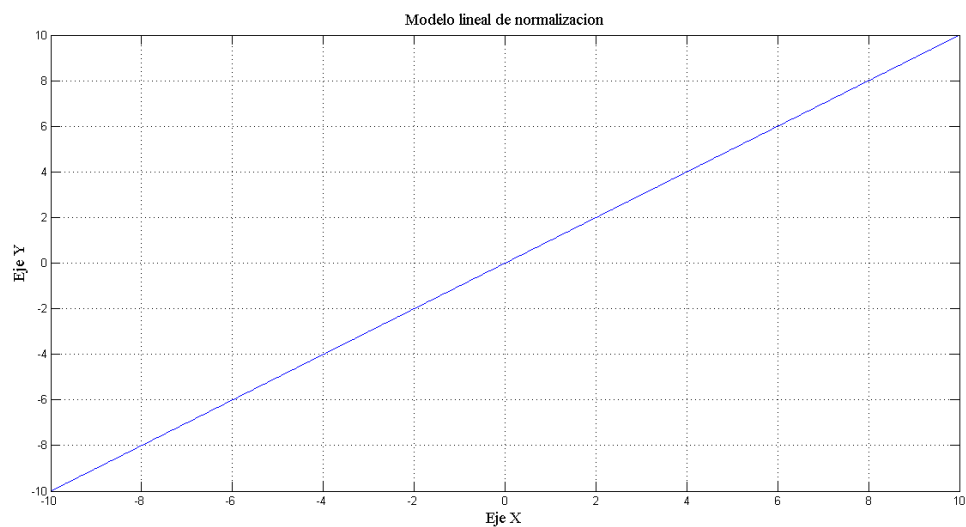


Figura 17. Modelo lineal de normalización.

La normalización de variables se puede definir como una transformación de variables, se trata de obtener nuevas variables aplicando funciones elementales a las variables que se tienen con los siguientes objetivos: [6].

- Reducir el rango de valores de la variable original.
- Obtener la variable deseada para el modelo.
- Trasladar la variable a otro campo.

En el caso que nos ocupa se realiza la normalización de los datos de presión de la cámara de combustión, en la figura 12 se muestra la gráfica de presión sin aplicar la fase de normalización en la figura 18 se muestra la gráfica de presión aplicando la normalización lineal.

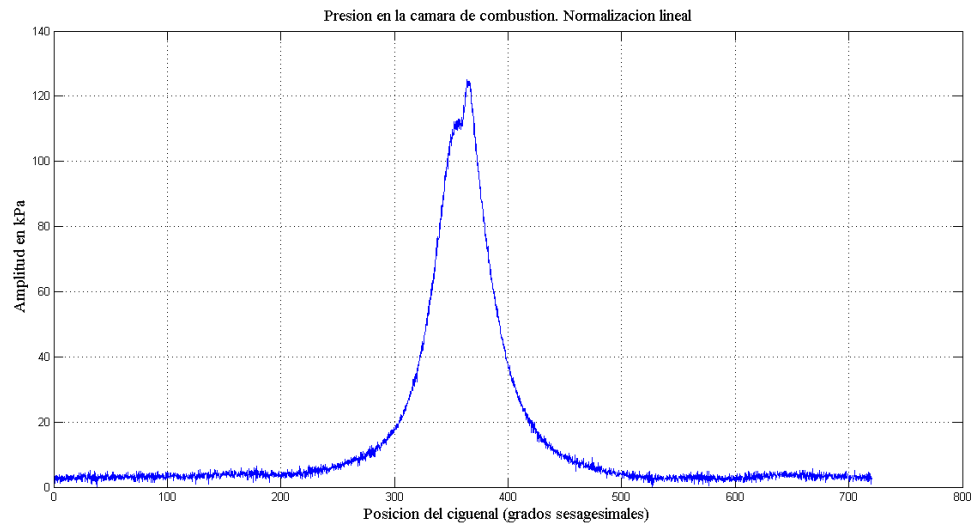


Figura 18 Aplicación de la normalización lineal a los datos de presión de la cámara de combustión.

6.2 Análisis exploratorio de los datos.

Se comienza realizando un análisis estadístico básico de los datos, determinando valores medios, varianzas, modas, asimetrías, curtois y otras funciones estadísticas de las variables continuas que forman el conjunto de datos. Si las variables fuesen binarias (secuencias de 0 y 1) se determinan las frecuencias de aparición de cada uno de los diferentes tipos de variable que se tienen. Con estos parámetros estadísticos se identificarán todos los datos que se encuentran fuera del rango definido por los valores medios y varianzas de las variables, estos son

los valores conocidos como *outliers*. En el caso de analizar variables discretas podemos eliminar todas aquellas variables en las que una clase predomina de forma excesiva sobre las demás. Hay que destacar que los umbrales de aceptación/eliminación de una variable como entrada del modelo depende de la complejidad del problema que se trata de resolver [7]. Es un compromiso que se resuelve por medio de la experiencia del investigador. En la gráfica de la figura 19 puede verse el histograma obtenido de una variable continua con la existencia de *outliers*.

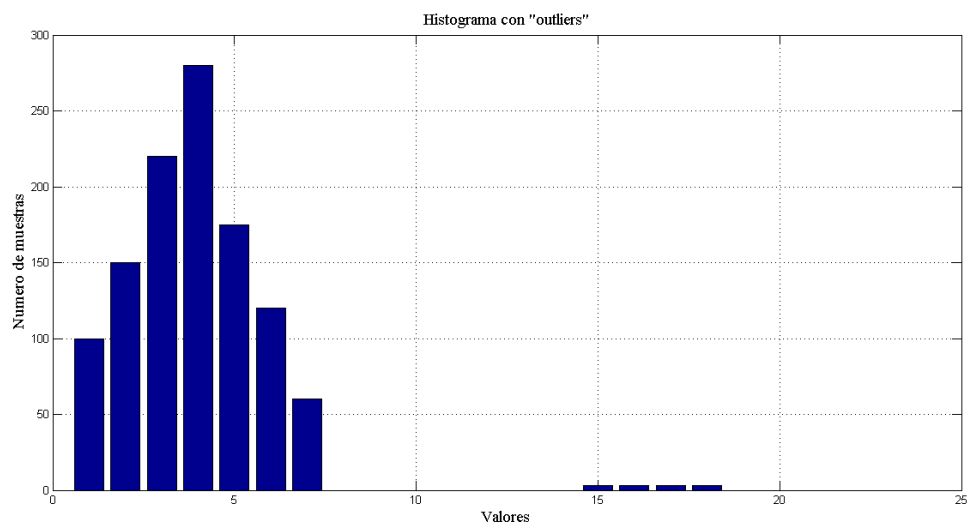


Figura 19 Histograma de una variable continua con la existencia de outliers (estos se encuentran en la posición 15, 16, 17 y 18 del histograma).

Hay otra manera de determinar los *outliers* de una manera matemática y que resulta de mayor elegancia. Se trata de utilizar la expresión de la distancia de *Mahalanobis*. Esta expresión viene determinada por la distancia entre dos vectores de acuerdo con la expresión:

$$d_{kj} = (x_k - x_j)' \cdot \Sigma^{-1} \cdot (x_k - x_j) \quad \text{Ecuación .8}$$

Donde x_k es el vector que representa al vector k , ' significa la traspuesta y Σ es la matriz de autocorrelación de los datos que se tienen. Esta medida de distancia tiene en cuenta la distribución de los propios datos. El procedimiento consiste en determinar la distancia de cada uno de los patrones al valor medio de todos los datos de la variable, si esta distancia supera un determinado umbral dicho dato se considera un *outlier*.

Un dato considerado un outlier en la toma de datos de presión del motor se muestra a continuación. En la gráfica de la figura 20.

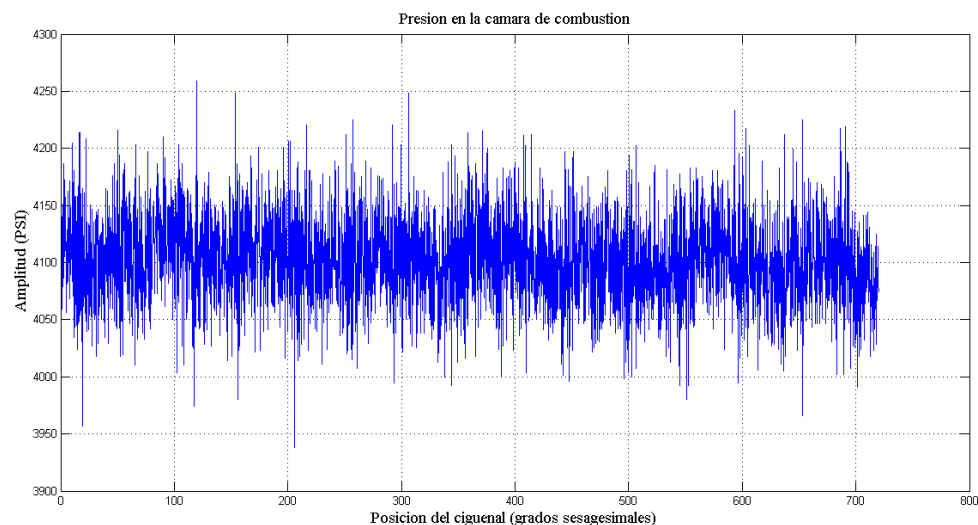


Figura 20 Dato del sensor de presión, no ha capturado nada, (puede considerarse un dato outlier).

6.3 Dimensionalidad de los datos.

Si el número de variables es elevado, será necesario reducir el número de variables. Este proceso se conoce como “*extracción de características*” (*feature extraction*).

Hay muchos métodos, pero todos con la misma filosofía : Hay que combinar las entradas, obteniendo un número menor en esta combinación, dependiendo del parecido entre ellas [8] [9].

6.3.1 Análisis de componentes Principales (PCA Principal Component Analysis).

En este método la mayor parte de la información contenidos en los datos reside en las características o combinación de características que presentan una mayor variabilidad en sus valores, es decir, datos con un mayor intervalo. El reducir las variables supone una pérdida de información que va depender de lo extensa que sea la distribución de los datos [10] [11]. La clave es encontrar la dirección de máxima dispersión de los datos, el concepto estadístico más relacionado con esa dispersión es el de la varianza, por lo tanto, localizar la dirección donde las variables de interés presentan la máxima varianza [8]. Matemáticamente se demuestra que las direcciones que marcan los vectores propios asociados a los mayores valores propios correspondientes a la matriz de autocorrelación de las variables que se analizan [12]. Los vectores propios se pueden obtener como la diagonalización de matrices, además los valores propios que se obtienen por este método definen el grado de información sobre las direcciones asociadas a sus vectores propios.

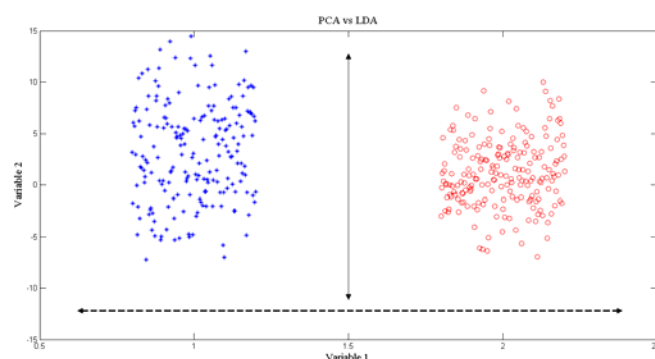


Figura 21 La línea continúa, dirección dada por la PCA; línea discontinua dirección que define la mejor discriminación entre diferentes clases.



6.3.2 Análisis Discriminante Lineal (LDA Lineal Discriminant Analysis).

Este análisis se aplica cuando se tiene un problema de clasificación [12]. Teniendo en cuenta que el PCA es la mejor representación en un espacio de dimensión menor que los datos, aunque esta representación no garantiza que se pueda obtener una clasificación de los datos con una dimensionalidad menor, como se representa en la gráfica de la figura 21.

Se observa en la figura 21 que la técnica de PCA no proporciona un cambio de variables adecuado para realizar la discriminación entre las dos clases de variables, debido a que la dirección tomada en el vector distancia de los datos a la varianza.

La técnica del Análisis Discriminante Lineal (LDA), permite encontrar la transformación lineal que permite obtener la mínima distancia entre los datos que pertenecen a la misma clase y la máxima entre los datos que pertenecen a diferentes clases [10], [12].

La transformación en la maximización se expresa en la siguiente función:

$$J(W) = \frac{W^T \cdot S_B \cdot W}{W^T \cdot S_W \cdot W} \quad \text{Ecuación 9.}$$

Donde W es la matriz de proyección de los datos, se trata pues de la matriz de salida S_B en la matriz de covarianza entre grupos y S_W es la matriz de covarianza total, se trata de maximizar la varianza entre grupos en relación al total de la varianza. La ecuación 9 se transforma en un problema de determinación de vectores propios, al igual que ocurría con la PCA [10].



$$S_W^{-1} \cdot S_B \cdot w_i = \lambda \cdot w_i \quad \text{Ecuación 10.}$$

Siendo w_i cada una de las columnas que forman la matriz W . Se debe tener en cuenta la restricción que supone aplicar la función LDA en cuanto a la reducción de dimensionalidad. Esta función transforma los datos de dimensión N a datos con dimensión $C-1$, en el que C es el número de clases. Cuando se analizan datos de elevada dimensionalidad, esto puede ser un inconveniente. El punto de partida del análisis se realiza por medio de distribuciones *gaussianas* por lo tanto si se trabaja con distribuciones multimodales o con un cierto grado de solapamiento, este análisis deja de funcionar correctamente [13].

La reducción de dimensionalidad también se puede aplicar a transformaciones más complejas como puede ser la Transformada Rápida de Fourier (Fast Fourier Transform FFT). La manera de reducir la dimensionalidad en este caso es determinar los coeficientes de la descomposición de una determinada señal en serie de Fourier para, posteriormente, determinar un umbral y finalmente eliminar todas aquellas componentes que superen dicho umbral [13]. Expresado de otra manera, se determina el armónico hasta el cual se desea obtener la descomposición en series de Fourier y a partir del cual se eliminan todos los datos ya que no aportan conocimiento.

En el caso que nos ocupa no se realiza una reducción del número de variables, pero sí se establece un umbral para determinar el número de armónicos en los que se descompone la señal de captura de apertura y cierre de las válvulas, este se fija en 20 como número de armónicos límite para realizar la presentación. Véase figura 22.

Al realizar una reducción de dimensionalidad se debería volver a analizar la presencia de outliers, frecuencias e histogramas de las nuevas variables que se han obtenido por el proceso de reducción de variables.

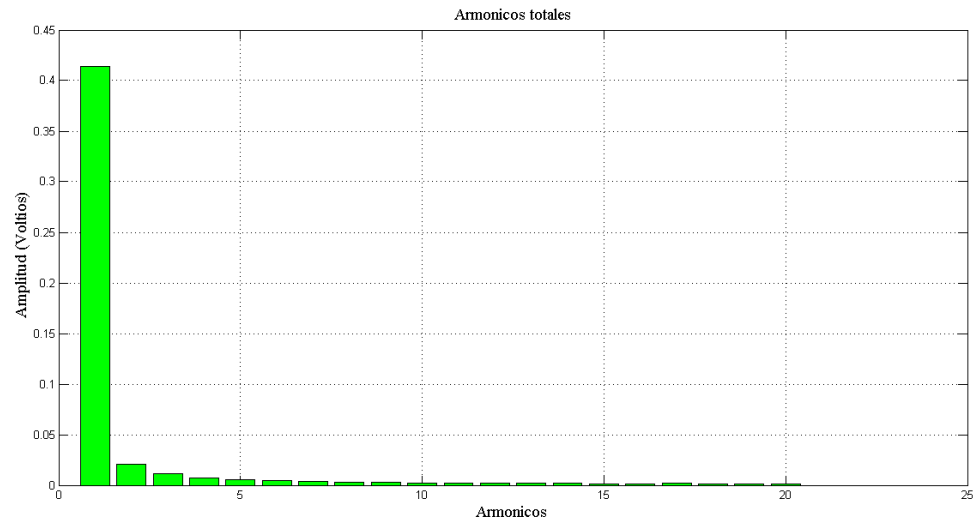


Figura 22 Transformada rápida de Fourier (FFT) hasta el armónico 20, la información es suficiente.

6.4 Filtrado de los datos.

En esta fase de la minería de datos se determinan las transformaciones que hay que realizar para mejorar el funcionamiento del modelo matemático que se va a desarrollar.

Atendiendo a la definición estricta de filtrado de datos podría incluirse las etapas de selección de variables y reducción de la dimensionalidad, sin embargo dada la importancia de estas dos etapas es preferible diferenciarlas [14] análisis de datos.

Aplicar un filtro a una serie de datos tiene como objetivo eliminar interferencias o ruido que pudieran haberse introducido en el proceso de medida. Se intentará eliminar o disminuir el efecto de ruido de los sensores, malas mediciones de las variables que se miden, errores en el proceso de los datos, medidas incompletas.

Por regla general esta etapa va asociada al procesado de series temporales, pero en general se puede aplicar a otro tipo de datos.

Se aplicará un filtro a los siguientes datos para corregir el offset en la medida de apertura y cierre de las válvulas. Es como si se filtrase con un condensador y se eliminase la componente de tensión continua.

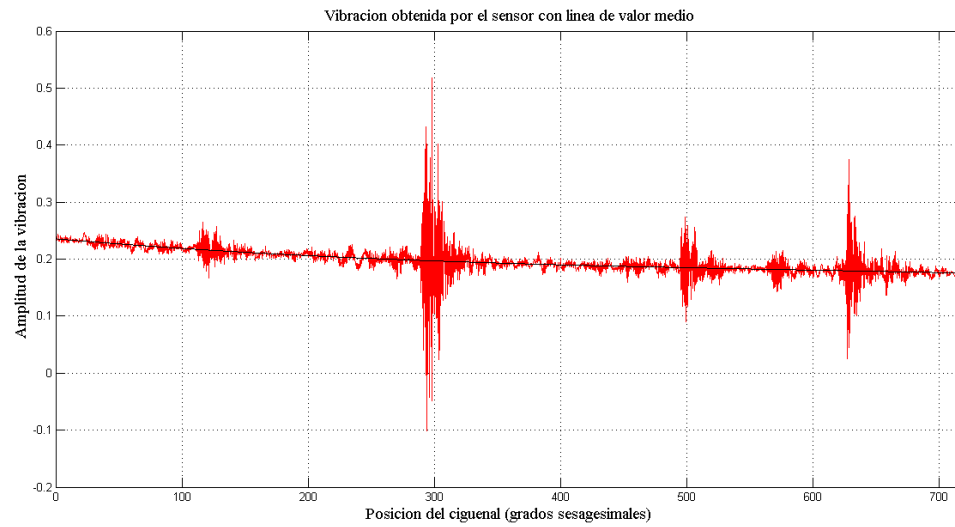


Figura 23 Vibración de apertura y cierre de las válvulas con línea de valor medio.

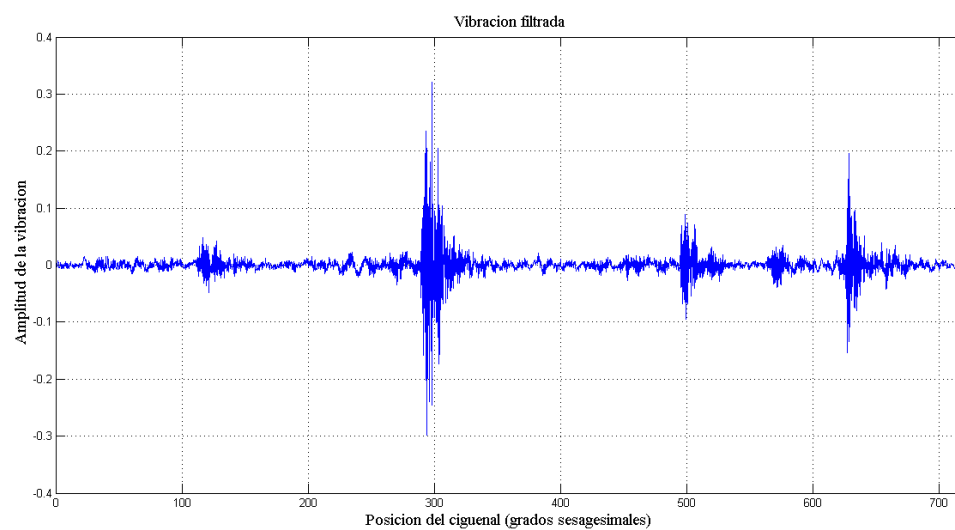


Figura 24 Vibración de apertura y cierre de las válvulas con filtro aplicado.



Una vez aplicado el filtro o los filtros a los datos es buena práctica realizar realimentación hacia etapas anteriores, dado que una vez filtrados los datos puede aportar información a otras etapas realizadas anteriormente.



7 INTRODUCCIÓN A LOS SISTEMAS EXPERTOS.

Un sistema experto (SE) es básicamente un programa de computador basado en reglas que aglutina conocimiento y que realiza tareas que podría realizar una persona experta en una determinada materia, por lo tanto, es capaz de resolver problemas empleando algoritmos que emulan el razonamiento humano.

La Real Academia Española lo define de la siguiente manera:

“Programa de ordenador o computadora que tiene capacidad para dar respuestas semejantes a las que daría un experto en la materia.”

Las características de los problemas que los sistemas expertos resuelven eficazmente son:

- Sistemas que utilizan normas o estructuras que contienen conocimientos y experiencias de personas expertas y de alta especialización en una materia determinada.
- Sistemas que obtienen conclusiones a través de deducciones lógicas.
- Sistemas que pueden contener datos ambiguos y realizar la desambiguación de forma eficaz.
- Sistemas que pueden contener datos afectados por factores de probabilidad y utilizarlos para resolver el problema [15].

Teniendo en cuenta las características anteriores un Sistema Experto (SE) debe cumplir con los siguientes requisitos:

- Debe tener un conocimiento amplio del área específica de especialización.
- Debe implementar técnicas de búsqueda.
- Debe disponer de soporte para Análisis Heurístico.



- Debe ser un sistema abierto para poder implementar nuevos conocimientos o particularidades de los ya existentes.
- Debe poder procesar símbolos.
- Que la obtención de resultados pueda tener una explicación lógica, es decir, que se pueda explicar el razonamiento utilizado para llegar a la conclusión. [16].

7.1 Clasificación de los Sistemas Expertos.

Una clasificación de los sistemas expertos en función de sus características y funcionalidad se expone a continuación:.

- Por la forma de almacenar el conocimiento.
 - Sistemas basados en reglas.
 - Sistemas basados en probabilidad
- Por la tarea que realizan.
 - Diagnóstico o clasificación.
 - Monitorización.
 - Diseño.
 - Predicción.
- Por la interacción con el usuario.
 - Apoyo.
 - Control.
 - Supervisión.
- Por el tiempo en la toma de decisiones.
 - En tiempo real.
 - En tiempo diferido.
- Ampliación o no del conocimiento almacenado.
 - Estáticos.
 - Dinámicos.



- Por la naturaleza del conocimiento almacenado.
 - Basado en la experiencia.
 - Basado en la relación causa efecto.
- Por la calidad de la solución aportada.
 - Completa y exacta con incertidumbre conocida.
 - Difusa o aproximada.

En el caso que nos ocupa el sistema experto que se diseña se clasifica como un *sistema basado en reglas* que realiza *monitorización* del motor elegido para realizar un *apoyo* del mantenimiento aplicado al motor que se emplea en *tiempo diferido*, el conocimiento almacenado es *estático* y *basado en la experiencia* que ofrece una solución *completa*.



8 ESTABLECIMIENTO DE LAS REGLAS.

El sistema experto que se va a construir se basa en reglas, en este apartado se expondrán las reglas que mediante las cuales se determina el funcionamiento correcto del motor, para ello se analizarán los datos que se obtienen por medio de los sensores que se han descrito en el apartado 5 de este Trabajo de Fin de Máster

En un sistema basado en reglas intervienen dos elementos que son los más importantes la base de conocimiento y los datos. La base del conocimiento consiste en un conjunto de objetos y en un conjunto de reglas que gobiernan las relaciones entre esos objetos. La información almacenada en la base de conocimiento es de naturaleza permanente y estática y no cambia, a menos que se incorporen elementos de aprendizaje al sistema experto. Los datos son los valores ordenados que se obtienen de los sensores instalados en el motor y que una vez sometidos a las técnicas de minería de datos ofrecen una visión del estado en que se encuentra.

Una regla es una afirmación lógica que relaciona dos o más objetos e incluye dos partes, la premisa y la conclusión. Cada una de estas partes consiste en una expresión lógica con una o más afirmaciones objeto-valor conectados mediante operadores lógicos *and or* y *not*.

Se han utilizado dos variables como fuente de datos, la presión en la cámara de combustión y la vibración que provoca la apertura y cierre de las válvulas, por lo tanto, el establecimiento de las reglas es sencillo. Esta sencillez aporta claridad y fácil entendimiento del método utilizado. En el caso de utilizar más variables, establecer las reglas se complicaría con cada nueva variable y la interrelación con las demás, se ha decidido simplificar el número de variables en aras de sencillez y economía.

8.1 Encadenamiento de reglas.

El encadenamiento de reglas puede utilizarse cuando las conclusiones de ciertas reglas coinciden con las premisas de otras. Al encadenarse las reglas, los hechos pueden utilizarse para dar lugar a nuevos hechos. Esto se repite sucesivamente hasta que no pueden obtenerse más conclusiones. El tiempo que consume este proceso hasta su terminación depende, por una parte, de los hechos conocidos, y, por otra, de las reglas que se activan. La estrategia de encadenamiento de reglas se da en el algoritmo siguiente:

Algoritmo: Encadenamiento de reglas.

1. Datos: Una base de conocimiento (objetos y reglas) y algunos hechos iniciales.
2. Resultado: El conjunto de hechos derivados lógicamente de ellos.
3. Asignar a los objetos sus valores conocidos tales como los dan los hechos conocidos o la evidencia.
4. Ejecutar cada regla de la base de conocimiento y concluir nuevos hechos si es posible.
5. Repetir la Etapa 2 hasta que no puedan ser obtenidos nuevos hechos.

Este algoritmo puede implementarse de distintas maneras. Una de ellas es comenzar con las reglas cuyas premisas tienen valores conocidos. Estas reglas deben concluir y sus conclusiones dan lugar a nuevos hechos. Estos nuevos hechos se añaden al conjunto de hechos conocidos, y el proceso continúa hasta que no pueden obtenerse nuevos hechos.



8.2 Implementación de las reglas aplicadas a la monitorización del motor.

Para implementar las reglas se utilizará primero cada una de las variables por separado, de este modo, cada una de ellas puede indicar una deficiencia o causa de fallo, posteriormente se establecerán reglas utilizando las dos variables.

8.2.1 Implementación de las reglas utilizando la variable de presión.

Implementación de reglas utilizando la variable presión en la cámara de combustión, se utiliza un patrón como forma de onda, para identificar los fallos este patrón puede presentar las siguientes alteraciones:

- Intermitente (intermittent).
 - Grande (bigger).
 - Pequeño (smaller).
 - Retrasado (late).
 - Adelantado (early).
 - Ausente (missing).
 - Adicional (added).
1. Para una forma de onda **intermitente** en la cámara de combustión, el motor puede tener un fallo en la bomba de combustible/inyección, variaciones en la relación aire-combustible, mal accionamiento o cierre de válvulas, baja temperatura, fallo en los inyectores...
 2. Para una forma de onda **grande** en la cámara de combustión, el motor puede tener un fallo presión elevada en la cámara de combustión, motor fuera de punto y “diesel knock” golpe diesel, fuga en los inyectores...
 3. Para una forma de onda **pequeña** en la cámara de combustión, el motor puede tener un fallo de motor fuera de punto, fallo en la bomba de combustible/inyección, mezcla pobre o combustible de bajo poder calorífico, obturación en los filtros, baja compresión de cilindros, mal

funcionamiento del turboalimentador, inyector obturado, sobreenfriamiento,...

4. Para una forma de onda **retrasado** en la cámara de combustión, el motor está fuera de punto, tarado alto de inyectores, bomba de combustible, baja atomización de combustible o fugas de combustible en el sistema de inyección...

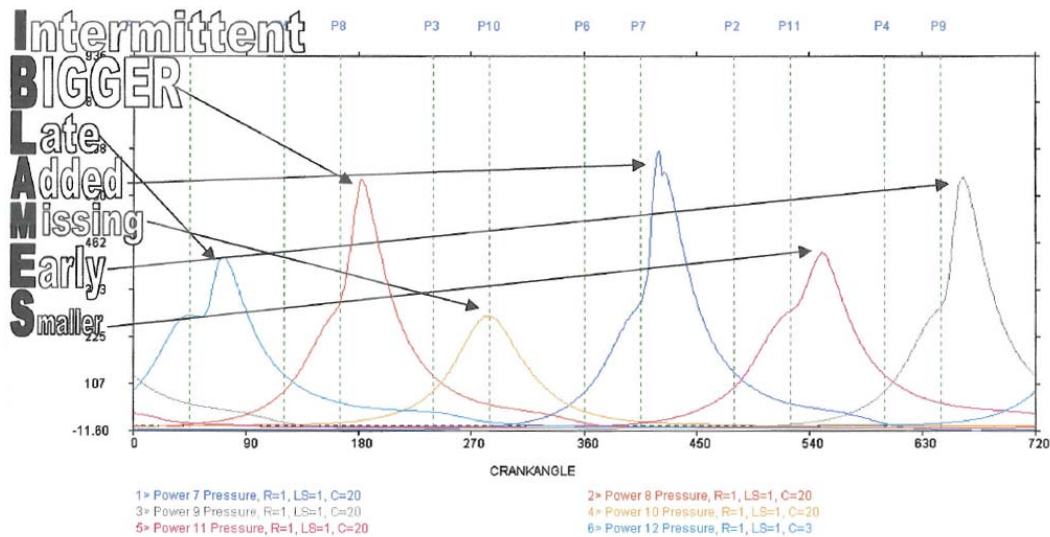


Figura 25. Patrones de forma de onda de la presión en la cámara de combustión con la finalidad de indentificar fallos en el motor.

5. Para una forma de onda **adelantado** en la cámara de combustión, el motor puede tener un fallo, mala regulación de la inyección, elevada presión en la bomba de combustible, tarado bajo de inyectores, excesivo avance a la combustión (“diesel knock” golpe diesel).
6. Para una forma de onda **ausente** en la cámara de combustión, el motor puede tener ausencia de inyección de combustible, falta de compresión en el cilindro.
7. Para una forma de onda **adicional** en la cámara de combustión, el motor puede tener un fallo en las válvulas de escape.

8.2.2 Implementación de las reglas utilizando la variable vibración en las válvulas.

Implementación de reglas utilizando la variable de vibración en las válvulas de admisión y escape, se utiliza un patrón como forma de onda, para identificar los fallos este patrón puede presentar las siguientes alteraciones:

- Intermitente (intermittent).
- Grande (bigger).
- Pequeño (smaller).
- Retrasado (late).
- Adelantado (early).
- Ausente (missing).
- Adicional (added).

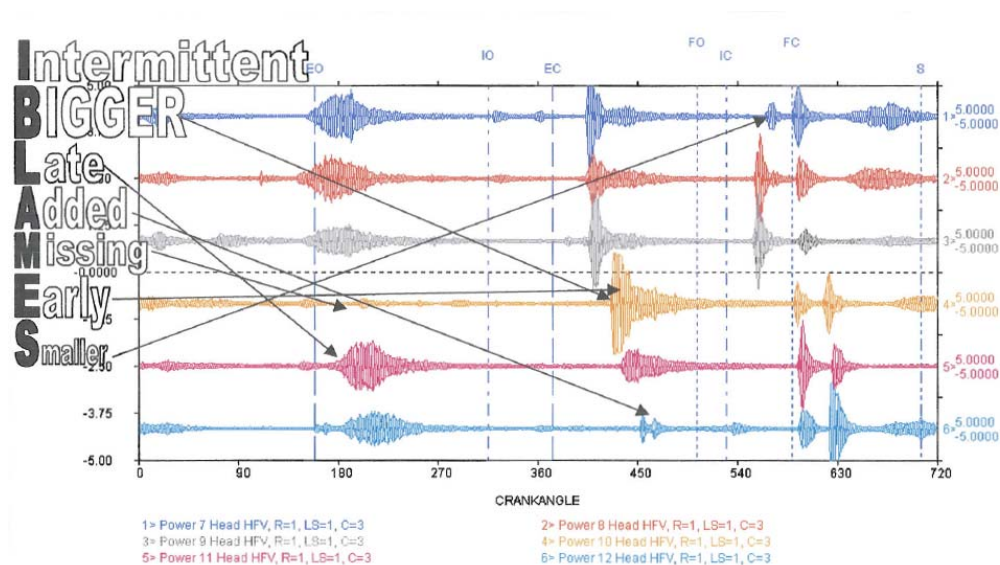


Figura 26 Patrones de forma de onda de la vibración de las válvulas de admisión y escape.

1. Para una forma de onda **intermitente** en las válvulas de admisión y escape, fallo en el cierre de las válvulas.
2. Para una forma de onda **grande** en las válvulas de admisión y escape, el motor puede tener un fallo en la válvula, mal ajuste de los taqués

3. Para una forma de onda **pequeña** en las válvulas de admisión y escape, el motor puede tener un fallo de desgaste de las válvulas.
4. Para una forma de onda **retrasada** en las válvulas de admisión y escape, el motor puede tener un fallo en la secuencia de las válvulas.
5. Para una forma de onda **adelantado** en las válvulas de admisión y escape, el motor puede tener un fallo en la secuencia de las válvulas.
6. Para una forma de onda **ausente** en las válvulas de admisión y escape, el motor puede tener un fallo falta de cierre de la válvula o válvula rota.
7. Para una forma de onda **adicional** en las válvulas de admisión y escape, el motor puede tener un fallo de golpeteo de la válvula o mal cierre de la válvula.

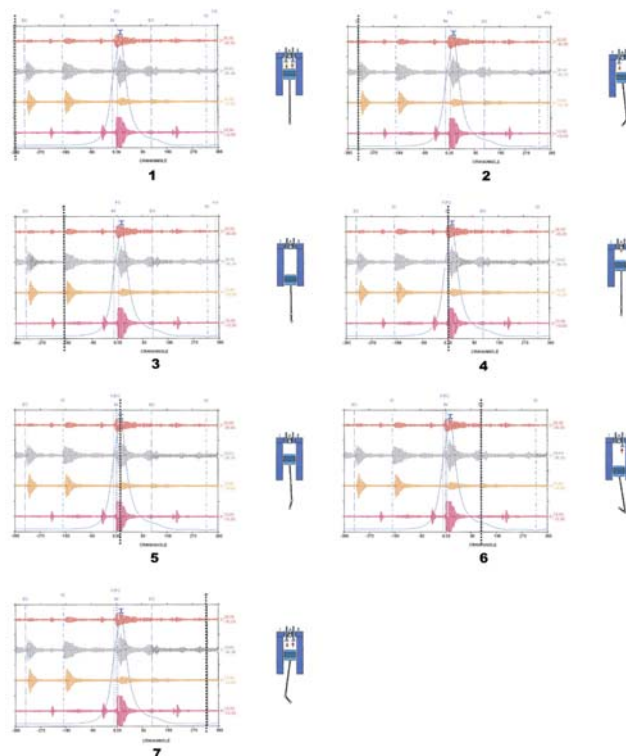


Figura 27 Siete fases de la posición del cilindro en la secuencia de trabajo del motor.

8.2.3 Implementación de las reglas utilizando las dos variables anteriores.

Al utilizar conjuntamente las variables de presión en la cámara de combustión y la variable de vibración de las válvulas la combinación de patrones se hace más extensa, aunque hay combinaciones que no se producen en la práctica, de hecho, desde el punto de vista teórico pueden analizarse.

Para una mejor comprensión de los casos a tratar se reproduce una tabla en la cual se exponen los casos.

| Presión | Intermitente | Grande | Pequeño | Adelantado | Retrasado | Ausente | Adicional |
|--------------|-----------------|-----------------|-----------------|--------------------|-----------------|--------------------|---------------------|
| Válvula | | | | | | | |
| Intermitente | $P_I - V_I$ | $P_G - V_I$ | $P_P - V_I$ | $P_{Ad} - V_I$ | $P_R - V_I$ | $P_{Au} - V_I$ | $P_{Adc} - V_I$ |
| Grande | $P_I - V_G$ | $P_G - V_G$ | $P_P - V_G$ | $P_{Ad} - V_G$ | $P_R - V_G$ | $P_{Au} - V_G$ | $P_{Adc} - V_G$ |
| Pequeño | $P_I - V_P$ | $P_G - V_P$ | $P_P - V_P$ | $P_{Ad} - V_P$ | $P_R - V_P$ | $P_{Au} - V_P$ | $P_{Adc} - V_P$ |
| Adelantado | $P_I - V_{Ad}$ | $P_G - V_{Ad}$ | $P_P - V_{Ad}$ | $P_{Ad} - V_{Ad}$ | $P_R - V_{Ad}$ | $P_{Au} - V_{Ad}$ | $P_{Adc} - V_{Ad}$ |
| Retrasado | $P_I - V_R$ | $P_G - V_R$ | $P_P - V_R$ | $P_{Ad} - V_R$ | $P_R - V_R$ | $P_{Au} - V_R$ | $P_{Adc} - V_R$ |
| Ausente | $P_I - V_{Au}$ | $P_G - V_{Au}$ | $P_P - V_{Au}$ | $P_{Ad} - V_{Au}$ | $P_R - V_{Au}$ | $P_{Au} - V_{Au}$ | $P_{Adc} - V_{Au}$ |
| Adicional | $P_I - V_{Adc}$ | $P_G - V_{Adc}$ | $P_P - V_{Adc}$ | $P_{Ad} - V_{Adc}$ | $P_R - V_{Adc}$ | $P_{Au} - V_{Adc}$ | $P_{Adc} - V_{Adc}$ |

Tabla 12. Implementación de reglas de dos variables presión y vibración de apertura y cierre de las válvulas.

Se analizará por separado cada uno de los casos, son propuestas de diagnóstico que a medida que el motor funciona y va envejeciendo los patrones se irán desviando del correcto. Por lo tanto no es necesario analizarlos todos con excesivo detalle, dado que a medida que se vaya produciendo las averías estas proporcionarán los patrones.

1. Presión intermitente, válvula intermitente ($P_I - V_I$). El motor puede tener un fallo de presión en la bomba de combustible, problemas en la mezcla, baja temperatura, fallos en el cierre de las válvulas. Hay que analizar si la intermitencia se produce con los mismos síntomas en la presión de la



- cámara de combustión y de las válvulas. Analizar ambos casos cuando aparece presión y cuando no.
2. Presión intermitente, válvula grande ($P_I - V_G$). Esta combinación de efectos puede estar provocada por un desajuste en el taqué de las válvulas y que el cierre de la válvula no sea bueno cuando falla la presión y que sea demasiado fuerte cuando hay presión. Es conveniente analizar cada secuencia por separado y ver los efectos de cada variable en el momento de ausencia y presencia de presión.
 3. Presión intermitente, válvula pequeña ($P_I - V_P$). Es un efecto similar al caso anterior, pero en este caso, además de el desajuste en el taqué de las válvulas puede ocurrir que la válvula se encuentre deteriorada, con fisuras, rota o defectuosa por desgaste. Es necesario analizar la ausencia y presencia de presión y como se comporta la válvula.
 4. Presión intermitente, válvula adelantada ($P_I - V_{Ad}$). En este caso puede estar ocurriendo que la secuencia de la válvula no permita que la presión suba a los valores normales. Puede ocurrir que la secuencia de las válvulas se encuentre desajustado, es decir que la presión intermitente sea causa de que la válvula se abre antes de realizar la explosión en la cámara de combustión.
 5. Presión intermitente, válvula retrasada ($P_I - V_R$).
 6. Presión intermitente, válvula ausente ($P_I - V_{Au}$).
 7. Presión intermitente, válvula adicional ($P_I - V_{Adc}$).
 8. Presión grande, válvula intermitente ($P_G - V_I$).
 9. Presión grande, válvula grande ($P_G - V_G$).
 10. Presión grande, válvula pequeña ($P_G - V_P$).
 11. Presión grande, válvula adelantada ($P_G - V_{Ad}$).
 12. Presión grande, válvula retrasada ($P_G - V_R$).
 13. Presión grande, válvula ausente ($P_G - V_{Au}$).
 14. Presión grande, válvula adicional ($P_G - V_{Adc}$).
 15. Presión pequeña, válvula intermitente ($P_P - V_I$).
 16. Presión pequeña, válvula grande ($P_P - V_G$).



17. Presión pequeña, válvula pequeña ($P_P - V_P$).
18. Presión pequeña, válvula adelantada ($P_P - V_{Ad}$).
19. Presión pequeña, válvula retrasada ($P_P - V_R$).
20. Presión pequeña, válvula ausente ($P_P - V_{Au}$).
21. Presión pequeña, válvula adicional ($P_P - V_{Adc}$).
22. Presión adelantada, válvula intermitente ($P_A - V_I$).
23. Presión adelantada, válvula grande ($P_A - V_G$).
24. Presión adelantada, válvula pequeña ($P_A - V_P$).
25. Presión adelantada, válvula adelantada ($P_A - V_{Ad}$).
26. Presión adelantada, válvula retrasada ($P_A - V_R$).
27. Presión adelantada, válvula ausente ($P_A - V_{Au}$).
28. Presión adelantada, válvula adicional ($P_A - V_{Adc}$).
29. Presión retrasada, válvula intermitente ($P_R - V_I$).
30. Presión retrasada, válvula grande ($P_R - V_G$).
31. Presión retrasada, válvula pequeña ($P_R - V_P$).
32. Presión retrasada, válvula adelantada ($P_R - V_{Ad}$).
33. Presión retrasada, válvula retrasada ($P_R - V_R$).
34. Presión retrasada, válvula ausente ($P_R - V_{Au}$).
35. Presión retrasada, válvula adicional ($P_R - V_{Adc}$).
36. Presión ausente, válvula intermitente ($P_{Au} - V_I$).
37. Presión ausente, válvula grande ($P_{Au} - V_G$).
38. Presión ausente, válvula pequeña ($P_{Au} - V_P$).
39. Presión ausente, válvula adelantada ($P_{Au} - V_{Ad}$).
40. Presión ausente, válvula retrasada ($P_{Au} - V_R$).
41. Presión ausente, válvula ausente ($P_{Au} - V_{Au}$).
42. Presión ausente, válvula adicional ($P_{Au} - V_{Adc}$).
43. Presión adicional, válvula intermitente ($P_{Adc} - V_I$).
44. Presión adicional, válvula grande ($P_{Adc} - V_G$).
45. Presión adicional, válvula pequeña ($P_{Adc} - V_P$).
46. Presión adicional, válvula adelantada ($P_{Adc} - V_{Ad}$).
47. Presión adicional, válvula retrasada ($P_{Adc} - V_R$).



48. Presión adicional, válvula ausente ($P_{Adc} - V_{Au}$).

49. Presión adicional, válvula adicional ($P_{Adc} - V_{Adc}$).

9 INTRODUCCIÓN A LAS REDES NEURONALES.

Las redes neuronales artificiales se inspiran en modelos de redes biológicas naturales, las cuales, disponen de varias entradas (dendritas) y de una salida (axón). De igual manera que las neuronas biológicas las redes neuronales artificiales disponen de varias entradas y de una o varias salidas, se diseñan mediante una función que les permite cambiar el nivel de la señal de salida a partir de las señales que reciben, esta función recibe el nombre de **función de activación**. Para calcular el estado de activación se ha de calcular en primer lugar la entrada total de la célula S_i . Este valor se calcula como la suma de todas las entradas ponderadas por determinados valores [17].

La figura 28 muestra un modelo que representa la idea de neurona artificial. El grupo de entradas $e_1, e_2, e_3...e_n$ se introducen en la neurona artificial. Estas entradas se definen por un vector \vec{E} , que corresponde a las señales de la sinapsis de una neurona biológica. Cada señal es multiplicada por un peso asociado $w_1, w_2, w_3 \dots, w_n$ antes de ser aplicado al sumatorio Σ . Cada peso corresponde al valor de una conexión sináptica, que si se hace la translación a la neurona biológica equivale al nivel de concertación iónica de la sinapsis y se representa por un vector \vec{W} .

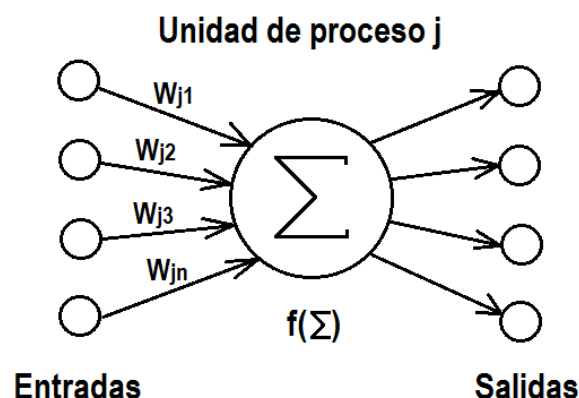


Figura 28. Esquema de una unidad de proceso típica.

El sumatorio que se realiza en el cuerpo de la neurona, suma todas las entradas ponderadas algebraicamente, produciendo una salida que se denomina S de la siguiente manera:

$$S = e_1w_1 + e_2w_2 + e_3w_3 + \dots + e_nw_n \quad \text{Ecuación 11}$$

Que expresado mediante un vector queda de la siguiente manera:

$$S = E^T W \quad \text{Ecuación 12}$$

Las señales S son procesadas además por una función llamada función de activación o de salida f que produce una salida en la neurona N .

9.1 Estructura básica de una red.

Una red neuronal básica está representada en la figura 28, dispone de una capa de entradas y de una capa de salidas, pero el interior de la red está formada por conexiones entre capas. La manera de estar conectadas entre sí las capas se le denomina patrón de conectividad o arquitectura de red. Una estructura básica de conectividad o arquitectura es la RETRO-PROPAGACIÓN [17]. En un primer nivel se encuentra la capa de entrada, estas unidades reciben los valores de unos patrones que se representan como vectores que son los valores de entrada a la red. Posteriormente hay una serie de capas intermedias, llamadas capas ocultas que responden a características particulares de cada red aunque también se puede dar en los patrones de entrada, puede haber un solo nivel o varios niveles de capas ocultas. El último nivel es la capa de salida de la red.

Las interconexiones entre capas se denominan unidades de proceso y actúan como una ruta de comunicación, por medio de estas interconexiones se mueven los valores numéricos de una capa a otra. Estos valores numéricos se evalúan

mediante los pesos de las conexiones. Los pesos de las conexiones se ajustan durante la fase de entrenamiento para diseñar una red neuronal artificial.

Por lo tanto una red neuronal artificial puede definirse como un grafo cuyos nodos están formados por unidades de proceso idénticas, y que propagan la información a través de las conexiones. Se distinguen tres tipos de nodos en estos grafos, los de entrada, los de salida y los intermedios.

El funcionamiento de una red de neuronas artificial en apariencia es simple. Cada vector de entrada se introduce en la capa de entrada de la red, una vez recibidos todos los datos, los procesa y este procesamiento consiste en que los datos se propagan por todas las capas de la red afectados por unos pesos entre cada capa, una vez que se ha propagado por todas las capas se genera una salida asociada a un vector cuyas componentes son cada uno de los valores de las células de salida

Una red de neuronas artificial como la de la figura 29 puede expresarse mediante la ecuación 13.

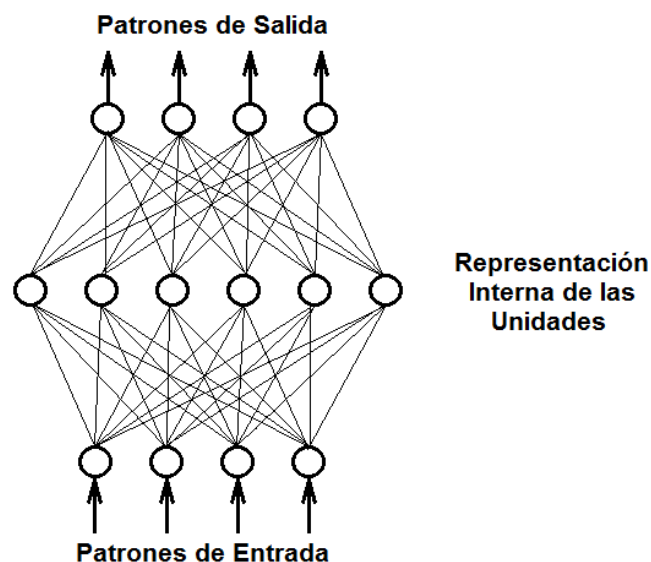


Figura 29. Esquema de una red de tres capas totalmente interconectadas.

$$\vec{S} = F(F(\vec{E} \cdot W_1) \cdot W_2) \quad \text{Ecuación 13}$$

Donde W_1 y W_2 son los pesos de la primera y segunda capa respectivamente; F es la función de activación idéntica en todas las neuronas; \vec{E} es el vector de entrada en la red y \vec{S} es el vector de salida que la red genera. W_1 y W_2 son matrices de conexiones entre las capas de la red, por lo tanto el vector de salida de la red será una multiplicación de matrices. La función de activación F desempeña un papel importante en un esquema de red de neuronas.

Las redes de neuronales pueden estar formadas por varias capas intermedias, aún así, se puede simplificar la red de neuronal a una sola capa intermedia. La forma de realiza esta simplificación es la de multiplicar las matrices de los pesos entre capas.

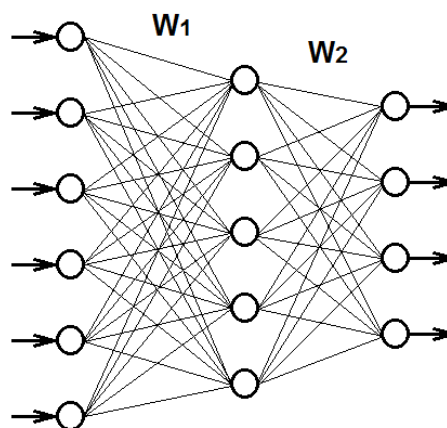


Figura 30. Red de neuronas formada por dos capas con los pesos W_1 y W_2 .

Sean las matrices W_1 y W_2

$$W_1 = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \\ a_{41} & a_{42} & a_{43} \end{pmatrix} \text{ y } W_2 = \begin{pmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \\ b_{31} & b_{32} \end{pmatrix} \quad \text{Ecuación 14}$$

$$W_t = W_1 \cdot W_2 \quad \text{Ecuación 15}$$

$$W_t = \begin{pmatrix} a_{11}b_{11} + a_{12}b_{21} + a_{13}b_{31} & a_{11}b_{12} + a_{12}b_{22} + a_{13}b_{32} \\ a_{21}b_{11} + a_{22}b_{21} + a_{23}b_{31} & a_{21}b_{12} + a_{22}b_{22} + a_{23}b_{32} \\ a_{31}b_{11} + a_{32}b_{21} + a_{33}b_{31} & a_{31}b_{12} + a_{32}b_{22} + a_{33}b_{32} \\ a_{41}b_{11} + a_{42}b_{21} + a_{43}b_{31} & a_{41}b_{12} + a_{42}b_{22} + a_{43}b_{32} \end{pmatrix} \quad \text{Ecuación 16}$$

Por lo tanto la red de neuronas artificial de una capa intermedia será aquella que tenga la matriz de pesos W_t , como muestra la figura 31.

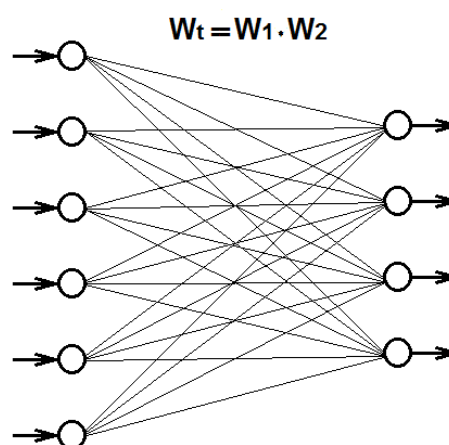


Figura 31. Red de neuronas equivalente formada por una sola capa con peso W_t .



Esta equivalencia de transformar una red neuronal de dos o varias capas en una equivalente de una capa ocurre con funciones de activación lineales, para funciones de activación no lineales esta propiedad no se cumple.

9.2 Aprendizaje.

El aprendizaje es la parte más importante de una red neuronal, consta de la secuencia de expresiones matemáticas que permitan obtener los valores óptimos de los pesos sinápticos, estos, son las memorias donde se almacena el conocimiento del MLP (Multilayer Perceptron) [18]. El conjunto de datos para el aprendizaje debe poseer la siguientes características:

- a) Significativo. El conjunto de datos debe ser lo suficientemente amplio para que la red aprenda. Si el conjunto no es lo suficientemente amplio, los pesos no podrán ser adaptados.
- b) Representativo. El conjunto de datos, además de ser amplio deber ser diverso, si el conjunto de datos no abarca todos los casos el aprendizaje de la red no es completo y cuando se le pida que resuelva un caso para el cual no ha sido entrenado no lo hará de forma correcta. Por lo tanto es importante que todas las regiones significativas del espacio de estados estén suficientemente representadas en el conjunto de aprendizaje.

Por lo tanto el aprendizaje de una Red de Neuronas Artificiales consiste en la determinación de los valores precisos y adecuados de los pesos para todas sus conexiones, ello le permite realizar la resolución eficiente del problema planteado. El proceso de aprendizaje consiste en ir introduciendo todos los ejemplos del conjunto de aprendizaje, modificando los pesos de las conexiones siguiendo un determinado esquema de aprendizaje. Una vez introducidos todos los ejemplos se comprueba si se ha cumplido el criterio de convergencia; de no ser así se repite el proceso y vuelven a ser introducidos, de nuevo, todos los valores del conjunto de



aprendizaje. La modificación de los pesos se puede hacer en cada iteración o bien al finalizar la entrada de datos del conjunto de entrenamiento.

El criterio de convergencia depende del tipo de red utilizada o de la clase de problema que se quiera resolver. El período de aprendizaje se puede terminar:

- Cuando se ha llegado a un número de ciclos determinado. Se decide a priori cuántas iteraciones se realizan y una vez superado se detiene el proceso.
- Cuando el error desciende por debajo de un determinado valor establecido previamente. En estos caso se define una función de error que puede ser a nivel global, (la totalidad del conjunto) o bien a nivel individual, (el error de una o varias variables). Se decide un valor que sea aceptable y el proceso se para cuando el valor del error se encuentra por debajo del valor preestablecido. Puede ocurrir que la convergencia del error no se alcance, por lo tanto para estos casos se suele establecer un límite de iteraciones como en el caso anterior. La salida de la función deberá establecer si se para porque se ha alcanzado el criterio de error o de limite de iteraciones.
- Cuando la modificación de los pesos sea irrelevante. Puede ocurrir que los pesos converjan a un valor y la variación en cada iteración sea tan pequeña que se considere insignificante, por lo tanto se considera que cuando una red ha alcanzado el valor de los pesos y estos ya no se modifican en cada iteración el proceso de aprendizaje se ha detenido.

Dependiendo del esquema de aprendizaje y del problema a resolver, se pueden distinguir tres esquemas de aprendizaje

- Aprendizaje supervisado. En este esquema de aprendizaje los datos del conjunto de entrenamiento tienen dos atributos, los

datos en sí mismos e información relativa a la solución del problema, esta información se utilizará para hacer converger los pesos más rápidamente hacia los valores adecuados minimizando el error de la solución. El esquema en este caso tiene realimentación negativa con lo que el ajuste de los pesos se realiza mucho más rápido.

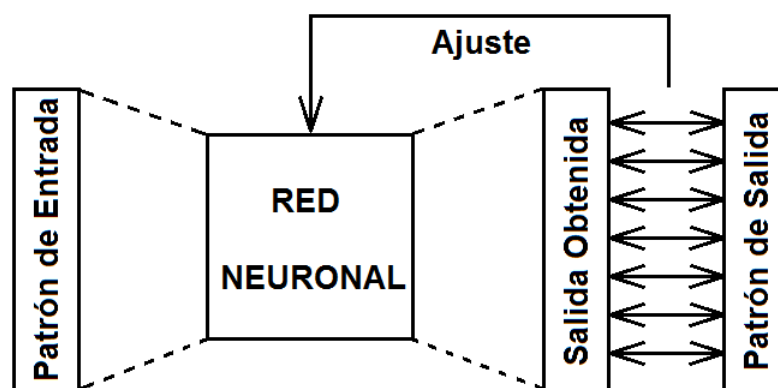


Figura 32. Esquema de aprendizaje supervisado de una red.

- Aprendizaje no supervisado. En este modo de aprendizaje los datos utilizados solo tienen información de los ejemplos, por lo tanto no hay ninguna información que guíe el proceso de aprendizaje. En este caso no hay un patrón de salida que se pueda comparar con la salida obtenida por lo tanto la red modificará los valores de los pesos a partir de información interna. Cuando se utiliza este modo de entrenamiento la red trata de determinar características de los datos del conjunto de entrenamiento, regularidades o redundancias. A este tipo de sistemas se les conoce como sistemas autoorganizativos, debido a que la red se ajusta dependiendo únicamente de los valores de entrada

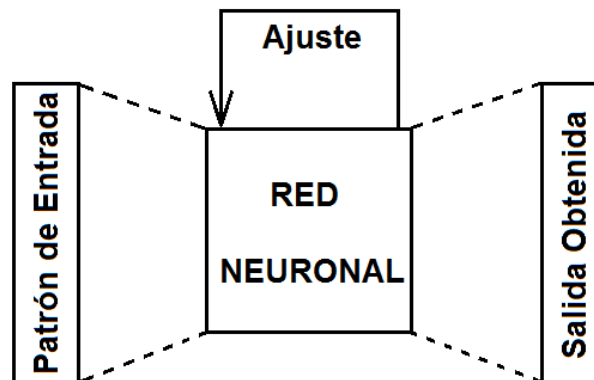


Figura 33. Esquema de aprendizaje no supervisado de una red.

- Aprendizaje por refuerzo. Es una variante del aprendizaje supervisado en el que no se dispone de información concreta del error que se comete en cada iteración. Simplemente se determina si la salida producida para dicho patrón es o no adecuada.

En el caso del aprendizaje por refuerzo, el aprendizaje tiene una serie de características específicas que es importante resaltar. En este caso el conjunto de aprendizaje está compuesto por ejemplos que contienen datos y las salidas son soluciones correctas. El proceso consiste en modificar los pesos de la red hasta que para todos los ejemplos del conjunto de entrenamiento, la salida producida sea lo más parecida posible a la solución. Sin embargo, esto no siempre indica que la red será capaz de solucionar el problema en todos los casos, pues lo importante no es que el sistema de buenas soluciones para el conjunto de aprendizaje, puesto que ya son conocidas, sino que de buenas soluciones para datos de salidas que se desconocen.

Para poder determinar si la red produce salidas adecuadas, se divide el conjunto de entrenamiento en dos conjuntos que se llamarán de entrenamiento y de validación. El conjunto de entrenamiento se utiliza para aprender los valores de los pesos. El conjunto de validación se utiliza para medir el error que se produce



en el conjunto de entrenamiento. De este modo se mide la eficacia de la red para resolver el problema debido a que se utilizan datos que no se han utilizado en el proceso de entrenamiento, por lo tanto, si el error producido en las soluciones del conjunto de validación es pequeño, entonces quedará garantizada la capacidad de resolver problemas de carácter general de la red.

Para que este proceso sea eficaz los conjuntos de entrenamiento y validación deben tener las siguientes características:

1. El conjunto de validación debe ser independiente del de aprendizaje. No puede haber ningún tipo de sesgo muestral en el proceso de selección de los datos de validación.
2. El conjunto de validación debe cumplir las propiedades de un conjunto de entrenamiento, es decir, que sea significativo y representativo.
3. El conjunto de validación puede utilizarse durante el aprendizaje para guiarlo en conjunción con el entrenamiento. En este caso el proceso sería el siguiente:
 - a. Asignar a los pesos valores aleatorios.
4. Introducir todos los ejemplos del conjunto de entrenamiento, modificando los pesos de acuerdo con el esquema de aprendizaje supervisado elegido.
5. Introducir todos los ejemplos del conjunto de validación. Obtener el error producido al predecir dichos ejemplos.
6. Si el error calculado en el paso anterior está por encima de cierto valor umbral volver a introducir todos los ejemplos del conjunto.
7. Acabar el proceso de aprendizaje y dar como salida la red obtenida.

10 IMPLEMENTACIÓN DE LA NEURONA Y ANÁLISIS DE DATOS UTILIZANDO REDES NEURONALES.

Para el reconocimiento de patrones la red debe tener tantas entradas como puntos tiene la gráfica, por lo que en el caso que nos ocupa, la red tendría un número de entradas de 3000, este número de entradas es excesivamente grande y se puede realizar de dos maneras:

- a) La primera de ellas es dividir el fichero en varios trozos, división que dependerá del número de puntos que contenga el fichero y del número de entradas que tenga la red. Este método suele consumir mucho tiempo de proceso, pero ofrece unas soluciones muy precisas.
- b) La segunda manera es realizar un muestreo del propio fichero y analizar el patrón con un número mucho menor de entradas, en el caso que nos ocupa se ha elegido un número de entradas por cada grado de desplazamiento angular del motor, como es un motor de cuatro tiempos se necesitan dos vueltas para completar un ciclo de motor, por lo tanto, las entradas de la red neuronal será de 720. Con esta elección se pierden datos y con ellos información, pero la ventaja es que se puede adaptar el tiempo de proceso a la resolución del sistema que se desee diseñar.

En este Trabajo se ha elegido la segunda opción, pero para ello se debe realizar un muestreo del fichero de entrada y eso conlleva tratar de nuevo los ficheros de datos. Mediante el scrip de matlab "*tratamiento_matrices_NN.m*" se realiza esta función, como salida se muestra el grafico con estos datos:

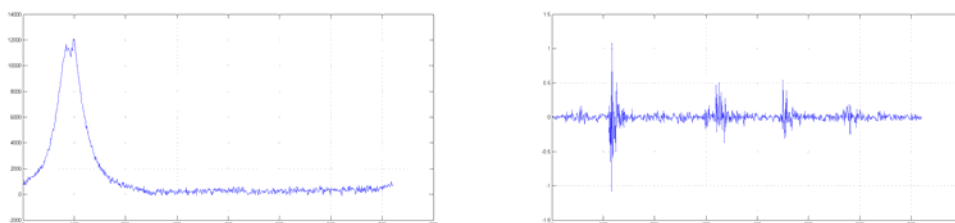


Figura 34. Gráfico de presión en la cámara de cobustión y de vibraciones de apertura y cierre de las válvulas, con 720 putos por gráfico.



Se crea la red neuronal de 720 entradas, se programa en octave. Para una mejor comprensión de las herramientas que se implementan se irá analizando cada herramienta de octave y se explicará lo que realiza.

Por lo tanto para crear la red neuronal se comienza por *newff* es un perceptron multicapa.

```
net=newff(input_ranges,[3 1],{'logsig','logsig'},'trainlm');
```

Una vez creada la red se define el rango de valores de entrada *input_ranges*, el número de capas ocultas de la red y el número de neuronas de salida [3 1], en este caso se ha programado con un número de capas intermedias de 3 y con una neurona de salida. Los comandos {'logsig','logsig'}, son comandos que definen el modo de activación de la neurona, 'trainlm', es el algoritmo de entrenamiento, en este caso es el algoritmo de Levenberg-Marquardt, es el algoritmo de entrenamiento más rápido para redes de tamaño moderado

Se muestra en la figura 34 las gráficas de los algoritmos de activación de la activación de la neurona.

Para entrenar la red se utiliza la función *train*, esta función utiliza el nombre de red con la que se ha creado la red en este caso *net*, el fichero en el cual se encuentran los datos de entrenamiento en este caso *traininig_in*, en fichero de *training_target* se encuentran los valores a los que debe tender la red en todo el conjunto de casos a los que se refiere el fichero de entrenamiento.

```
net=train(net,TFMtraining,TFMtarget)% Se entrena la red neuronal.
```

Una vez entrenada la red se introducen los datos de validación y la red resuelve el problema.

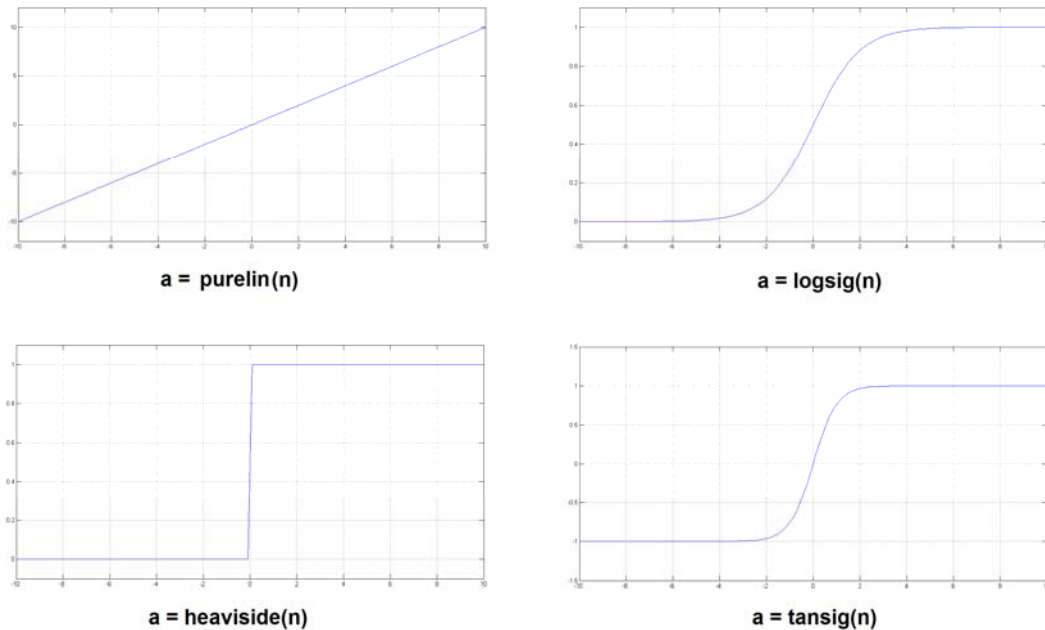


Figura 35. Algoritmos de activación de la red neuronal.

La salida de la red se programa con:

```
output=sim(net,TFMinput) % Se obtiene la salida de la red neuronal.
```

Se verá la salida de la red una vez introducidos los datos.

```
>>> cd /home/Documentos/TFM/Matlab source ("Neuronal_net_TFM.m")
>>>TRAINLM, Epoch 0/100, MSE 0.207687/0, Gradient 0.158403/1e-10
TRAINLM, Epoch 50/100, MSE 1.74215e-10/0, Gradient 1.81316e-09/1e-10
TRAINLM, Epoch 66/100, MSE 7.56732e-12/0, Gradient 8.96548e-11/1e-10
TRAINLM, Minimum gradient reached, performance goal was not met.
```

```
output = 0.87952
size_net =

    1    1

size_TFMtraining =

    720    1
```

TRABAJO FIN DE MÁSTER
Xosé Manuel Vilar Martínez

MÁSTER EN INGENIERÍA MARÍNA

```
size_TFMinput =  
  
    720     1  
  
size_TFMtarget =  
  
     1     1  
  
>>> cd /home/Documentos/TFM/Matlab source ("Neuronal_net_TFM.m")  
>>> tiempo = 2.4414e-04  
TRAINLM, Epoch 0/100, MSE 0.64571/0, Gradient 0.205283/1e-10  
warning: matrix singular to machine precision, rcond = 5.0185e-17  
warning: matrix singular to machine precision, rcond = 6.98252e-17  
warning: matrix singular to machine precision, rcond = 9.03176e-17  
TRAINLM, Epoch 50/100, MSE 7.91684e-10/0, Gradient 8.50496e-09/1e-10  
TRAINLM, Epoch 76/100, MSE 6.75021e-12/0, Gradient 8.73741e-11/1e-10  
TRAINLM, Minimum gradient reached, performance goal was not met.  
  
output = 0.87974  
size_net =  
  
     1     1  
  
size_TFMtraining =  
  
    720     1  
  
size_TFMinput =  
  
    720     1  
  
size_TFMtarget =  
  
     1     1  
  
time = 336.13  
Elapsed time is 2.4e+02 seconds.  
>>>
```

Se observa que la salida es 0.879 con lo que el patrón difiere del que se ha utilizado como aprendizaje.

Se observa que el tiempo utilizado es de 240 s, cuatro minutos.

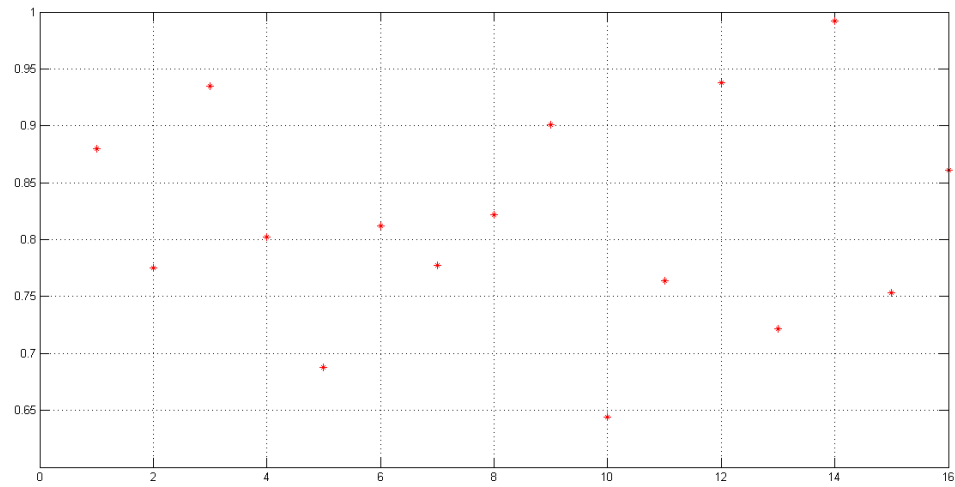


Figura 36. Datos de salida de la red neuronal, puntos que indican la aproximación al patrón

En la figura 36 se realiza la representación gráfica de los datos de salida de la red neuronal, de tal manera que cuanto más se aproxime a 1 más semejanza tendrá con el patrón de entrenamiento, en este caso solamente se ha utilizado un patrón de entrenamiento y se han utilizado 16 patrones de cada uno de los cilindros.

11 CONCLUSIONES.

Un sistema experto aplicado al mantenimiento, es sin duda una herramienta de diagnóstico excepcional. En este trabajo se ha elaborado un sistema de este tipo, siguiendo las reglas se puede realizar un diagnóstico acertado de un motor naval, pero lo que lo hace realmente potente es la utilización de las redes neuronales. aunque no se han visualizado todos los casos que entran dentro del conjunto de diagnosis, se establecen las bases para implementar el reconocimiento de patrones mediante redes neuronales.

Este tipo de aplicaciones podría implementarse de serie en motores de nueva fabricación, además de implementar una mejora en el funcionamiento, realizaría diagnósticos tempranos de averías y estas serían menos costosas además de alargar la vida del motor, podría planificarse las acciones de mantenimiento, con lo que se optimizarían costes. En motores en los que no se ha implementado de serie un sistema como este podría implantarse con un coste reducido, capacitándolos con prestaciones de diagnosis similares a los que se les implanta de serie.

En este Trabajo se realiza una minería de datos intensa dado que los datos son la base de las experimentaciones y de estas se extraen las conclusiones se hace necesario realizar este trabajo.

La parte que me ha quedado, si cabe, menos trabajada es la parte práctica de redes neuronales, en esta parte queda mucho trabajo por hacer, desarrollar algoritmos para tratar los datos por lotes y compararlos con los algoritmos de muestreo de datos, a la vez que se sacan conclusiones en un trabajo apasionante y esperanzador.



12 BIBLIOGRAFÍA.

- [1] Manual Motor Diesel MTU 16V 956 TB 9. Descripción e instrucciones de servicio.
- [2] Practical Machine Learning Tools and Techniques with Java Implementations. Witten, I. H. and Franke, E. Editorial. Morgan Kaufmann (2000).
- [3] The Elements of Statistical Learning: Data Mining. Hastie, T.J., Tibshirani, R.J., Friedman J.H. Editorial Inference and Prediction Springer (2001).
- [4] Neural Networks: A Comprehensive Foundation. Haykin S. Editorial Prentice Hall, 1999.
- [5] Principles of Data Mining. Hand, D., Mannila, H., Smyth P. Editorial MIT Press, 2001.
- [6] Medical Statistics at a Glance. Petrie, A., Sabin C. Editorial Blackwell Science, 2005.
- [7] Learning from Data Concepts, Theory and Methods. Cherkassky V. S., And Muller, F. Editorial Wiley 1998.
- [8] Principal Components Analysis. Jolliffe, I.T. Editorial Springer-Verlag 1986.
- [9] Principal curves revisited. Tibshirani, R. J. Editorial Statistics and Computing, 2(4): 183 – 190, 1992.
- [10] Statistical Pattern Recognition. Webb, A. A. Editorial Wiley 2002.
- [11] Principal Components, Minor components and Linear Networks. Oja E. Editorial Neural Networks, 5 (6): 927 – 935, 1992.
- [12] Pattern Classification. Duda, R. O., Hart, P. E., Stork, D. G. Editorial Wiley 2000.



- [13] Statical Pattern Recognition: A Review. Jain, A.K. Editorial IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 22(1):4 – 37, 2000.
- [14] Predicting the Future and Understanding the Past. Weigend and N. Gershenfeld. Editorial SFI Studies in the Science of Complexity, Proc. Vol. XVII. Addison – Wesley, 1993.
- [15] Sistemas Expertos. Criado Briz, José Mario. Editorial
- [16] Principios de inteligencia Artificial. Rolston, David W. Editorial
- [17] Redes Neuronales artificiales, un enfoque práctico. Autores Pedro Isasi Viñuela, Inés M. Galván León. Editorial Pearson Educación, S.A. Madrid 2004. ISBN: 84-205-4025-0
- [18] Análisis de datos experimentales. Autores: Emilio Soria Olivas, José David Martín Guerrero, Antonio José Serrano López y Daniel Aguado García. Editorial de la UPV. ISBN: 978-84-8363-164-5. (2007).



**“MONITORIZACIÓN DE UN MOTOR NAVAL DE
EXPLOSIÓN DE CUATRO TIEMPOS A TRAVÉS DE
UN SISTEMA EXPERTO”**

ANEXO I

MÁSTER EN INGENIERÍA MARINA

ENERGÍA Y PROPULSIÓN

ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE NÁUTICA Y MÁQUINAS

FECHA: **JULIO 2014**

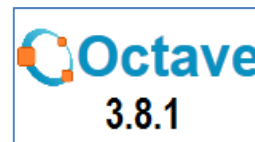
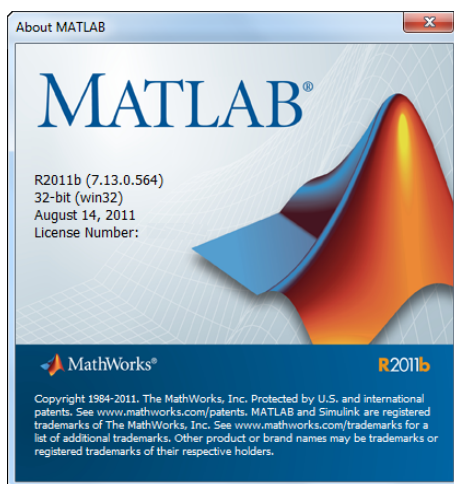
AUTOR: **Xosé Manuel Vilar Martínez**

Fdo.: **Xosé Manuel Vilar Martínez**

13 LISTADO DE LOS SCRIPS UTILIZADOS EN MATLAB Y EN OCTAVE.

En este anexo se listan los scrips de Matlab que se han utilizado en el presente Trabajo de Fin de Máster.

La versión de Matlab utilizada es R2011b, 7.13.0.564. En esta versión no se ha implementado la toolbox de Neuronal Net, por lo que las pruebas que se refieren a redes neuronales se han realizado con octave 3.8.1.



Logo de Matlab y de Octave de las versiones utilizadas.

1. Lectura de datos de la presión en la cámara de combustión directamente del sistema de adquisición de datos.

```
% Universidade da Coruña.  
% Escola Técnica Superior de Náutica e Máquinas.  
% Traballo Fin de Mestrado.  
% Monitorización de un motor naval de explosión de cuatro tiempos a través de un  
sistema experto.  
% Alumno: Xosé Manuel Vilar Martínez.  
% Tutor: Feliciano Fraguera Díaz.  
% Tutor: Jose Ramón García Galego.  
% Lectura de datos de la presión en la cámara de combustión.  
% 01/02/2014  
clear all;  
%-----  
% Variables  
%-----
```

```
format long;
dato_presion=fopen('C:\Users\xvilar\Desktop\Carpeta_personal\Files_for_CD\Datos\D
atos_Crudos_Motor\0030\cilindro8\0\sensor_presion');
A=fread(dato_presion,7,'double'); % La matiz A presenta 7 valores, el 1º es
la sensibilidad del sensor, el 2º es la incertidumbre de la medida, el 3er valor
es la frecuencia de muestreo, el 4º valor es el offset, el 5º el factor de
escala, el 6º no se tiene en cuenta su valor es 0, el 7º no se tiene en cuenta su
valor es 0.
B=fread(dato_presion,inf,'int32'); % Se leen los valores de la captura.
C=B*1.289; % Se multiplica por el factor de escala unidades en PSI.
S=size(C);
fclose(dato_presion);
t=linspace(0,720,S(1));
figure(1)
plot (t,C); grid
title('Presion en la camara de combustion','fontsize',14,'fontname','Times');
xlabel('Posicion del ciguenal (grados
sesagesimales)','fontsize',14,'fontname','Times');
ylabel('Amplitud (PSI)','fontsize',14,'fontname','Times');
```

2. Lectura de datos de vibración de los acelerómetros, indica la apertura y cierre de las válvulas de admisión y escape.

```
% Universidade da Coruña.
% Escola Técnica Superior de Náutica e Máquinas.
% Traballo Fin de Mestrado.
% Monitorización de un motor naval de explosión de cuatro tiempos a través de un
sistema experto.
% Alumno: Xosé Manuel Vilar Martínez.
% Tutor: Feliciano Fraguela Díaz.
% Tutor: Jose Ramón García Galego.
% Lectura de datos de los acelerómetros.
% 02/02/2014
clear all;
format long;
dato_acelerometro=fopen('C:\Users\xvilar\Desktop\Carpeta_personal\Files_for_CD\Da
tos\Datos_Crudos_Motor\0030\cilindro1\0\acelerometros');
A=fread(dato_acelerometro,5,'double'); % La matiz A presenta 5 valores, el 1º es
la sensibilidad del sensor, el 2º es la incertidumbre de la medida, el 3er es la
frecuencia de muestreo, el 4º es el offset, el 5º el factor de escala.
B=fread(dato_acelerometro,inf,'int32'); % Se leen todos los valores de la
captura.
C=B*A(5,1); % Se crea la matriz C con los datos de la B y con el factor de escala
de la matriz A.
S=size(C); % Numero de datos que se encuentran en la muestra.
fclose(dato_acelerometro);
angulo=linspace(0,720,S(1));
%-----
% Se presentan los gráficos.
%-----
figure(1)
plot (angulo,C); grid
title('Vibracion','fontsize',14,'fontname','Times');
xlabel('Posicion del ciguenal (grados
sesagesimales)','fontsize',14,'fontname','Times');
```

```
ylabel('Amplitud de la vibracion','fontsize',14,'fontname','Times');
va=abs(fft(C))/(S(1)*0.5);
% Transformada rapida de Fourier.
figure(2)
bar(va(1:20)); grid
title('Armonicos totales','fontsize',14,'fontname','Times');
xlabel('Armonicos','fontsize',14,'fontname','Times');
ylabel('Amplitud (Voltios)','fontsize',14,'fontname','Times');
```

3. Escalado de los datos por medio de un sistema lineal de normalización.

```
% Universidade da Coruña.
% Escola Técnica Superior de Náutica e Máquinas.
% Traballo Fin de Mestrado.
% Monitorización de un motor naval de explosión de cuatro tiempos a través de un
sistema experto.
% Alumno: Xosé Manuel Vilar Martínez.
% Tutor: Feliciano Fraguela Díaz.
% Tutor: Jose Ramón García Galego.
% Lectura de datos de la presión en la cámara de combustión.
% 09/08/2014
clear all;
%-----
% Variables
%-----
format long;
dato_presion=fopen('C:\Users\xvilar\Desktop\Carpeta_personal\Files_for_CD\Datos\D
atos_Crudos_Motor\0030\cilindro8\0\sensor_presion');
A=fread(dato_presion,7,'double'); % La matriz A presenta 7 valores, el 1º es
la sensibilidad del sensor, el 2º es la incertidumbre de la medida, el 3er valor
es la frecuencia de muestreo, el 4º valor es el offset, el 5º el factor de
escala, el 6º no se tiene en cuenta su valor es 0, el 7º no se tiene en cuenta su
valor es 0.
B=fread(dato_presion,inf,'int32'); % Se leen los valores de la captura.
C=B*1.289; % Se multiplica por el factor de escala unidades en PSI.
S=size(C);
fclose(dato_presion);
t=linspace(0,720,S(1));
%-----
% Escalado de los datos
%-----
MaxX=max(C);
MinX=min(C);
MaxY=125;
MinY=0.1;
for j=1:S(1)
    C1(j)=(C(j)-MinX)/(MaxX-MinX)*(MaxY-MinY)+MinY;
end
%-----
% Graficas
%-----
figure(1)
plot(t,C); grid
title('Presion en la camara de combustion','fontsize',14,'fontname','Times');
xlabel('Posicion del ciguenal (grados
sesagesimales)','fontsize',14,'fontname','Times');
ylabel('Amplitud (PSI)','fontsize',14,'fontname','Times');
figure(2)
```

```
plot (t,C1); grid
title('Presion en la camara de combustion. Normalizacion
lineal','fontsize',14,'fontname','Times');
xlabel('Posicion del ciguenal (grados
sesagesimales)','fontsize',14,'fontname','Times');
ylabel('Amplitud en kPa','fontsize',14,'fontname','Times');
```

4. Normalización lineal y no lineal.

```
% Universidade da Coruña.
% Escola Técnica Superior de Náutica e Máquinas.
% Traballo Fin de Mestrado.
% Monitorización de un motor naval de explosión de cuatro tiempos a través de un
sistema experto.
% Alumno: Xosé Manuel Vilar Martínez.
% Tutor: Feliciano Fraguela Díaz.
% Tutor: Jose Ramón García Galego.
% Normalización lineal y no lineal.
% 09/08/2014
clear all;
%-----
% Variables
%-----
format long;
x=linspace(-10,10,1000);
y=x;
B=2;
a=-10;
for j=1:1000
    y1(j)=a*((1-exp(B*x(j)))/(1+exp(B*x(j))));
end
%-----
% Gráfica del modelo lineal de normalización
%-----
figure(1)
plot (x,y); grid
title('Modelo lineal de normalizacion','fontsize',14,'fontname','Times');
xlabel('Eje X','fontsize',14,'fontname','Times');
ylabel('Eje Y','fontsize',14,'fontname','Times');
%-----
% Gráfica del modelo no lineal de normalización
%-----
figure(2)
plot (x,y1); grid
axis([-10 10 -12 12]);
title('Modelo no lineal de normalizacion','fontsize',14,'fontname','Times');
xlabel('Eje X','fontsize',14,'fontname','Times');
ylabel('Eje Y','fontsize',14,'fontname','Times');
```

5. Histogramas con “outliers”.

```
% Universidade da Coruña.  
% Escola Técnica Superior de Náutica e Máquinas.  
% Traballo Fin de Mestrado.  
% Monitorización de un motor naval de explosión de cuatro tiempos a través de un  
sistema experto.  
% Alumno: Xosé Manuel Vilar Martínez.  
% Tutor: Feliciano Fraguela Díaz.  
% Tutor: Jose Ramón García Galego.  
% Outliers.  
% 10/08/2014  
clear all;  
va=[100 150 220 280 175 120 60 0 0 0 0 0 0 0 3 3 3 3 0 0];  
figure(1)  
bar(va(1:20)); grid  
title('Histograma con "outliers"', 'fontsize',14, 'fontname', 'Times');  
xlabel('Valores', 'fontsize',14, 'fontname', 'Times');  
ylabel('Numero de muestras', 'fontsize',14, 'fontname', 'Times');
```

6. Análisis de componentes principales (PCA), frente al análisis de lineal discriminantes (LDA).

```
% Universidade da Coruña.  
% Escola Técnica Superior de Náutica e Máquinas.  
% Traballo Fin de Mestrado.  
% Monitorización de un motor naval de explosión de cuatro tiempos a través de un  
sistema experto.  
% Alumno: Xosé Manuel Vilar Martínez.  
% Tutor: Feliciano Fraguela Díaz.  
% Tutor: Jose Ramón García Galego.  
% Analisis de Componentes Principales (PCA) versus Analisis Lineal Discriminante  
(LDA).  
% 10/08/2014  
clear all;  
%-----  
% Genera los puntos aleatorios  
%-----  
x=linspace(0.8,1.2,200);  
y=linspace(1.8,2.2,200);  
r1=3+5.*randn(200,1);  
r2=1+3.*randn(200,1);  
%-----  
% Representacion de graficas  
%-----  
figure(1)  
plot(x,r1, '*');  
hold on  
plot(y,r2, 'ro');  
title('PCA vs LDA', 'fontsize',14, 'fontname', 'Times');  
xlabel('Variable 1', 'fontsize',14, 'fontname', 'Times');
```

```
ylabel('Variable 2','fontsize',14,'fontname','Times');
axis([0.5 2.5 -15 15]);
```

7. Filtro para los datos del acelerómetro.

```
% Universidade da Coruña.
% Escola Técnica Superior de Náutica e Máquinas.
% Traballo Fin de Mestrado.
% Monitorización de un motor naval de explosión de cuatro tiempos a través de un
sistema experto.
% Alumno: Xosé Manuel Vilar Martínez.
% Tutor: Feliciano Fraguela Díaz.
% Tutor: Jose Ramón García Galego.
% Filtro acelerómetro.
% 11/08/2014
clear all;
format long;
dato_acelerometro=fopen('C:\Users\xvilar\Desktop\Carpeta_personal\Files_for_CD\Da
tos\Datos_Crudos_Motor\0030\cilindro4\0\acelerometros');
A=fread(dato_acelerometro,5,'double'); % La matriz A presenta 5 valores, el 1º
es la sensibilidad del sensor, el 2º es la incertidumbre de la medida, el 3er es
la frecuencia de muestreo, el 4º es el offset, el 5º el factor de escala.
B=fread(dato_acelerometro,inf,'int32'); % Se leen todos los valores de la
captura.
C=B*A(5,1); % Se crea la matriz C con los datos de la B y con el factor de escala
de la matriz A.
S=size(C); % Numero de datos que se encuentran en la muestra.
fclose(dato_acelerometro);
angulo=linspace(0,720,S(1));
%-----
% Programación del filtro.
%-----
p=polyfit(angulo',C,3);
pl=polyval(p,angulo);
Cl=C-pl';
%-----
% Se presentan los gráficos.
%-----
% Gráfico inicial sin filtrar.
%-----
figure(1)
plot (angulo,C,'r');
hold on
plot (angulo,pl,'w'); grid
title('Vibracion obtenida por el sensor con linea de valor
medio','fontsize',14,'fontname','Times');
xlabel('Posicion del ciguenal (grados
sesagesimales)','fontsize',14,'fontname','Times');
ylabel('Amplitud de la vibracion','fontsize',14,'fontname','Times');
axis([0 720 -0.2 0.6])
%-----
% Gráfico de salida filtrado.
%-----
figure(2)
plot (angulo,Cl,'b'); grid
title('Vibracion filtrada','fontsize',14,'fontname','Times');
xlabel('Posicion del ciguenal (grados
sesagesimales)','fontsize',14,'fontname','Times');
```

```
ylabel('Amplitud de la vibracion','fontsize',14,'fontname','Times');  
axis([0 720 -0.4 0.4]);
```

8. Lectura de datos de la presión en la cámara de combustión, normalización, desplazamiento y grabación de datos.

```
% Universidade da Coruña.  
% Escola Técnica Superior de Náutica e Máquinas.  
% Traballo Fin de Mestrado.  
% Monitorización de un motor naval de explosión de cuatro tiempos a través de un  
sistema experto.  
% Alumno: Xosé Manuel Vilar Martínez.  
% Tutor: Feliciano Fraguela Díaz.  
% Tutor: Jose Ramón García Galego.  
% Lectura de datos de la presión en la cámara de combustión, normalización  
desplaza datos y graba.  
% 27/08/2014  
%-----  
% Limpia Variables  
%-----  
clear all;  
format long;  
p1=0;  
p2=0;  
angulo=352;  
%-----  
% Lee datos.  
%-----  
dato_presion=fopen('C:\Users\xvilar\Desktop\Carpeta_personal\Files_for_CD\Datos\D  
atos_Crudos_Motor\0020\cilindro2\0\sensor_presion');  
A=fread(dato_presion,7,'double'); % La matriz A presenta 7 valores, el 1º es  
la sensibilidad del sensor, el 2º es la incertidumbre de la medida, el 3er valor  
es la frecuencia de muestreo, el 4º valor es el offset, el 5º el factor de  
escala, el 6º no se tiene en cuenta su valor es 0, el 7º no se tiene en cuenta su  
valor es 0.  
B=fread(dato_presion,inf,'int32'); % Se leen los valores de la captura.  
S=size(B);  
fclose(dato_presion);  
t=linspace(0,720,S(1));  
resolucion=720/S(1);  
%-----  
% Normaliza datos.  
%-----  
MaxX=max(B);  
MinX=min(B);  
MaxY=125;  
MinY=-3;  
for j=1:S(1)  
    B1(j)=((B(j)-MinX)/(MaxX-MinX))*(MaxY-MinY)+MinY;  
end  
B2(:,2)=B1';  
%-----  
% Mueve datos.  
%-----  
n=S(1);  
C=B2;  
pos=angulo*1/resolucion;
```



```

pos=fix(pos);
for m1=0:(n-pos);
    m1=m1+1;
    p1=pos-1+m1;
    C(m1,2)=B2(p1,2);
end
for m2=(n-pos):(n-1);
    m2=m2+1;
    p2=p2+1;
    C(m2,2)=B2(p2,2);
end
C(:,1)=t;
%-----
% Graba datos.
%-----
save('C:\Users\xvilar\Desktop\Carpeta_personal\Files_for_CD\Datos\Datos_Tratados\
0021\cilindroA2\0\sensor_presion.mat', 'C');
%-----
% Presenta datos en una grafica.
%-----
% Antes de tratar los datos.
%-----
figure(1)
plot (t,B); grid
title('Presion en la camara de combustion','fontsize',14,'fontname','Times');
xlabel('Posicion del ciguenal (grados
sesagesimales)','fontsize',14,'fontname','Times');
ylabel('Amplitud (PSI)','fontsize',14,'fontname','Times');
%-----
% Después de tratar los datos.
%-----
figure(2)
plot (C(:,1),C(:,2)); grid
title('Presion en la camara de combustion','fontsize',14,'fontname','Times');
xlabel('Posicion del ciguenal (grados
sesagesimales)','fontsize',14,'fontname','Times');
ylabel('Amplitud (PSI)','fontsize',14,'fontname','Times');
    
```

9. Lectura de datos de los acelerómetros, normaliza, desplaza y graba datos.

```

% Universidade da Coruña.
% Escola Técnica Superior de Náutica e Máquinas.
% Traballo Fin de Mestrado.
% Monitorización de un motor naval de explosión de cuatro tiempos a través de un
sistema experto.
% Alumno: Xosé Manuel Vilar Martínez.
% Tutor: Feliciano Fraguela Díaz.
% Tutor: Jose Ramón García Galego.
% Lectura de datos de los acelerómetros normaliza, desplaza y graba datos.
% 24/08/2014
clear all;
format long;
angulo=720;
p1=0;
p2=0;
%-----
% Lee fichero.
%-----
    
```




```
dato_acelerometro=fopen('C:\Users\xvilar\Desktop\Carpeta_personal\Files_for_CD\Da
tos\Datos_Crudos_Motor\0020\cilindro2\0\acelerometros');
A=fread(dato_acelerometro,5,'double'); % La martiz A presenta 5 valores, el 1º
es la sensibilidad del sensor, el 2º es la incertidumbre de la medida, el 3er es
la frecuencia de muestreo, el 4º es el offset, el 5º el factor de escala.
B=fread(dato_acelerometro,inf,'int32'); % Se leen todos los valores de la
captura.
S=size(B); % Numero de datos que se encuentran en la muestra.
fclose(dato_acelerometro);
angle=linspace(0,720,S(1));
resolucion=720/S(1);
%-----
% Normaliza datos.
%-----
MaxX=max(B);
MinX=min(B);
MaxY=1;
MinY=-1;
for j=1:S(1)
    B1(j)=(B(j)-MinX)/(MaxX-MinX)*(MaxY-MinY)+MinY;
end
%-----
% Filtro de offset.
%-----
pol=polyfit(angle',B1',3);
poll=polyval(pol,angle);
B2=B1'-poll';
B3(:,2)=B2';
%-----
% Mueve datos.
%-----
n=S(1);
C=B3;
pos=angulo*1/resolucion;
pos=fix(pos);
for m1=0:(n-pos);
    m1=m1+1;
    p1=pos-1+m1;
    C(m1,2)=B3(p1,2);
end
for m2=(n-pos):(n-1);
    m2=m2+1;
    p2=p2+1;
    C(m2,2)=B3(p2,2);
end
C(:,1)=angle;
%-----
% Graba datos.
%-----
save('C:\Users\xvilar\Desktop\Carpeta_personal\Files_for_CD\Datos\Datos_Tratados\
0021\cilindroA2\0\acelerometros.mat','C');
%-----
% Presenta datos en una gráfica.
%-----
figure(1)
plot (angle,C(:,2)); grid
title('Vibracion','fontsize',14,'fontname','Times');
xlabel('Posicion del ciguenal (grados
sesagesimales)','fontsize',14,'fontname','Times');
ylabel('Amplitud de la vibracion','fontsize',14,'fontname','Times');
%-----
% Transformada rápida de Fourier (FFT).
%-----
```

```
figure(2)
va=abs(fft(C(:,2)))/(S(1)*0.5);
bar(va(1:20)); grid
title('Armonicos totales','fontsize',14,'fontname','Times');
xlabel('Armonicos','fontsize',14,'fontname','Times');
ylabel('Amplitud (Voltios)','fontsize',14,'fontname','Times');
```

10. Tratamiento de matrices para implementar la red neuronal.

```
% Universidade da Coruña.
% Escola Técnica Superior de Náutica e Máquinas.
% Traballo Fin de Mestrado.
% Monitorización de un motor naval de explosión de cuatro tiempos a través de un
sistema experto.
% Alumno: Xosé Manuel Vilar Martínez.
% Tutor: Feliciano Fraguela Díaz.
% Tutor: Jose Ramón García Galego.
% Tratamiento de matrices para implementar la red neuronal.
% 28/07/2014
clear all
%-----
% Lee ficheros de datos, de presión y de acelerómetros.
%-----
load('-text', '/home/Documentos/TFM/Matlab/cB3/0/sensor_presion_t.dat', 'SP');
load('-text', '/home/Documentos/TFM/Matlab/cB3/0/acelerometros_t.dat', 'A');
SP_T=SP;
A_T=A;
load('-text', '/home/Documentos/TFM/Matlab/cB3/0/sensor_presion.dat', 'SP');
load('-text', '/home/Documentos/TFM/Matlab/cB3/0/acelerometros.dat', 'A');
SP_D=SP;
A_D=A;
s=size(SP_T);
%-----
% Tratamiento de matrices SP y A
%-----
m=0;
for n=1:s
    u=SP_T(n,1);
    v=round(u);
    w=u-v;
    if w>0 & w<0.1957
        m=m+1;
        SP_T1(m,1)=m;
        SP_T1(m,2)=SP_T(n,2);
        SP_T1(m,3)=A_T(n,2);
        SP_D1(m,1)=m;
        SP_D1(m,2)=SP_D(n,2);
        SP_D1(m,3)=A_D(n,2);
        input_ranges(m,:)=[-100 15000];
    end
    n=n+1;
end
SP_T=SP_T1;
SP_D=SP_D1;
%-----
% Presentación de datos en gráficas
%-----
figure(1)
```

```
plot(SP_T1(:,1), SP_T1(:,2))
figure(2)
plot(SP_T1(:,1), SP_T1(:,3))
figure(3)
plot(SP_D1(:,1), SP_D1(:,2))
figure(4)
plot(SP_D1(:,1), SP_D1(:,3))
%-----
% Guarda los datos de las matrices modificadas.
%-----
save('-mat', '/home/Documentos/TFM/Matlab/Neuronal_Net/SP_T.mat', 'SP_T')
save('-mat', '/home/Documentos/TFM/Matlab/Neuronal_Net/SP_D.mat', 'SP_D')
save('-mat', '/home/Documentos/TFM/Matlab/Neuronal_Net/input_ranges.mat',
'input_ranges')
```

11. Implementación de la red neuronal y visualización de resultados.

```
% Universidade da Coruña.
% Escola Técnica Superior de Náutica e Máquinas.
% Traballo Fin de Mestrado.
% Monitorización de un motor naval de explosión de cuatro tiempos a través de un
sistema experto.
% Alumno: Xosé Manuel Vilar Martínez.
% Tutor: Feliciano Fraguela Diaz.
% Tutor: Jose Ramón Garcia Galego.
% Implementación de la red neuronal y visualización de resultados.
% 29/07/2014
%-----
% Lee ficheros de datos, SP_T de presión, acelerómetros de entrenamiento y SP_D
de presión, acelerómetros de datos e input_ranges.
%-----
load('-mat', '/home/Documentos/TFM/Matlab/Neuronal_Net/SP_T.mat', 'SP_T')
load('-mat', '/home/Documentos/TFM/Matlab/Neuronal_Net/SP_D.mat', 'SP_D')
load('-mat', '/home/Documentos/TFM/Matlab/Neuronal_Net/input_ranges.mat',
'input_ranges')
T2=SP_T(:,2);
D2=SP_D(:,2);
TFMtraining=[T2];
TFMtarget=[1 ];
TFMinput=[D2]; %Se añade a la matriz los datos para introducir en la red
neuronal.
%-----
% Implementación de la red neuronal.
%-----
net=newff(input_ranges, [3 1], {'logsig', 'logsig'}, 'trainlm', 'learngdm',
'mse'); %3 neuronas en la capa oculta y una de salida.
%-----
% Entrenamiento de la red.
%-----
net=train(net, FTMtraining, FTMtarget); % Entrenamiento de la red
%-----
% Salida de la red.
%-----
output=sim(net,TFMinput)
%-----
% Se muestran los resultados.
%-----
size_net=size(net)
```

```
size_TFMtraining=size(TFMtraining)
size_TFMinput=size(TFMinput)
size_TFMtarget=size(TFMtarget)
figure(1)
plot (TFMtarget, '*b')
hold on
plot(output, 'or' )
Pesos_entrada=net.IW{1,1}; % se muestran los pesos entre la capa de entrada y la
capa oculta.
Pesos_salida=net.LW{2,1}; % se muestran los pesos entre la capa oculta y la capa
de salida..
```



**“MONITORIZACIÓN DE UN MOTOR NAVAL DE
EXPLOSIÓN DE CUATRO TIEMPOS A TRAVÉS DE
UN SISTEMA EXPERTO”**

PLIEGO DE CONDICIONES

MÁSTER EN INGENIERÍA MARINA

ENERGÍA Y PROPULSIÓN

ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE NÁUTICA Y MÁQUINAS

FECHA: **JULIO 2014**

AUTOR: **Xosé Manuel Vilar Martínez**

Fdo.: **Xosé Manuel Vilar Martínez**

14 OBJETO DEL PLIEGO.

Este Pliego de Condiciones regula los requisitos, desde el punto de vista técnico de la elección de los sensores, instrumentación de adquisición de datos así como la instrumentación de campo necesaria para la obtención de datos utilizado en este Trabajo de Fin de Máster.

Al ser necesario realizar trabajos en el motor, puesta en marcha, es objeto de este pliego la regulación de las autorizaciones de Prevención de Riesgos Laborales, así como los riesgos asociados a la actividad, gestionar los residuos de aceite, combustible y agua contaminada con aceite y combustible.

15 DESCRIPCIÓN GENERAL

El motor utilizado para obtener los datos de este proyecto se encuentra sito en la Escuela “Antonio de Escaño”, es un motor MTU16V956TB91 utilizado para realizar prácticas los alumnos de la Escuela.

15.1 REQUISITOS MÍNIMOS PARA LA ADQUISICIÓN DE DATOS.

La adquisición de datos, puede realizarse de muchas maneras y con muchos equipos, en este sentido, la exigencia mínima para realizar las capturas de datos con un nivel de calidad aceptable se requiere que el sistema sea capaz de realizar adquisiciones de 10.24 kS/s para obtener la precisión requerida de los datos.

Las soluciones tecnológicas son muchas y muy variadas. En este caso se ha elegido un rack PXI de NI para implementar esta solución con los siguientes elementos:



15.1.1 EQUIPO UTILIZADO PARA LA ADQUISICIÓN DE DATOS.

El equipo utilizado para realizar la adquisición de datos se eligió una plataforma de National Instruments del tipo PXI (PCI eXtensions for instrumentation).

Con las siguientes características:

Chasis PXI 3U de 8 ranuras para AC Universal.

- Rango de operación extendido de 0 a 55 °C (PXI-1042).
- Bajas emisiones acústicas de 43dBA (PXI-1042Q).
- Acepta ambos módulos PXI y CompactPCI 3U.
- Cumple con las especificaciones de PXI y CompactPCI.
- Suministro de potencia AC desmontable y de alto rendimiento.

Para realizar la captura de los datos que proceden de los sensores se han seleccionado los módulos que se detallan a continuación.

15.1.2 NI PXI-8119 Pentium M 2.3 GHz Controller with Windows 7.

Es la unidad procesadora, realiza el control de la adquisición de los datos. Una aplicación controla el registro de todas las señales, en función de la frecuencia de adquisición, niveles de la señal y variaciones bruscas. Dispone de Windows 7 embebido como Sistema Operativo (SO).

Las características principales de este módulo son:

2.3 GHz Quad-Core PXI Controller.

- 2.3 GHz quad-core Intel Core i7-3610QE processor (3.3 GHz maximum in single-core, Turbo Boost mode).
- 4 GB (1 x 4 GB DIMM) single-channel 1600 MHz DDR3 RAM standard, 8 GB maximum.
- 6 Hi-Speed USB, 2 Gigabit Ethernet, GPIB, serial, and other peripherals.

- In-ROM memory and hard drive diagnostics.
- Windows OS and drivers already installed; hard-drive-based recovery.

15.1.3 NI PXI-6229, M Series DAQ.

Este módulo se utiliza para adquirir las señales que proceden de los sensores de presión, además de la señal procedente del sensor óptico del tacómetro.

Las características principales de este módulo son:

32 Entradas Analógicas de 16 Bits a 250 kS/s.

- Cuatro salidas analógicas de 16 bits (833 kS/s)
- 48 E/S digitales; contadores de 32 bits; disparo digital.
- Certificado de calibración trazable expedido por el NIST y más de 70 opciones de acondicionamiento de señales.
- E/S digital correlacionadas (32 líneas sincronizadas, 1 MHz)
- La Serie “M de alta velocidad” alcanza velocidades de muestreo 5 veces más rápidas o la Serie “M de alta precisión” para obtener 4 veces más resolución.
- Software controlador NI-DAQmx y software interactivo NI LabVIEW SignalExpress LE para registro de datos.

15.1.4 NI PXI-4462, 24Bit Sigma Delta ADCs.

Este módulo se utiliza para adquirir las señales que se generan el amplificador/acondicionador NEXUS procedentes de los sensores de ultrasonidos.

Analizador de Señal Dinámica de 4 Entradas.

- Seis ajustes de ganancia para rangos de entrada desde ± 316 mV a ± 42.4 V.
- Cuatro entradas analógicas muestreadas simultáneamente hasta 204.8 kS/s.
- Acoplamiento de AC/DC y acondicionamiento IEPE configurable por software.
- Filtros anti-aliasing variables.

- Soporte para sensores (TEDS) inteligentes IEEE 1451.4 Clase 1.
- ADCs de resolución de 24 bits con rango dinámico de 118 dB.

15.1.5 NI PXI-4472, 8 simultaneously Sampled Analog Inputs, 24-Bit Resolution, Multiple Device synchronization 1024 kS/s Sampling Rate.

En este módulo se conectan los acelerómetros.

Módulo de Adquisición de Señal Dinámica de 8 Canales.

- Estado del ciclo de vida: Maduro.
- 8 entradas analógicas muestreadas simultáneamente hasta 102.4 kS/s.
- Acoplamiento de AC/DC y acondicionamiento IEPE configurable por software.
- Rango de entrada de ± 10 V o ± 31 V con cable SMB-120.
- ADCs de resolución de 24 bits con rango dinámico de 110 dB

Esta elección cumple ampliamente con las especificaciones mínimas.

16 REQUISITOS DE LOS SENSORES.

Los sensores deben tener el margen dinámico para realizar la conversión de señales sin riesgo de que sean dañados.

Para el sensor de presión la presión más alta que deba medir es de 15 MPa (150 bar).

Para el sensor de vibración con un rango de medida de $100 \mu\text{ms}^{-1}$ a 500kms^{-1} .

17 INSTALACIÓN DE LOS SENSORES EN EL MOTOR.

Para la obtención de los datos se necesita realizar la instalación de los sensores en el motor, véase apartado de planos, en el plano nº1 se muestra una vista



general del motor y en el plano nº 2 se indica la posición exacta de la colocación del sensor de presión que irá roscado en un orificio ya existente en el motor.

El sensor de vibraciones va sujeto por medio de un imán, por lo que la zona de colocación deberá ser perfectamente plana y de características magnéticas.

Una vez instalados todos los sensores la señal de cada uno de ellos se conducirá por medio del cableado específico al equipo de adquisición de datos que se ubicará en las proximidades del motor que se monitoriza.

18 VOLCADO DE LOS DATOS.

Una vez que el sistema de adquisición de datos haya adquirido los mismos, es necesario realizar el volcado. En este sentido no se especifica normativa, este volcado puede realizarse por medios manuales o por medios telemáticos, es una elección del instalador, y puede considerarse una mejora de la instalación.

19 PREVENCIÓN DE RIESGOS.

Al realizar los trabajos de colocación y fijación de los sensores, instalación del equipo de adquisición de datos y como para obtener los datos se necesita realizar arranques y paradas del motor, estas actividades conllevan unos riesgos que es necesario evaluar, evita o minimizar. Se hace necesario que el responsable de los trabajos de instalación y adquisición de datos realice un informe de PRL en el cual se exprese cuales son los trabajos a realizar, los riesgos a los que están sometidos y que medidas se toman para evitarlos o bien minimizarlos.



20 GESTIÓN DE RESIDUOS.

La norma ISO 14000 de gestión de residuos obliga a disponer de los cauces necesarios para realizar la gestión de residuos.

En los trabajos necesarios para obtener los datos en el motor MTU16V956TB91, se manipulan sustancias contaminantes o potencialmente contaminantes, en este sentido se dictan la siguientes recomendaciones:

1. Disponer de medidas preventivas que eviten derrames, igniciones de combustible y otros riesgos de manipulación de aceites y combustibles.
2. Realizar un plan de emergencia para el caso de derrames de aceite y combustible de grandes proporciones.
3. Establecer canales para la correcta gestión de los residuos en función de la peligrosidad.



**“MONITORIZACIÓN DE UN MOTOR NAVAL DE
EXPLOSIÓN DE CUATRO TIEMPOS A TRAVÉS DE
UN SISTEMA EXPERTO”**

PRESUPUESTO

MÁSTER EN INGENIERÍA MARINA

ENERGÍA Y PROPULSIÓN

ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE NÁUTICA Y MÁQUINAS

FECHA: **JULIO 2014**

AUTOR: **Xosé Manuel Vilar Martínez**

Fdo.: **Xosé Manuel Vilar Martínez**



El presente presupuesto corresponde a la adquisición del equipo necesario para realizar la adquisición de un motor MTU16V956TB91 y realizar la instalación en el motor.

La tabla que relaciona el presupuesto de los sensores se relaciona a continuación:

| Presupuesto para sensores. | | | | |
|---|----------|-----------------|----------|----------|
| | PN | Precio unitario | Cantidad | Coste |
| Sensor de presión H322A8-A fabricado por Optrand | H322A8-A | 350,00 | 16 | 5600,00 |
| Adaptador de sensor de presión | | 150,00 | 16 | 2400,00 |
| Cable y módulo acondicionador de señal | | 480,00 | 16 | 7680,00 |
| Acelerómetro 4384 del fabricante Brüel & Kjaer | 4384 | 425,50 | 16 | 6808,00 |
| Amplificador y acondicionador NEXUS 2690 | | 1250,00 | 1 | 1250,00 |
| | | | | 23738,00 |

Tabla 13. Presupuesto de sensores.

En la siguiente tabla se relaciona el presupuesto para el equipo de National Instruments, que es el equipo que realiza la adquisición de datos.

| Presupuesto para equipo NI (National Instruments) | | | | |
|--|-------------|-----------------|----------|----------|
| | PN | Precio unitario | Cantidad | Coste |
| NI PXI-1042 8-Slot 3U Chassis with Universal AC Power Supply | 778636-01 | 1990,00 | 1 | 1990,00 |
| Accesorios Requeridos | | | | |
| Power Cord, 240V, 10A, Euro, Right Angle | 763067-01 | 9,00 | 1 | 9,00 |
| NI PXI-8119 Core i7-3610QE 2.3 GHz Controller, Win 7 (64-bit) | 782555-04 | 4810,00 | 1 | 4810,00 |
| Accesorios Requeridos | | | | |
| 4 GB Upgrade/Replacement RAM for PXIe-8135 and PXI-8119 | 782341-4096 | 260,00 | 1 | 260,00 |
| USB English Keyboard and Optical USB Mouse | 779660-01 | 39,00 | 1 | 39,00 |
| NI PXI-6229 Tarjeta para Control SCXI en Chasis Combinado PXI/SCXI | 779115-1 | 1020,00 | 1 | 1020,00 |
| Accesorios Requeridos | | | | |
| Bloque Conector - Terminal de Tornillo SCB-68A | 782536-1 | 315,00 | 2 | 630,00 |
| Cable - Blindado SHC68-68-EPM Cable (2m) | 192061-02 | 137,00 | 2 | 274,00 |
| NI PXI-4462 Analizador de Señal Dinámica de 4 Entradas | 779688-01 | 3630,00 | 1 | 3630,00 |
| NI PXI-4472 Módulo de Adquisición de Señal Dinámica de 8 Canales | 778279-01 | 4450,00 | 1 | 4450,00 |
| LabVIEW Professional Development System, Windows, English, Include 1 Year | 776678-35 | 4820,00 | 1 | 4820,00 |
| | | | | 21932,00 |

Tabla 14. Presupuesto de equipo de adquisición.

La tabla que relaciona el presupuesto de la mano de obra para la colocación de los sensores se relaciona a continuación:

| Mano de obra para el montaje, programación y puesta en marcha. | | | |
|---|--------------|------------------------|--------------|
| | Horas | Precio unitario | Coste |
| Montaje. | | | |
| 1 Ingeniero Senior | 20 | 60,00 | 1200,00 |
| 1 Técnico de Soporte Operacional | 40 | 28,00 | 1120,00 |
| Programación y puesta en marcha. | | | |
| 1 Ingeniero Senior | 80 | 60,00 | 4800,00 |
| 1 Técnico de Soporte Operacional | 80 | 28,00 | 2240,00 |
| | | | 9360,00 |

Tabla 15. Presupuesto de montaje, programación y puesta en marcha.

El presupuesto total de la obtención de datos para el sistema es el que se obtiene por medio de la siguiente expresión:

$$\text{Coste total} = \text{Coste de los sensores} + \text{Coste del equipo de adquisición de datos} + \text{Mano de obra}$$

$$\text{Coste total} = 23738,00 + 21932,00 + 9360,00 = 55030,00$$

El presupuesto asciende a la cantidad de 55030,00 € sin impuestos.



**“MONITORIZACIÓN DE UN MOTOR NAVAL DE
EXPLOSIÓN DE CUATRO TIEMPOS A TRAVÉS DE
UN SISTEMA EXPERTO”**

PLANOS

MÁSTER EN INGENIERÍA MARINA

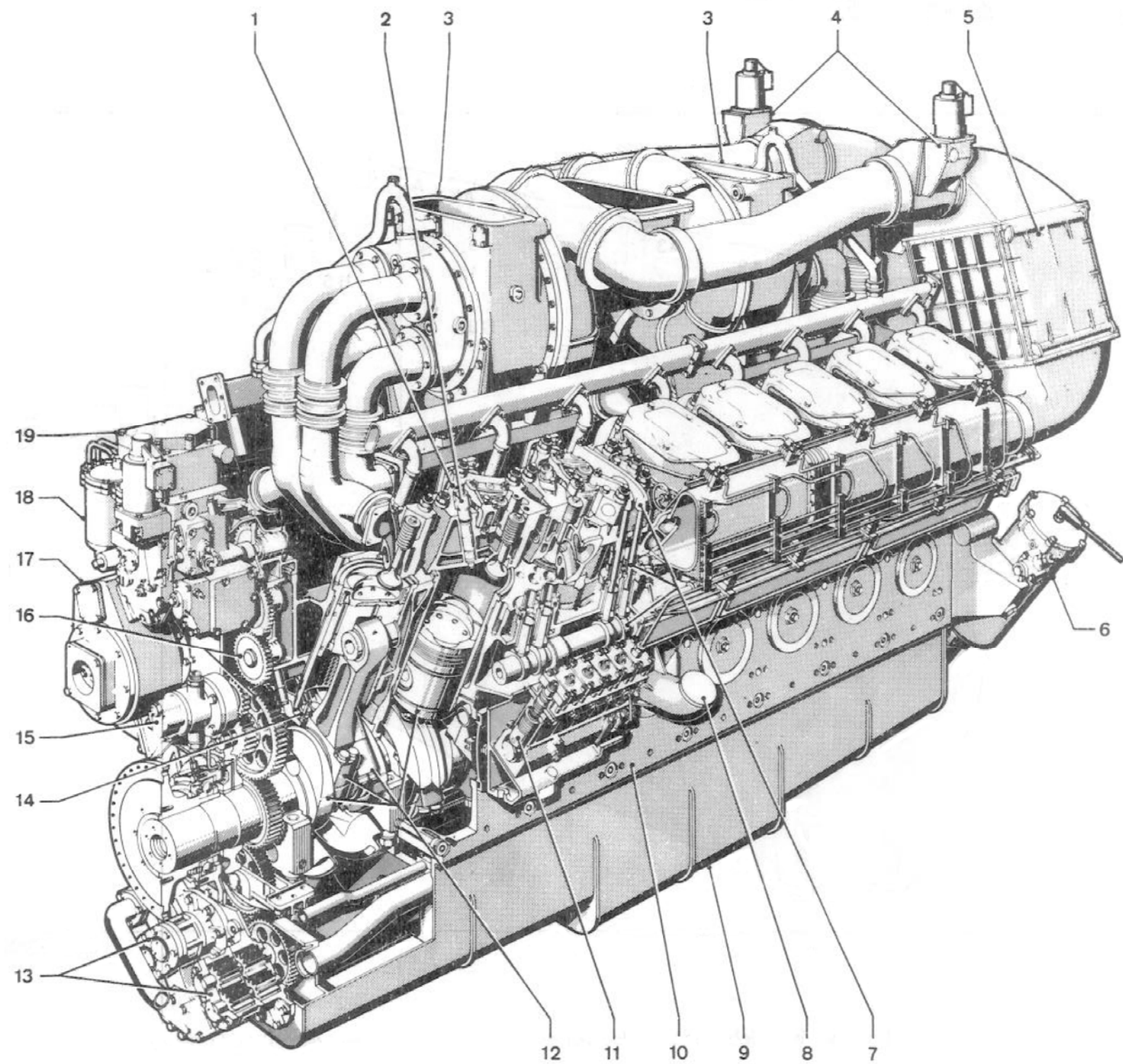
ENERGÍA Y PROPULSIÓN

ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE NÁUTICA Y MÁQUINAS

FECHA: **JULIO 2014**

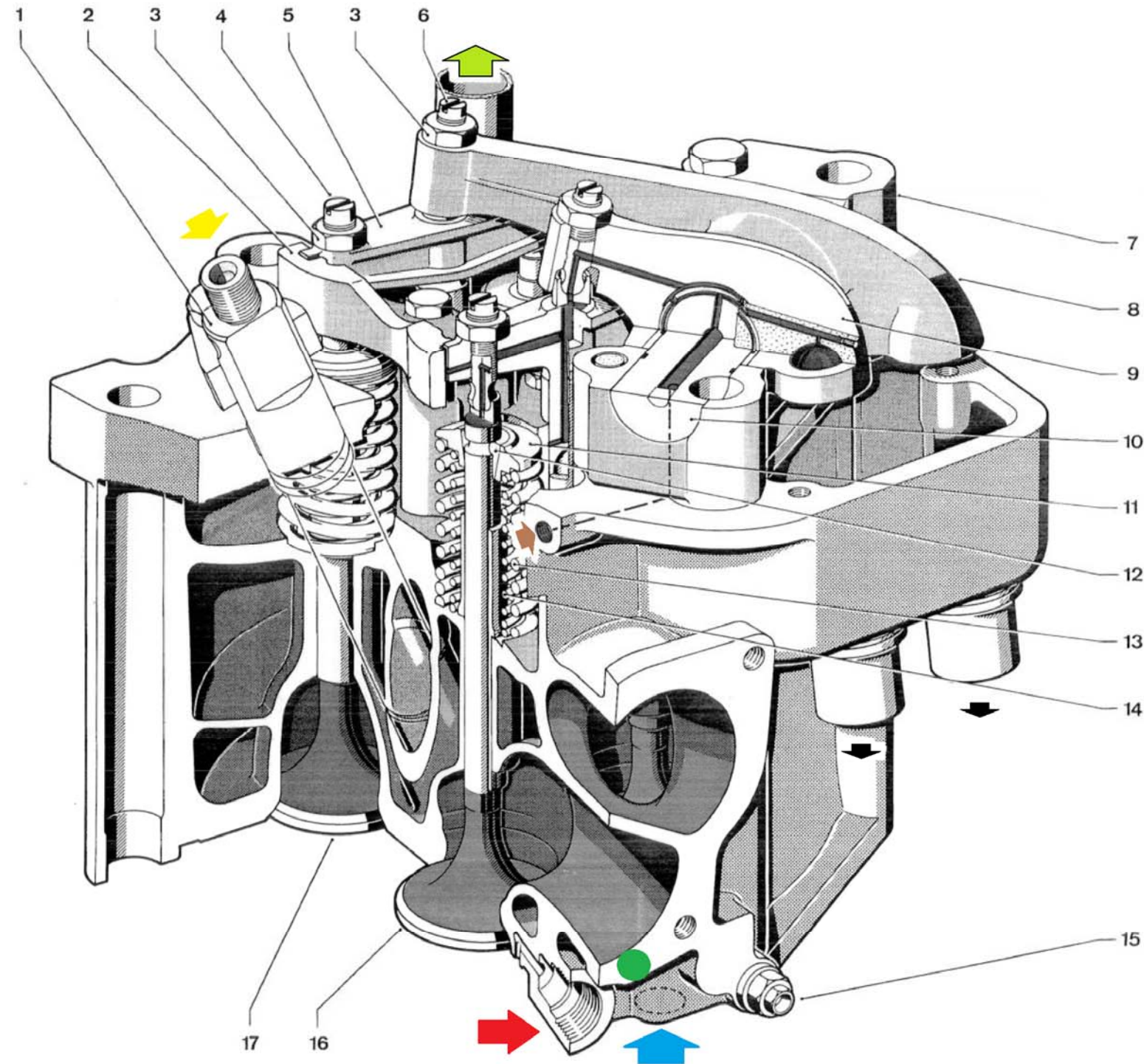
AUTOR: **Xosé Manuel Vilar Martínez**

Fdo.: **Xosé Manuel Vilar Martínez**



- 1.- Culata.
- 2.- Tobera de inyección de combustible.
- 3.- Turbosobrealimentador por gases de escape.
- 4.- Chapaleta de cierre rápido.
- 5.- Refrigerador del aire de sobrealimentación.
- 6.- Filtro de discos de tamiz del aceite motor.
- 7.- Distribución del motor.
- 8.- Codo de llenado de aceite.
- 9.- Cáster de aceite.
- 10.- Bloque motor.
- 11.- Bomba de inyección de combustible.
- 12.- Mecanismo (cigüeñal, bielas y pistones).
- 13.- Bomba de aceite.
- 14.- Tobera de inyección de aceite refrigerante de los pistones.
- 15.- Bomba de combustible.
- 16.- Tren de engranajes.
- 17.- Bomba de agua cruda.
- 18.- Filtro de combustible.
- 19.- Regulador de motor.

| | | | |
|---|--|-------------------------------|---------------------------------|
| E.T.S. DE NÁUTICA Y MÁQUINAS | | TRABAJO FIN DE MÁSTER NÚMERO: | |
| INGENIERÍA MARINA – ENERGÍA Y PROPULSIÓN | | TFM/MEM/22-14 | |
| TÍTULO DEL PROYECTO: | | | |
| “MONITORIZACIÓN DE UN MOTOR NAVAL DE EXPLOSIÓN DE CUATRO TIEMPOS A TRAVÉS DE UN SISTEMA EXPERTO” | | | |
| TÍTULO DEL PLANO: | | FECHA: 27-08-2014 | |
| Vista general del motor | | ESCALA: No Aplicable. | |
| AUTOR: | | FIRMA: | |
| Xosé Manuel Vilar Martínez | | | |
| | | PLANO Nº: 1 | Página 115 de 127 |



- 1.- Porta inyector.
- 2.- Guía del yugo del mando de las válvulas.
- 3.- Tuerca.
- 4.- Tornillo de regulación para el puente guía válvula.
- 5.- Pieza deslizante.
- 6.- Tornillo de ajuste para la holgura de la válvula.
- 7.- Soporte balancines.
- 8.- Balancín, escape.
- 9.- Balancín, admisión.
- 10.- Eje del balancín.
- 11.- Plato del resorte.
- 12.- Pieza cónica de la válvula.
- 13.- Resorte de la válvula.
- 14.- Resorte de la válvula interior.
- 15.- Válvula de descompresión.
- 16.- Válvula de admisión.
- 17.- Válvula de escape.

Flecha roja: rosca para el soporte de sensor de presión.

Círculo verde: zona de colocación del sensor de vibración.

Flecha azul: entrada de refrigeración de agua.

Fecha verde: aire.

Flecha marrón: entrada de aceite.

Flecha amarilla: entrada de combustible.

Flecha negra: gases de escape.

| | | |
|---|--------|--|
| E.T.S. DE NÁUTICA Y MÁQUINAS | | TRABAJO FIN DE MÁSTER NÚMERO: |
| INGENIERÍA MARINA – ENERGÍA Y PROPULSIÓN | | TFM/MEM/22-14 |
| TÍTULO DEL PROYECTO: | | |
| “MONITORIZACIÓN DE UN MOTOR NAVAL DE EXPLOSIÓN DE CUATRO TIEMPOS A TRAVÉS DE UN SISTEMA EXPERTO” | | |
| TÍTULO DEL PLANO: | | FECHA: 27-08-2014 |
| Detalle de la culata. | | ESCALA: No Aplicable. |
| AUTOR: | FIRMA: | |
| Xosé Manuel Vilar Martínez | | PLANO Nº: 2 Página 116 de 127 |