

UNIVERSIDAD AUTONOMA DE MADRID

ESCUELA POLITECNICA SUPERIOR



TRABAJO FIN DE MÁSTER

Análisis y Procesado de Señales Multicanal Procedentes de Sensores Industriales

**Máster Universitario en
Ingeniería de Telecomunicación**

**Autor: GARCÍA CANTALAPIEDRA, Adrián
Tutor: RAMOS CASTRO, Daniel**

FEBRERO 2017

Análisis y Procesado de Señales Multicanal Procedentes de Sensores Industriales

AUTOR: Adrián García Cantalapiedra

TUTOR: Daniel Ramos Castro

Grupo Audias-ATVS

Dpto. Tecnología Electrónica y de las Comunicaciones

Escuela Politécnica Superior

Universidad Autónoma de Madrid

Febrero de 2017

Agradecimientos

Ha sido año y medio de cambios, esfuerzo y sacrificios. Pero también de alegrías, momentos buenos y satisfacción con los objetivos cumplidos. Tras muchos años de formación, creo que ya va siendo hora de poder decir que soy INGENIERO con todas las letras, y con mayúscula, y espero que este Trabajo de Fin de Máster ponga el broche a otra etapa de mi vida. Esta memoria no podría empezar de otra forma que dando gracias a todos los que han participado, de una u otra forma, en su desarrollo.

En primer lugar, aunque pueda sonar a tópico, me gustaría agradecer la oportunidad que me dio el ATVS-audias de afrontar este Trabajo Fin de Máster, y en especial a mi tutor, Dani. En todo momento me ha mostrado total confianza en mis posibilidades, y apoyo en todo lo que he podido necesitar. Por supuesto, todo ha sido mucho más llevadero con toda la gente del laboratorio, que siempre han estado ahí para compartir alegrías y ofrecer apoyo en los momentos menos buenos.

A los compañeros que ya conocía cuando entré en el máster, y también a los que no conocía, que ahora ya puedo meter en el mismo saco, el de amigos. Habéis que los días enteros metido en la universidad fueran menos duros, y que incluso pueda llegar a echar de menos.

Aunque sé que no vais a leer esta memoria, ni aunque os pagasen por ello, a todos esos amigos que han tenido que escuchar tantas veces eso de “Qué va, hoy tampoco puedo bajar”, y han seguido insistiendo para que al final sí pudiera. Tenéis mucho mérito.

A ti Gema, gracias, de verdad, por darme apoyo cuando lo he necesitado, y por aguantar todas mis tonterías, que no son pocas.

Gracias a mi familia, que ha logrado soportarme en mis días malos y de estrés, yo personalmente no hubiera sido capaz. Juntos seguiremos superando obstáculos y momentos duros como hasta ahora.

Y, por último, no puedo evitar acordarme de quienes nos habéis dejado durante estos últimos años. Este TFM va especialmente por vosotros. Gracias por dejar que aprendiera tanto de vosotros.

Resumen

Este Trabajo de Fin de Máster se centra en el estudio y elaboración de técnicas para facilitar la detección de irregularidades presentes en unas determinadas piezas industriales, a partir de señales temporales adquiridas con diferentes tipos de sensores. Dichas señales presentan correlación en los momentos en los cuales hay eventos a detectar, y por lo tanto buscaremos el beneficio de buscar información multicanal entre las señales disponibles.

Una de las principales dificultades a las que se ha habido que hacer frente, es a la presencia de ruido en las señales procedentes de sensores. Para tratar de mitigar su efecto indeseado, se han analizado métodos empleados en otros campos, y en concreto, se ha querido comprobar qué efectos consigue el filtrado adaptativo con las señales sensoriales de las que se dispone, un planteamiento que goza de bastante popularidad en el tratamiento de señales de voz. Asimismo, se han analizado las señales para buscar información multicanal que pudiera ser beneficiosa en la limpieza de ruido.

Tras ello, se han aplicado dos métodos diferentes para identificar posibles eventos en las señales. Por un lado, un esquema de detección por filtro adaptado, a partir de una referencia de la forma de las irregularidades, de la misma forma que ocurre en receptores de sistemas de comunicaciones; y por otro, un esquema de detección en función de la energía de señal, a través de la estimación de la envolvente de la energía de Shannon, como ocurre en campos como el procesado de señales médicas procedentes de electrocardiogramas.

Para combinar la información multicanal y conseguir mejorar la eficiencia de la detección monocal, también se han elaborado métodos de fusión teniendo en cuenta las características específicas del problema a tratar.

Puesto que la cantidad de información de la que se dispone es limitada, se ha desarrollado un sistema de generación de señales sintéticas para aumentar el tamaño de la base de datos, y se ha analizado su grado de representatividad en comparación con señales reales. Este generador se ha usado en este trabajo para medir el rendimiento de los algoritmos desarrollados en entornos simulados más completos y variados; pero que además se puede utilizar para generar señales de entrenamiento de modelos en problemas futuros.

Cabe destacar que todos los algoritmos descritos en este trabajo han sido desarrollados a partir de funciones básicas de MatlabTM, sin el uso de paquetes software o *toolboxes* previamente disponibles.

Palabras clave

Filtro adaptativo, energía de Shannon, filtro adaptado, generación de señales, fusión, combinación multicanal, señal multicanal, sensores, simulación

Abstract

This Master's Project focuses on the study and development of techniques to facilitate the detection of irregularities present in certain industrial components, from temporary signals acquired with different types of sensors. These signals are correlated in the moments in which there are events to be detected, and therefore we will seek the benefit of searching for multichannel information among the available signals.

One of the main difficulties that have been faced is the presence of noise in the signals from sensors. In order to try to mitigate its undesired effect, methods used in other fields have been analyzed, and in particular, it has been tried to verify what effects the adaptive filtering achieves with the available sensory signals, an approach that is quite popular in the treatment of voice signals. Also, the signals have been analyzed to look for multichannel information that could be beneficial in cleaning noise.

After this, two different methods have been applied to identify possible events in the signals. On the one hand, a matched filter detection scheme, from a reference of the shape of the irregularities, in the same way as occurs in receivers of communications systems; And on the other hand, a detection scheme in terms of signal energy, through Shannon energy envelope estimation, as in fields such as the processing of medical signals from electrocardiograms.

In order to combine multichannel information and to improve the efficiency of single-channel detection, fusion methods have also been developed taking into account the specific characteristics of the problem to be treated.

Since the amount of information available is limited, a synthetic signal generation system has been developed to increase the size of the database, and its degree of representativity has been analyzed in comparison with actual signals. This generator has been used in this work to measure the performance of the algorithms developed in more complete and varied simulated environments; But which can also be used to generate model training signals on future problems.

It should be noted that all the algorithms described in this work have been developed from basic Matlab™ functions, without the use of previously available software packages or toolboxes.

Key words

Adaptive filter, Shannon energy, matched filter, signal generation, fusion, multichannel combination, multichannel signal, sensors, simulation

ÍNDICE DE CONTENIDOS

1 INTRODUCCIÓN.....	1
1.1 PLANTEAMIENTO Y MOTIVACIÓN	1
1.2 OBJETIVOS.....	1
1.3 ORGANIZACIÓN DE LA MEMORIA	2
2 ESTADO DEL ARTE	3
2.1 ESCENARIO DE LA APLICACIÓN	3
2.2 LIMPIEZA DE RUIDO EN VOZ.....	4
2.2.1 <i>Filtrado paso bajo</i>	6
2.2.2 <i>Filtro de Wiener</i>	8
2.3 DETECCIÓN DE EVENTOS.....	12
2.3.1 <i>Detectores de energía</i>	12
2.3.1 <i>Filtro adaptado</i>	14
2.4 FUSIÓN DE INFORMACIÓN PARA DETECCIÓN	15
2.4.1 <i>Teoría de combinación de clasificadores mediante reglas fijas</i>	15
3 ENTORNO DE PRUEBAS	19
3.1 SEÑALES DISPONIBLES	19
3.1.1 <i>Densidad</i>	20
3.1.2 <i>Material X</i>	21
3.2 PROCESAMIENTO PREVIO PARA GENERAR EL ENTORNO DE PRUEBAS	23
3.2.1 <i>Etiquetado de base de datos</i>	23
3.2.2 <i>Diezmado y filtrado</i>	23
3.2.3 <i>Alineamiento temporal</i>	25
3.2.4 <i>Diferenciación</i>	26
3.3 MEDIDAS DE RENDIMIENTO.....	27
3.3.1 <i>SNR (ruido)</i>	27
3.3.2 <i>Curvas DET (detección)</i>	28
3.4 GENERACIÓN DE ENTORNOS DE PRUEBAS SIMULADOS.....	30
3.4.1 <i>Elaboración de modelo de ruido</i>	30
3.4.2 <i>Síntesis de señales con eventos</i>	33
4 SISTEMA IMPLEMENTADO	35
4.1 ESQUEMA DEL SISTEMA	35
4.2 BLOQUE DE LIMPIEZA DE RUIDO	35
4.2.1 <i>Filtrado paso-bajo</i>	35
4.2.2 <i>Filtrado Wiener monocanal</i>	37
4.2.3 <i>Tratamiento de ruido multicanal</i>	39
4.3 BLOQUE DETECCIÓN MONOCANAL.....	40
4.3.1 <i>Filtro adaptado</i>	40
4.3.2 <i>Energía de Shannon</i>	42
4.3.3 <i>Cálculo de score de detección</i>	43
4.4 FUSIÓN MULTICANAL DE INFORMACIÓN.....	43
5 INTEGRACIÓN, PRUEBAS Y RESULTADOS	47
5.1 LIMPIEZA DE RUIDO	47
5.1.1 <i>En señales de densidad reales</i>	47
5.1.2 <i>En señales de material X reales</i>	49
5.2 DETECCIÓN DE EVENTOS.....	50
5.2.1 <i>En señal de densidad</i>	50
5.2.2 <i>En señal de material X</i>	53
5.3 FUSIÓN MULTICANAL DE INFORMACIÓN.....	54
6 CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO.....	57

6.1 CONCLUSIONES.....	57
6.2 TRABAJO FUTURO	59
REFERENCIAS	61
GLOSARIO	- 1 -

ÍNDICE DE FIGURAS

FIGURA 1 DESCRIPCIÓN ESQUEMÁTICA DE FUNCIONAMIENTO DE LA APLICACIÓN, Y DEL SISTEMA EMPLEADO PARA OBTENER LAS SEÑALES DE CARACTERÍSTICAS DE LAS PIEZAS.....	3
FIGURA 2 SEÑALES DE DENSIDAD Y DE MATERIAL X ADQUIRIDAS MEDIANTE LOS SENSORES DE DENSIDAD Y DE MATERIAL X, JUNTO CON LOS DEFECTOS A DETECTAR MARCADOS CON CÍRCULOS NEGROS	4
FIGURA 3 TRANSFORMACIONES APLICADAS PARA OBTENER LA RESPUESTA DE CHEBYSHEV II [2].....	7
FIGURA 4 ELECTROCARDIOGRAMA REAL, JUNTO CON LAS DIFERENTES FORMAS PROPUESTAS DE OBTENER LA ENVOLVENTE DE SU DERIVADA: ENERGÍA DE SHANNON, ENTROPÍA DE SHANNON, VALOR ABSOLUTO Y ENTROPÍA DE SHANNON [5]	13
FIGURA 5 REPRESENTACIÓN ESQUEMÁTICA DEL PROCESO SEGUIDO PARA APLICAR EL FILTRO ADAPTADO, MOSTRANDO CADA UNA DE LAS SEÑALES EMPLEADAS Y EL RESULTADO OBTENIDO	15
FIGURA 6 SEÑALES OBTENIDAS A PARTIR DE UNA MISMA PIEZA CON LOS DOS SENSORES SOBRE LOS QUE SE VA A TRABAJAR: DENSIDAD Y MATERIAL X. EN AMBAS SE INDICA SU ZONA ACTIVA, Y LOS EVENTOS A DETECTAR CON CIRCUNFERENCIAS NEGRAS.....	19
FIGURA 7 DENSIDAD RELATIVA A LA ZONA ACTIVA DE DOS PIEZAS INDUSTRIALES DIFERENTES. LA SUPERIOR ÚNICAMENTE CONTIENE RUIDO, MIENTRAS QUE EN LA INFERIOR SE APRECIAN TRES IRREGULARIDADES	20
FIGURA 8 DENSIDAD ASOCIADA A UN SEGMENTE DE LA ZONA ACTIVA DE UNA MISMA PIEZA, OBTENIDA EN DOS PASADAS DIFERENTES. LAS LÍNEAS VERTICALES DELIMITAN REGIONES DONDE DEBERÍA SER DETECTADA UNA IRREGULARIDAD EN EL NIVEL DE DENSIDAD. EN LA SEGUNDA DE ELLAS, EL PRIMER DEFECTO ES DIFÍCILMENTE APRECIABLE	21
FIGURA 9 MATERIAL X RELATIVO A LA ZONA ACTIVA DE DOS PIEZAS INDUSTRIALES DIFERENTES. LA SUPERIOR ÚNICAMENTE CONTIENE RUIDO, MIENTRAS QUE EN LA CENTRAL SE APRECIAN TRES IRREGULARIDADES. ADICIONALMENTE, SE MUESTRA LA SEÑAL DE DENSIDAD EN LA IMAGEN INFERIOR.....	22
FIGURA 10 RESULTADO DE DIEZMAR LA SEÑAL DE MATERIAL X (SUPERIOR) Y DE DENSIDAD (INFERIOR) CON DIFERENTES FACTORES DE DIEZMADO.....	24
FIGURA 11 COMPARATIVA DEL RESULTADO OBTENIDO TRAS APLICAR EL FILTRO PASO BAJO A LA SEÑAL DE MATERIAL X. EN LA IMAGEN SUPERIOR SE MUESTRA EL DETALLE DE UNA IRREGULARIDAD. EN LA INFERIOR, EL ESPECTRO DE LA ZONA ACTIVA DE LA PIEZA.	24
FIGURA 12 DE ARRIBA ABAJO. IMAGEN SUPERIOR: SEÑALES DE AMBOS SENSORES SIN APLICAR ALINEAMIENTO TEMPORAL. SEGUNDA IMAGEN: DETALLE DE LA ZONA ACTIVA DE LAS SEÑALES SIN ALINEAR. TERCERA: SEÑALES DE AMBOS SENSORES TRAS SER ALINEADAS. CUARTA: DETALLE DE LA ZONA ACTIVA DE LAS SEÑALES ANTERIORES ALINEADAS.	25
FIGURA 13 DERIVADA DE UN SEGMENTE DE LA ZONA ACTIVA CON EVENTOS PARA AMBOS TIPOS DE SENSORES, COMPARADO CON LOS SEGMENTES SIN DIFERENCIAR. LAS DOS PRIMERAS GRÁFICAS CORRESPONDEN A MATERIAL X, Y LAS DOS ÚLTIMAS, A DENSIDAD.....	27
FIGURA 14 EJEMPLO DE HISTOGRAMAS DE CANDIDATOS <i>TARGET</i> Y <i>NON-TARGET</i> [9].....	29
FIGURA 15 EJEMPLO DE CURVAS DET OBTENIDAS PARA VARIOS SISTEMAS DE RECONOCIMIENTO EN TRATAMIENTO DE HABLA [9]	30
FIGURA 16 RESPUESTA FRECUENCIAL DE UNA ZONA ACTIVA SIN DEFECTOS PARA LOS DOS TIPOS DE SENSORES. SUPERIOR: MATERIAL X. INFERIOR: DENSIDAD	32
FIGURA 17 CORRELACIÓN CRUZADA ENTRE LAS ZONAS ACTIVAS DE LAS SEÑALES OBTENIDAS CON AMBOS SENSORES. CADA FILA REPRESENTA UNA PIEZA DIFERENTE, Y EL EJE DE ABCISAS, EL DESPLAZAMIENTO. COLORES OSCUROS IMPLICAN MAYOR CORRELACIÓN ENTRE SEÑALES, Y SE MARCAN EN ROJO LAS POSICIONES DONDE SE OBTIENEN LOS MÁXIMOS.....	32
FIGURA 18 EVENTO EN SEÑAL DE DENSIDAD EN SEÑAL REAL, Y SINTÉTICA. SE REPRESENTA LAS SEÑALES ORIGINALES Y SUS RESPECTIVAS DERIVADAS.....	33
FIGURA 19 EVENTO EN SEÑAL DE MATERIAL X EN SEÑAL REAL, Y SINTÉTICA. SE REPRESENTA LAS SEÑALES ORIGINALES Y SUS RESPECTIVAS DERIVADAS.....	34
FIGURA 20 REPRESENTACIÓN ESQUEMÁTICA CON LOS BLOQUES IMPLEMENTADOS DURANTE EL TRABAJO.....	35
FIGURA 21 COMPARATIVA DEL RESULTADO TRAS EL FILTRADO PASO BAJO CON DIFERENTES FRECUENCIAS DE CORTE EN UN SEGMENTE CON UN DEFECTO, EN MATERIAL X (SUPERIOR) Y EN DENSIDAD (INFERIOR).....	36

FIGURA 22 COMPARATIVA DEL RESULTADO TRAS EL FILTRADO PASO BAJO CON DIFERENTES FRECUENCIAS DE CORTE EN UNA ZONA SIN PRESENCIA DE EVENTOS, EN MATERIAL X (SUPERIOR) Y EN DENSIDAD (INFERIOR)	36
FIGURA 23 COMPARATIVA DEL RESULTADO TRAS EL FILTRADO DE WIENER MONOCANAL CON DIFERENTES LONGITUDES DE VENTANA EN UN SEGMENTO CON UN DEFECTO, EN MATERIAL X (SUPERIOR) Y EN DENSIDAD (INFERIOR)	37
FIGURA 24 COMPARATIVA DEL RESULTADO TRAS EL FILTRADO ADAPTATIVO CON DIFERENTES LONGITUDES DE VENTANA EN UN SEGMENTO CON UN DEFECTO, EN MATERIAL X (SUPERIOR) Y EN DENSIDAD (INFERIOR).....	38
FIGURA 25 COMPARATIVA DEL RESULTADO TRAS EL FILTRADO ADAPTATIVO CON DIFERENTES LONGITUDES DE VENTANA EN UN SEGMENTO SIN EVENTOS, EN MATERIAL X (SUPERIOR) Y EN DENSIDAD (INFERIOR).....	39
FIGURA 26 COMPARATIVA DEL RESULTADO TRAS EL FILTRADO WIENER MULTICANAL CON DIFERENTES LONGITUDES DE VENTANA, EN UN SEGMENTO CON UN EVENTO (SUPERIOR), Y EN OTRO CON RUIDO (INFERIOR)	40
FIGURA 27 SEÑALES DE MATERIAL X Y DE DENSIDAD, Y EL RESULTADO TRAS APLICAR EL FILTRO ADAPTADO CON DIFERENTES TAMAÑOS DEL MODELO DE REFERENCIA.....	41
FIGURA 28 SEÑALES DE MATERIAL X Y DE DENSIDAD TRAS EL FILTRO ADAPTATIVO, Y EL RESULTADO DE APLICAR EL FILTRO ADAPTADO CON DIFERENTES TAMAÑOS DEL MODELO DE REFERENCIA	41
FIGURA 29 ENERGÍA DE SHANNON DE LAS SEÑALES DE MATERIAL X (SUPERIOR) Y DENSIDAD (INFERIOR) OBTENIDAS CON DIFERENTES ANCHURAS DEL PUSLO RECTANGULAR	42
FIGURA 30 ENERGÍA DE SHANNON DE LAS SEÑALES DE MATERIAL X (SUPERIOR) Y DENSIDAD (INFERIOR) TRAS APLICAR EL FILTRADO ADAPTATIVO, OBTENIDAS CON DIFERENTES ANCHURAS DEL PUSLO RECTANGULAR	43
FIGURA 31 HISTOGRAMAS DE LOS <i>SCORES TARGET</i> Y <i>NON-TARGET</i> OBTENIDOS A PARTIR DE LAS SEÑALES DE MATERIAL X DISPONIBLES EN LA BASE DE DATOS DE SEÑALES REALES.....	44
FIGURA 32 RELACIÓN ENTRE LAS ALTURAS DE LOS EVENTOS DE MATERIAL X Y LOS DE DENSIDAD, JUNTO CON LA RECTA DE REGRESIÓN OBTENIDA A PARTIR DE ESTOS DATOS.....	45
FIGURA 33 REPRESENTACIÓN ESQUEMÁTICA DEL PROCESO QUE SE LLEVARÍA A CABO CON 3 MÁXIMO LOCALES EN LA SEÑAL DE DENSIDAD, TRAS LA APLICACIÓN DE LOS DETECTORES (FILTRO ADAPTADO O ENERGÍA DE SHANNON), QUE SE ENCUENTRA EN EL RANGO DE INCERTIDUMBRE	46
FIGURA 34 REPRESENTACIÓN DE UNA SEÑAL DE DENSIDAD, JUNTO CON EL RESULTADO TRAS DIFERENTES FILTRADOS PASO BAJO, DIFERENCIANDO LAS ZONAS DE EVENTOS DE LAS DE RUIDO Y REFLEJANDO SUS POTENCIAS ASOCIADAS	47
FIGURA 35 REPRESENTACIÓN DE UNA SEÑAL DE DENSIDAD, JUNTO CON EL RESULTADO TRAS DIFERENTES FILTRADOS ADAPTATIVOS, DIFERENCIANDO LAS ZONAS DE EVENTOS DE LAS DE RUIDO Y REFLEJANDO SUS POTENCIAS ASOCIADAS	48
FIGURA 36 REPRESENTACIÓN DE UNA SEÑAL DE MATERIAL X, JUNTO CON EL RESULTADO TRAS DIFERENTES FILTRADOS PASO BAJO, DIFERENCIANDO LAS ZONAS DE EVENTOS DE LAS DE RUIDO Y REFLEJANDO SUS POTENCIAS ASOCIADAS	49
FIGURA 37 REPRESENTACIÓN DE UNA SEÑAL DE MATERIAL X, JUNTO CON EL RESULTADO TRAS DIFERENTES FILTRADOS ADAPTATIVOS, DIFERENCIANDO LAS ZONAS DE EVENTOS DE LAS DE RUIDO Y REFLEJANDO SUS POTENCIAS ASOCIADAS	50
FIGURA 38 CURVAS DET OBTENIDAS CON DIFERENTES LONGITUDES DEL FILTRO ADAPTATIVO SOBRE LA SEÑAL DE DENSIDAD	51
FIGURA 39 CURVAS DET COMPARANDO DIFERENTES LIMPIEZAS DE RUIDO Y DIFERENTES SISTEMAS DE DETECCIÓN DE EVENTOS SOBRE SEÑALES DE DENSIDAD REALES	51
FIGURA 40 CURVAS DET COMPARANDO DIFERENTES LIMPIEZAS DE RUIDO Y DIFERENTES SISTEMAS DE DETECCIÓN DE EVENTOS SOBRE SEÑALES DE DENSIDAD SINTÉTICAS.....	52
FIGURA 41 CURVAS DET OBTENIDAS CON LOS LOTES DE SEÑALES SINTÉTICAS CON NIVEL DE RUIDO MUCHO MAYOR QUE EL DE LAS SEÑALES DE LA BASE DE DATOS REAL, CUYA SNR ES DE 15 DB. COMO MÉTODO DE DETECCIÓN SE HA EMPLEADO LA ENERGÍA DE SHANNON	53
FIGURA 42 CURVAS DET OBTENIDAS CON DIFERENTES LONGITUDES DEL FILTRO ADAPTATIVO SOBRE LA SEÑAL DE MATERIAL X... 53	53
FIGURA 43 CURVAS DET OBTENIDAS CON DIFERENTES LONGITUDES DEL FILTRO DE WIENER MULTICANAL JUNTO CON LA CURVA DET TRAS LA DETECCIÓN EN LAS SEÑALES DE DENSIDAD Y MATERIAL X SIN TRATAR	54
FIGURA 44 CURVAS DET OBTENIDAS TRAS APLICAR LA FUSIÓN DE DATOS TRAS HABER REALIZADO LA DETECCIÓN EN LAS SEÑALES UNIDIMENSIONALES.....	55
FIGURA 45 CURVAS DET OBTENIDAS TRAS APLICAR LA FUSIÓN DE DATOS TRAS HABER REALIZADO LA DETECCIÓN EN LAS SEÑALES SINTÉTICAS UNIDIMENSIONALES	56

ÍNDICE DE TABLAS

TABLA 1 SNR OBTENIDO PARA 12 DE LAS SEÑALES DE LA BASE DE DATOS TRAS APLICAR EL FILTRADO ADAPTATIVO DE DIFERENTES LONGITUDES (<i>L</i>).....	48
--	----

1 Introducción

1.1 Planteamiento y motivación

En este trabajo se va a estudiar y mejorar la detección automática de irregularidades en piezas industriales, que se reflejan como eventos en las señales adquiridas a través de sensores de distinta naturaleza.

En este proceso, tan importante será la información que pueda ser recogida mediante los sensores, como el aprovechamiento de la misma mediante el tratamiento de señales. Optimizar el procesado de señal y el reconocimiento de patrones puede generar grandes beneficios por los siguientes motivos:

- Las señales tienen ruido no deseado y puede ser necesario limpiarlo.
- Los eventos de las señales pueden ser difíciles de distinguir sin el tratamiento de señal adecuado.
- Las señales multicanal tienen que combinarse de alguna forma para tomar la decisión final, y la regla de combinación (fusión) es crítica.

Por otro lado, es probable que haya que hacer frente a problemas sobre los que no se tiene información suficiente en forma de señales de prueba o para entrenar algoritmos, lo cual puede dificultar enormemente su resolución. Por ello, puede ser necesario utilizar técnicas de simulación para poder estimar el rendimiento o generar datos de entrenamiento.

Dentro del ámbito de la investigación universitaria se desarrollan infinidad de técnicas que pueden ser de enorme utilidad para los problemas planteados, y es de enorme importancia conseguir transferir todo este conocimiento al desarrollo industrial.

1.2 Objetivos

De acuerdo con lo explicado anteriormente, a la hora de elaborar este trabajo se marcaron los siguientes objetivos:

- Análisis de señales multicanal para determinar u explotar las posibles interrelaciones entre las mismas.
- Mitigar el ruido presente en señales procedentes de sensores, aplicando para ello técnicas de limpieza de ruido típicas en procesamiento de voz, y adaptándolas a las particularidades de señal multicanal procedente de sensores industriales.
- Optimizar la detección de eventos aplicando técnicas de detección de señal típicas en comunicaciones, o en aplicaciones biomédicas.

- Aprovechar en la medida de lo posible la información multicanal, tanto para mitigar el ruido como para optimizar la detección de eventos.
- Seleccionar y acondicionar una base de datos de señales procedentes de procesos industriales reales, que se pueda utilizar en el presente trabajo y en el futuro.
- Crear un sistema para generar señales sintéticas con características obtenidas a partir de la base de datos de señales reales, y generar lotes de señales sintéticas para llevar a cabo pruebas de rendimiento de los algoritmos desarrollados.

1.3 Organización de la memoria

Esta memoria está organizada de la siguiente forma:

1. Introducción: Definición resumida del tipo del problema que se va a tratar, y planteamiento de los objetivos que se marcan al comienzo del trabajo.
2. Estado del arte: Explicación teórica de los trabajos previos relacionados con este TFM, y de algunos de los algoritmos que se utilizarán en el mismo
3. Entorno de pruebas: Exposición detallada de la tarea, mostrando las características de los datos que van a ser empleados, y los procesos básicos que deben ser aplicados previamente. Del mismo modo, se especificarán las medidas de rendimiento.
4. Sistema implementado: Descripción detallada del sistema y de las transformaciones que sufren las señales tras aplicar los diferentes algoritmos.
5. Integración, pruebas y resultados: Se aportan los resultados, que, de forma objetiva, cuantifican la bondad de los métodos elaborados.
6. Conclusiones y trabajo futuro: Se enumeran las conclusiones extraídas con el desarrollo y resultados obtenidos, así como el trabajo que queda pendiente para un futuro.

2 Estado del arte

2.1 Escenario de la aplicación

Para ubicar al lector, antes de describir las técnicas empleadas a lo largo de este Trabajo de Fin de Máster, se hará una descripción general de la aplicación, que se centra en las pruebas de calidad que deben pasar ciertas piezas industriales. Para detectar las características de dichas piezas, se emplearán diferentes sensores, que miden diferentes propiedades. La pieza avanzará a través del *array* de sensores, y se obtendrá una señal por cada tipo de sensor. Este TFM se centrará en el análisis de estas señales, y queda fuera de su alcance de este analizar los sensores escogidos y sus características. En concreto, aunque en el proceso intervienen más sensores, únicamente se tendrán en cuenta las señales de densidad y de material X¹. En la Figura 1 se muestra de forma esquematizada el proceso descrito.

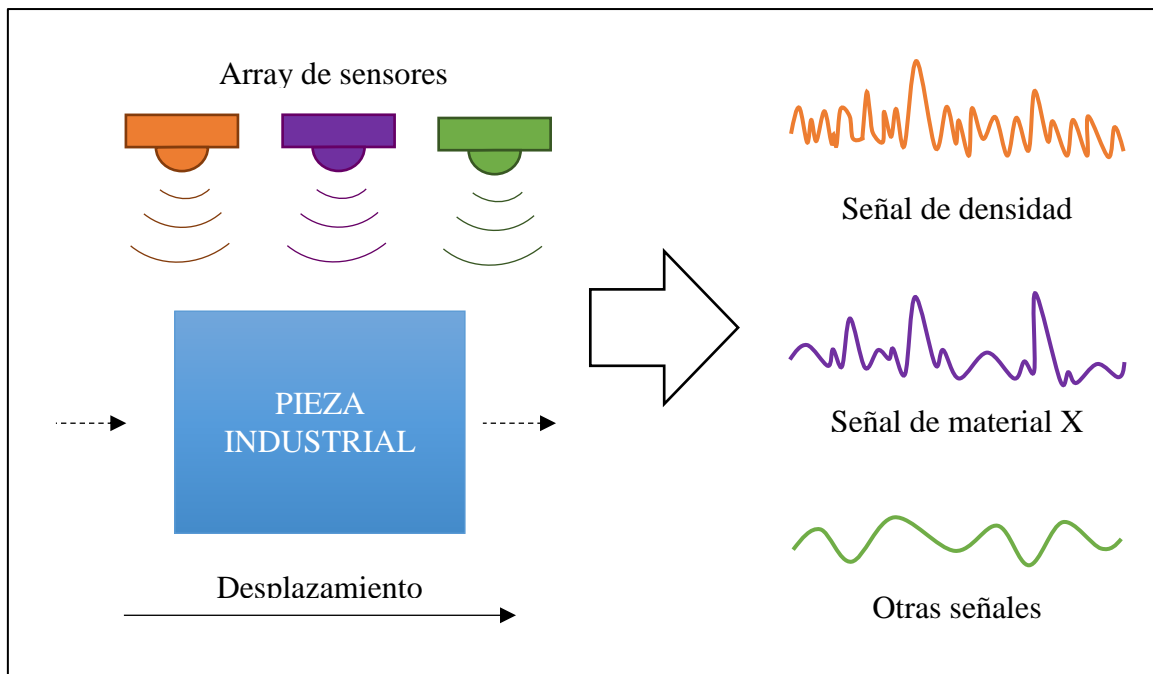


Figura 1 Descripción esquemática de funcionamiento de la aplicación, y del sistema empleado para obtener las señales de características de las piezas

El problema concreto a tratar será desarrollar un sistema capaz de detectar posibles huecos, que también serán denominados *gaps* a lo largo de este documento, en las piezas, a través de las señales. Estos defectos se detectarán como picos positivos en la señal de densidad, puesto que el sensor aporta una medida inversa a la densidad. Además, también se verán en la señal de material X como picos negativos, puesto que en las zonas de huecos se reducirá el nivel de dicho material. Esto provoca que exista correlación entre ambas señales en las muestras donde ocurren los *gaps*.

¹ El sensor mide la concentración de un determinado material, que por motivos de confidencialidad por parte de la empresa Tecnatom, S.A, se denominará material X.

A modo de ejemplo, en la Figura 2 se muestran dos ejemplos de las señales con las que se va a trabajar, tal y como se obtiene a partir de los sensores, junto con los defectos que deberán ser detectados. Como se verá más adelante, no en todas las señales los defectos son tan fácilmente apreciables a causa del ruido, y es en ese punto donde se centrará este TFM.

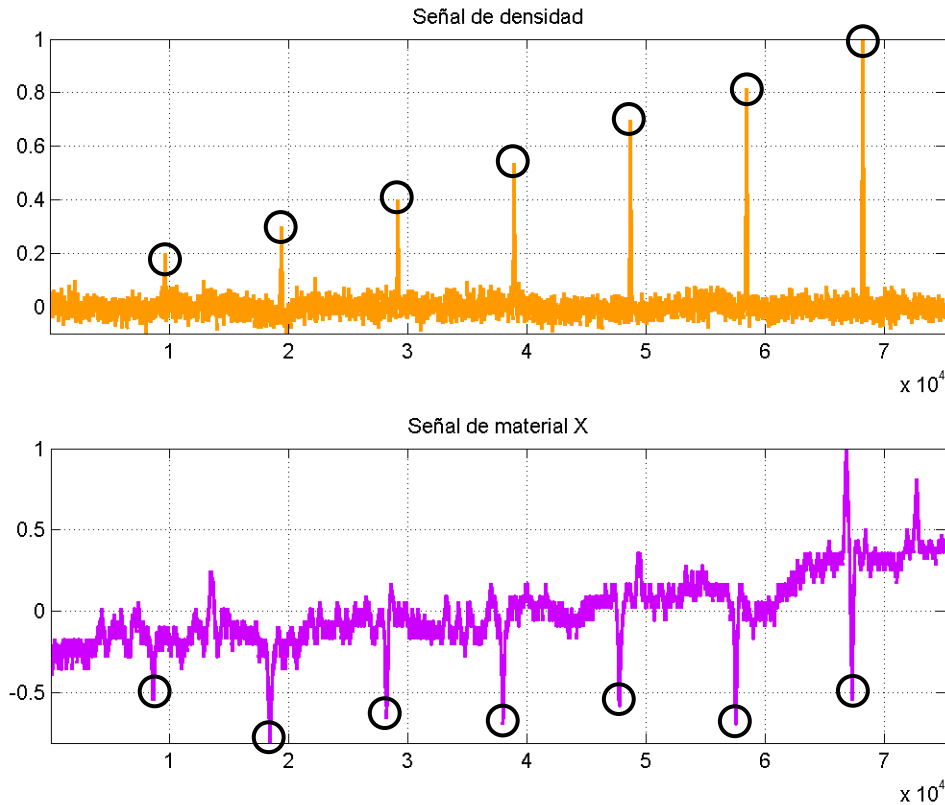


Figura 2 Señales de densidad y de material X adquiridas mediante los sensores de densidad y de material X, junto con los defectos a detectar marcados con círculos negros

2.2 Limpieza de ruido en voz

Las señales sobre las que se va a trabajar, presentan gran cantidad de ruido que dificulta la extracción de información de utilidad a partir de ellas. Por ello, el objetivo principal será reducir al máximo posible la alteración de las señales ocasionada por el ruido no deseado, sin que la información de interés, es decir, los eventos a detectar, se vea afectada negativamente.

Uno de los campos donde se ha estudiado en profundidad diferentes métodos para reducir el ruido, ha sido el procesamiento de señales de voz. Debido a las similitudes de esta área con la problemática presente, se va a analizar y explicar el modelo de limpieza de ruido en este tipo de señales, para posteriormente poder ser aplicado a las señales multicanal procedentes de sensores industriales, para lo cual habrá que tener en cuenta ciertas consideraciones importantes.

Puesto que el ruido es inevitable debido al entorno, la calidad de voz se ve deteriorada, dificultando la comunicación, ya sea humano-humano, o humano-máquina. Para facilitar la

comprensión, es deseable desarrollar técnicas de procesamiento digital de señal para limpiar las señales de audio obtenidas con los micrófonos. El ruido puede ser modelado de diferentes formas:

- Aditivo: Presencia de varias fuentes ambientales.
- Interferencias: Otras fuentes de la misma naturaleza, es decir, varios hablantes.
- Reverberación: Causada por propagación multitrayecto.
- Eco: Acople entre altavoces y micrófonos.

Para tratar de solucionar los problemas que causan estas diferentes fuentes, se plantean distintas técnicas, y este trabajo se centrará en aquellas centradas en el ruido aditivo, ya que será el tipo de problemática a la que habrá que hacer frente.

Centrándonos en el modelo de ruido aditivo, se puede definir la señal de voz observada, $y(n)$, como:

$$y(n) = x(n) + v(n)$$

Ecuación 1

Siendo $x(n)$ la señal limpia, y $v(n)$ el ruido que modifica la información, el cual se asume tiene media cero y no está correlado con $x(n)$. El objetivo, por lo tanto, será obtener una versión lo más fiel posible de $x(n)$ a partir de la señal observada $y(n)$. Dicha estimación será denotada como $\hat{x}(n)$. [1]

Para determinar de forma objetiva si la limpieza está resultando efectiva, se recurre a criterios como el error cuadrático medio (*MSE*) entre la señal sin ruido y la estimada; o la relación señal-ruido (*SNR*). A partir del modelo planteado, ambas medidas se obtienen de la siguiente forma:

$$SNR = \frac{E[x^2(n)]}{E[v^2(n)]}$$

Ecuación 2

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (\hat{x}(n) - x(n))^2$$

Ecuación 3

Siendo $E[\cdot]$ la esperanza matemática, y N el número de muestras de la señal.

Tradicionalmente se buscan tres objetivos diferentes:

- Optimizar al máximo posible los criterios objetivos.
- Mejorar la calidad perceptible.
- Aumentar la robustez de otros procesos que se vayan a aplicar a la señal.

Aunque todos ellos puedan estar relacionados, es difícil aplicar una técnica que consiga ser óptima en todos ellos. Las técnicas desarrolladas pueden ser agrupadas en filtrado, restauración espectral y métodos basados en modelo, cada uno de ellos con diferentes ventajas frente al resto en función de la tarea específica.

A continuación, se explicarán de forma breve algunas de las técnicas más empleadas.

2.2.1 Filtrado paso bajo

A través de análisis previos a la realización de este TFM, se comprobó que la densidad espectral de potencia de las señales sobre las que se va a trabajar, se concentraba en frecuencias bajas. Por ello, se planteó la aplicación de un filtrado paso bajo para eliminar el ruido en las zonas donde hay baja energía de señal, y se estudiaron las características de varios tipos de filtro selectivos prácticos, que tienen las características que se enuncian a continuación:

- **Butterworth:** En La banda de paso, es el filtro que presenta respuesta en módulo máximamente plana. Sin embargo, provoca que este tipo de filtro no sea especialmente selectivo.
- **Chebyshev I:** A través de este filtro se disminuye el error con el filtro ideal en la frecuencia de corte, pero a cambio introduce un rizado en la banda de paso que puede afectar de forma no deseada al resultado.
- **Elípticos o de Cauer:** Consiguen un aumento de la eficiencia en cuanto al orden del filtro, pero a cambio de permitir rizado tanto en la banda de paso, como en la atenuada, por lo que genera los mismos inconvenientes que Chebyshev I.
- **Chebyshev II:** Presenta una respuesta en magnitud maximalmente plana a frecuencia cero, y decrece monótonamente a medida que aumenta la frecuencia. Consigue aumentar la eficiencia del filtro de Butterworth a costa de un equirizado en la banda atenuada, lo cual no será crítico en la tarea a tratar. [10]

Por todos los motivos anteriores, se determinó que el tipo de filtro que mejor se adaptaba a las necesidades del problema es el filtro de Chebyshev II, también denominado filtro de Chebyshev inverso. Como se explica en [2], su función de transferencia se puede obtener a partir la magnitud al cuadrado de la función de transferencia del filtro paso bajo Chebyshev I, que, para el caso normalizado, se define como:

$$|H(j\Omega)|^2 = \frac{1}{1 + \epsilon^2 C_n^2(\Omega)}$$

Ecuación 4

Siendo ϵ el factor de rizado, y $C_n(\Omega)$ representa el polinomio de Chebyshev de grado n , definido por:

$$C_n(\Omega) = \cos(n \cdot \cos^{-1}\Omega), \quad |\Omega| \leq 1$$

Ecuación 5

Aplicando las siguientes dos transformaciones a la expresión anterior, se obtendrá la magnitud al cuadrado de la respuesta en frecuencia:

- Se aplica una transformación en frecuencia $\Omega=1/\omega$, que da como resultado la función de transferencia de un filtro paso alto, con rizado en la banda de paso:

$$|H(1/j\Omega)|^2 = \frac{1}{1 + \epsilon^2 C_n^2(1/\Omega)}$$

Ecuación 6

- Se resta la inversión anterior a 1:

$$1 - |H(1/j\Omega)|^2 = \frac{1}{1 + \frac{1}{\epsilon^2 C_n^2 (1/\Omega)}}$$

Ecuación 7

La Figura 3 se muestran representaciones esquemáticas de los módulos de las respuestas en frecuencia calculadas en el proceso para obtener el filtro paso bajo normalizado Chebyshev II. En ella, se observa que el rizado que tenía lugar en la banda de paso, tras el proceso, pasa a producirse en la banda eliminada.

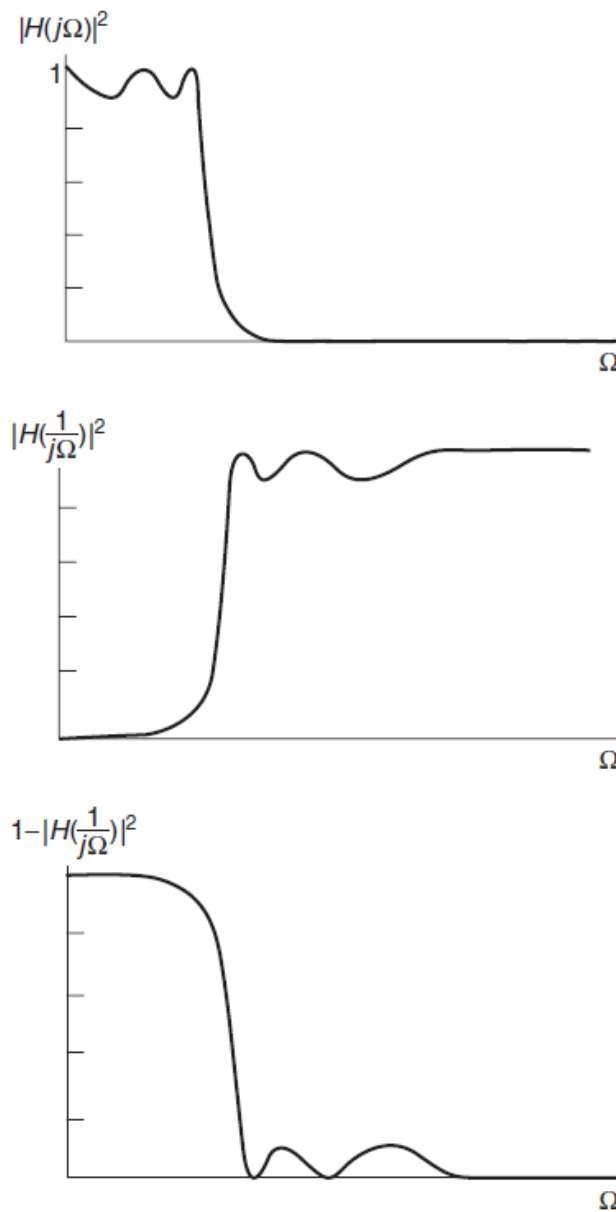


Figura 3 Transformaciones aplicadas para obtener la respuesta de Chebyshev II [2]

2.2.2 Filtro de Wiener

El filtro de Wiener es uno de las aproximaciones más conocidas para la reducción del nivel de ruido en señales de habla. Se han desarrollado diversos métodos para llevarlo a cabo, tanto en el dominio temporal como en el frecuencial, y se ha considerado que puede ser interesante para el caso bajo estudio. [1]

Partiendo del modelo de voz explicado anteriormente, se definirán las señales de una forma matricial de la siguiente manera para facilitar el desarrollo matemático que se va a seguir en esta sección:

$$\mathbf{y}(n) = \mathbf{x}(n) + \mathbf{v}(n)$$

Ecuación 8

Donde $\mathbf{y}(n)$ es un vector formado por las L últimas muestras de la señal $y(n)$, y del mismo modo $\mathbf{x}(n)$ y $\mathbf{v}(n)$:

$$\begin{aligned}\mathbf{y}(n) &= [y(n) \ y(n-1) \ \dots \ y(n-L+1)]^T \\ \mathbf{x}(n) &= [x(n) \ x(n-1) \ \dots \ x(n-L+1)]^T \\ \mathbf{v}(n) &= [v(n) \ v(n-1) \ \dots \ v(n-L+1)]^T\end{aligned}$$

Ecuación 9

La técnica se basa en la minimización del error cuadrático medio (*MSE, mean-square error*) entre la señal de interés, $x(n)$, y la estimada, que será denominada $\hat{x}(n)$.

El proceso consistirá en determinar el filtro que pueda ser aplicado a la señal observada para obtener la estimación más precisa posible:

$$\hat{x}(n) = \mathbf{h}^T \cdot \mathbf{y}(n),$$

Ecuación 10

Siendo \mathbf{h} la respuesta al impulso del filtro de longitud L , la cual deberá ser determinada por las características de la señal. Teniendo en cuenta las definiciones anteriores, el error entre la estimación y la señal real será:

$$e(n) = x(n) - \hat{x}(n)$$

Ecuación 11

Y, por lo tanto, el error cuadrático medio se define como:

$$J(\mathbf{h}) = E\{e^2(n)\}$$

Ecuación 12

Para el desarrollo de la siguiente explicación, se definirá el filtro que no altera la señal observada de la siguiente forma:

$$\mathbf{h}_1 = [1 \ 0 \ \dots \ 0]^T$$

Ecuación 13

Tras la aplicación de \mathbf{h}_1 la potencia de ruido permanece al mismo nivel que en caso de no aplicar ningún filtrado. El principio para obtener la limpieza óptima, es obtener aquel filtro que consigue reducir al mínimo el *MSE*:

$$\begin{aligned}\mathbf{h}_0 &= \arg \min_h J(\mathbf{h}) \\ J(\mathbf{h}_0) &< J(\mathbf{h}_1)\end{aligned}$$

Ecuación 14

Desarrollando esta expresión, y sustituyendo con las ecuaciones anteriores:

$$\begin{aligned}E\{\mathbf{y}(n) \cdot \mathbf{y}^T(n)\} \cdot \mathbf{h}_0 &= E\{\mathbf{y}(n) \cdot x(n)\} \\ R_y \cdot \mathbf{h}_0 &= r_{yx}\end{aligned}$$

Ecuación 15

Donde R_y es la matriz de correlación de la señal observada, y r_{yx} es el vector de correlación cruzada entre la señal observada, y la señal limpia de ruido. Por tanto, para obtener el filtro óptimo siguiendo estas expresiones, parece necesario conocer la señal ideal, lo cual no es posible a priori, puesto que es el resultado deseado. Sin embargo, teniendo en cuenta que el ruido y la señal deseada están incorreladas, se puede expresar el vector de correlación cruzada como:

$$r_{yx} = E\{y(n) \cdot y(n)\} - E\{v(n) \cdot v(n)\} = r_{yy} - r_{vv}$$

Ecuación 16

De modo que se puede obtener \mathbf{h}_0 sin necesidad de conocer $x(n)$:

$$\mathbf{h}_0 = R_y^{-1} \cdot r_{yy} - R_y^{-1} \cdot r_{vv}$$

Ecuación 17

El problema de la expresión anterior viene al tener que calcular el inverso de la matriz de correlación, lo cual es una tarea a veces irresoluble, o con un coste computacional elevado.[1]

2.2.2.1 Filtro adaptativo

Para superar los problemas del filtrado de Wiener descritos anteriormente, se han desarrollado diversos métodos que consiguen evitar este inconveniente, y en este trabajo se ha optado por la opción de los algoritmos adaptativos, que se basan en adaptar el filtro aplicado a la señal en función de los estadísticos locales de la propia señal. [4] Aunque se trata de un esquema muy simplificado, y poco adecuado en señales de voz, se ha adaptado muy bien a las características del ruido que se manejan en este TFM.

Para este algoritmo, se debe asumir que el ruido aditivo tiene media cero, con varianza σ_v^2 , y con carácter blanco, es decir, abarcando por igual todo el rango de frecuencia.

Para un segmento de corta duración, la función de transferencia del filtro de Wiener se puede aproximar por:

$$H(\omega) = \frac{P_x(\omega)}{P_x(\omega) + P_v(\omega)} = \frac{\sigma_x^2}{\sigma_x^2 + \sigma_v^2}$$

Ecuación 18

Siendo $P_x(\omega)$ y $P_v(\omega)$ la densidad espectral de potencia. Teniendo en cuenta que dicho segmento, $H(\omega)$ permanece constante, la respuesta al impulso será:

$$h(n) = \frac{\sigma_x^2}{\sigma_x^2 + \sigma_v^2} \delta(n)$$

Ecuación 19

A partir de la definición del filtro, la estimación de la señal limpia de ruido se puede computar como:

$$\hat{x}(n) = m_y + (y(n) - m_y) * \frac{\sigma_x^2}{\sigma_x^2 + \sigma_v^2} \delta(n) = m_y + (y(n) - m_y) \cdot \frac{\sigma_x^2}{\sigma_x^2 + \sigma_v^2},$$

Ecuación 20

Teniendo en cuenta que m_y (media de $y(n)$ a corto plazo) y σ_x^2 serán actualizadas en cada muestra, en función de las características de la señal a filtrar, mientras que σ_v^2 permanecerá siempre constante. El fundamento de este planteamiento se basa en adaptar el filtro a los estadísticos locales de la señal, y en las zonas donde la varianza sea mucho mayor que la estimada del ruido, la señal resultante será debida principalmente a la señal observada, sin sufrir una gran atenuación:

$$\sigma_x^2(n) = \begin{cases} \sigma_x^2(n) - \sigma_v^2, & \text{para } \sigma_x^2(n) > \sigma_v^2 \\ 0, & \text{de otra forma} \end{cases}$$

Ecuación 21

Hay que tener en cuenta que, puesto que la media de la señal limpia de ruido, será igual a la media de la señal con ruido, debido a las características del ruido aditivo deberá tener media nula: $m_y = m_x$. [4]

Como se verá más adelante, el ruido presente en los problemas no es del todo blanco, aunque sí que se aproxima en la señal de densidad (no así en la de material X). Pese a ello, y pese a la simplicidad de este algoritmo, es especialmente interesante en la tarea de este trabajo por las diferencias entre las características del ruido y de los eventos a detectar.

Ajustar de una forma adecuada el tamaño del segmento a analizar para obtener los estadísticos locales será un punto clave para conseguir optimizar los resultados. Dicha longitud dependerá de las características del ruido, y de los diferentes eventos que presenten las señales.

2.2.2.2 Filtro de Wiener multicanal

Puesto que se van a disponer señales provenientes de diferentes tipos de sensores sobre una misma pieza, será interesante estudiar aplicar una limpieza de ruido multicanal, optando por el filtrado de Wiener. Este sistema es empleado en tratamiento de voz en los casos en los que se dispone diferentes grabaciones de una misma locución, realizadas por diferentes micrófonos. Asumiendo que se pueden tener K señales diferentes de una misma locución, el modelado del problema será:

$$y_k(n) = x_k(n) + v_k(n), \quad k = 1, 2, \dots, K$$

Ecuación 22

Por tanto, puesto que todas las señales contienen la misma información útil, el objetivo será obtener una aproximación lo más fiel posible de una de ellas, y se tomará como referencia $x_1(n)$. Si las señales relativas a cada micrófono son definidas de forma vectorial, del mismo modo que para el caso unidimensional, la estimación de la señal limpia de ruido se puede obtener como:

$$\hat{x}(n) = \sum_{k=1}^K \mathbf{h}_k \cdot \mathbf{y}_k(n)$$

Ecuación 23

En [1] los autores proponen un algoritmo iterativo para obtener la mejor estimación posible de \mathbf{h}_k , que se fundamenta en los conceptos anteriores y sigue los pasos que se describirán a continuación. Se empleará la misma nomenclatura que la empleada para el planteamiento de filtro de Wiener monocanal.

Se inicializa la primera estimación del filtro, junto con los parámetros de ajuste que deben cumplir las siguientes condiciones:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{h}}_k(0) &= \mathbf{0}_{KL \times 1} \\ 0 &< \alpha < 2 \\ \delta &> 0 \end{aligned}$$

Ecuación 24

Siendo L la longitud del filtro. Para cada iteración, se actualizará el error cometido con el filtro estimado en la recursión anterior.

$$e_k(n) = x_k(n) - \mathbf{y}^T(n) \cdot \hat{\mathbf{h}}_k(n-1),$$

Ecuación 25

Del mismo modo, se actualiza el parámetro que determinará la magnitud de variación de cada estimación con respecto a la anterior:

$$\mu(n) = \frac{\alpha}{\mathbf{s}^T(n) \cdot \mathbf{s}(n) + \delta}$$

Ecuación 26

Por último, con los parámetros calculados hasta el momento, en cada iteración se actualizará la expresión del filtro como:

$$\hat{\mathbf{h}}_k(n) = \hat{\mathbf{h}}_k(n-1) + \mu(n) \cdot \mathbf{s}(n) \cdot e_k(n),$$

Ecuación 27

En este documento no se va a profundizar en las demostraciones de estas expresiones. Para encontrar más detalles, el lector puede acudir a [1].

2.3 Detección de eventos

Tras la limpieza del ruido de las señales, el objetivo será llevar a cabo una detección de los eventos que tengan lugar en las diferentes piezas industriales a partir de las señales adquiridas mediante los distintos tipos de sensores.

2.3.1 Detectores de energía

Por la similitud de la problemática, se decidió acudir a técnicas empleadas en la detección de picos en electrocardiogramas. En este campo, la detección de eventos es de vital importancia para diagnosticar trastornos cardíacos o variabilidad de la frecuencia cardíaca, entre otras aplicaciones. Esta tarea no resulta trivial, ya que, en entornos realistas, los electrocardiogramas se ven afectados por la presencia de diferentes tipos de ruido, producido por el contacto de los electrodos, contracciones musculares, etc. Tras aplicar un filtrado apropiado a las características del entorno, la señal es diferenciada para trabajar sobre la información de la pendiente, que se computará, teniendo en cuenta su carácter discreto, como:

$$d(n) = x(n + 1) - x(n)$$

Ecuación 28

Dicha señal es normalizada:

$$\tilde{d}(n) = \frac{d(n)}{\max_{n=1}^N (|d(n)|)}$$

Ecuación 29

Tras ello, será necesario aplicar una transformación que permita identificar picos positivos, con independencia de su polaridad original, de forma que se pueda llevar a cabo una detección de eventos mediante el establecimiento de un umbral positivo. Esto, permitirá llevar a cabo pruebas de rendimiento que analicen la eficiencia mediante el análisis de los falsos positivos (o falsas aceptaciones), y falsos negativos (o falsos rechazos) ocasionados en función del umbral. En la literatura tradicional, ha sido muy común elevar la señal al cuadrado, pero mediante esta técnica los picos menos pronunciados perdían importancia, y se aumentaba la dificultad de su detección, lo cual podría ser crítico.

En [5] se proponen diferentes transformaciones no lineales, entre las que se encuentran el valor absoluto, valor de energía, entropía de Shannon, y la energía de Shannon:

$$a(n) = |\tilde{d}(n)|$$

$$e(n) = \tilde{d}^2(n)$$

$$sent(n) = -|\tilde{d}(n)| \cdot \log(|\tilde{d}(n)|)$$

$$sen(n) = -\tilde{d}^2(n) \cdot \log(\tilde{d}^2(n))$$

Ecuación 30

Para obtener la envolvente, se aplica la convolución de las señales anteriores con un pulso rectangular, en un sentido, y luego en el contrario. Es decir, se aplica la convolución de izquierdas a derechas, y a la señal resultante, de derecha a izquierdas. El tamaño del pulso rectangular vendrá determinado por las características de los eventos que quieran ser detectados, por lo que serán necesarias diferentes pruebas para determinar la longitud óptima en cada situación. El resultado de este proceso se puede observar en la Figura 4, donde se muestra un electrocardiograma real, junto con su derivada y con las envolventes de ésta obtenidas de las formas definidas anteriormente.

En esta señal ya sería posible llevar a cabo la identificación de eventos estableciendo un umbral, y detectando aquellos máximos locales que presenten mayor altura.

Tras analizar los resultados obtenidos con cada uno de los métodos, los autores determinaron que el más efectivo de ellos era el cálculo de la energía de Shannon, que presenta las siguientes ventajas frente a otras técnicas:

- Los picos asociados a eventos presentan menor desviación
- Reduce los efectos del ruido de bajo nivel
- Produce máximos locales suavizados que indican de forma clara el instante donde tienen lugar los diferentes eventos

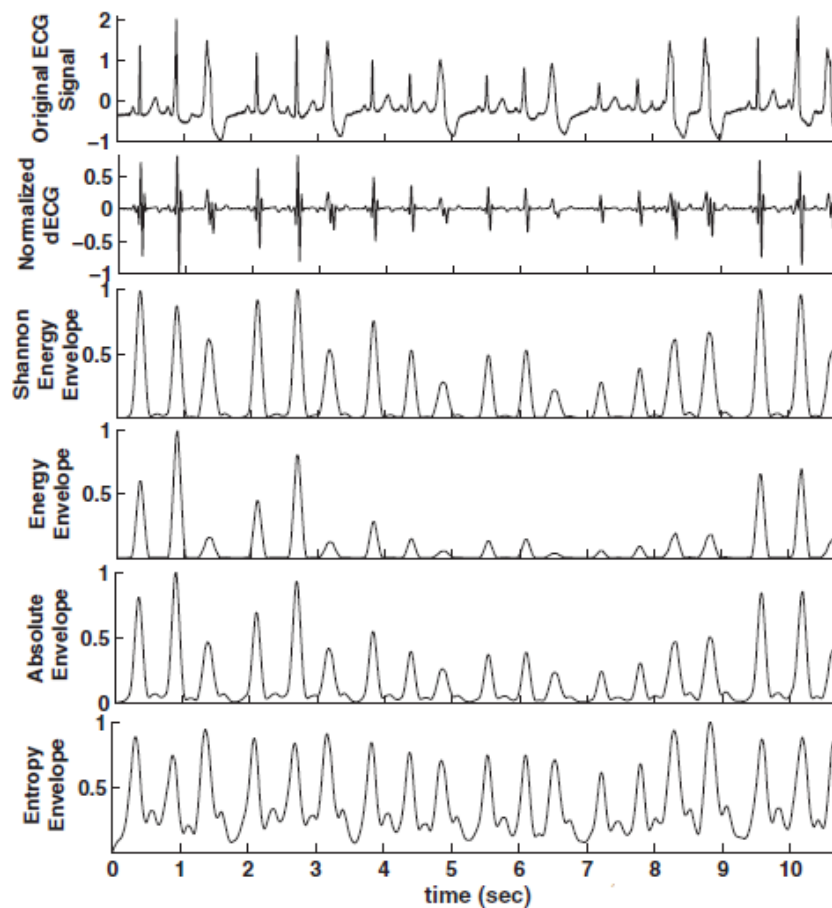


Figura 4 Electrocardiograma real, junto con las diferentes formas propuestas de obtener la envolvente de su derivada: energía de Shannon, entropía de Shannon, valor absoluto y entropía de Shannon [5]

2.3.1 Filtro adaptado

Se estimó que otra forma de obtener un indicador de la presencia de eventos en las señales, sería aplicar un filtro adaptado (*matched filter*), tomando como señal de referencia picos presentes en señales reales. Gracias a este método, se determinará si los segmentos consisten únicamente en ruido, o si también contienen señal.

Un ejemplo claro de aplicación de este proceso se da un sistema de comunicaciones digitales, en el que el receptor debe identificar los patrones enviados por el transmisor tras haber sido alterados por el ruido. [8]

Para analizar este proceso, se modelará la señal como:

$$y(n) = x(n) \cdot b(n) + v(n)$$

Ecuación 31

Donde en este caso, $b(n)$ es una secuencia binaria que actúa a modo de máscara indicando aquellas regiones en las que la señal, $x(n)$, está presente. Es decir, a partir de la información recogida en las etiquetas manuales, la señal $b(n)$ estaría activada en las zonas donde hubiera *gaps*.

Siempre que se pueda conocer la forma de dicha señal, se podrá aplicar un correlador, o filtro adaptado, cuya respuesta al impulso, será una versión de $x(n)$ invertida en el tiempo:

$$h(n) = x(N - 1 - n) \quad 0 \leq n \leq N - 1$$

Ecuación 32

Siendo N la longitud de la señal de interés. La salida del sistema se calculará de la siguiente forma:

$$z(n) = \sum_{k=0}^{N-1} y(n) \cdot h(n - k)$$

Ecuación 33

El proceso dará como resultado valores máximos en las muestras donde la señal presenta un patrón similar al empleado como referencia. De este modo, podría establecerse un umbral, y determinar que la señal de interés está presente en aquellas zonas que sea excedido, generando una estimación de la máscara de actividad $b(n)$:

$$\hat{b}(n) = \begin{cases} 1 & \text{si } z(n) \geq \text{Umbral} \\ 0 & \text{si } z(n) < \text{Umbral} \end{cases}$$

Ecuación 34

Para obtener una medida de rendimiento que determine la eficiencia de la detección de actividad, habrá que comparar la máscara estimada con la obtenida a partir de etiquetas reales, en un banco de pruebas que se disponga de dicha información de. [6]

Para aclarar el método, y ejemplificar qué representa cada una de las señales involucradas, en la Figura 5 se muestra de forma esquemática y simplificada el proceso que se para aplicar este desarrollo.

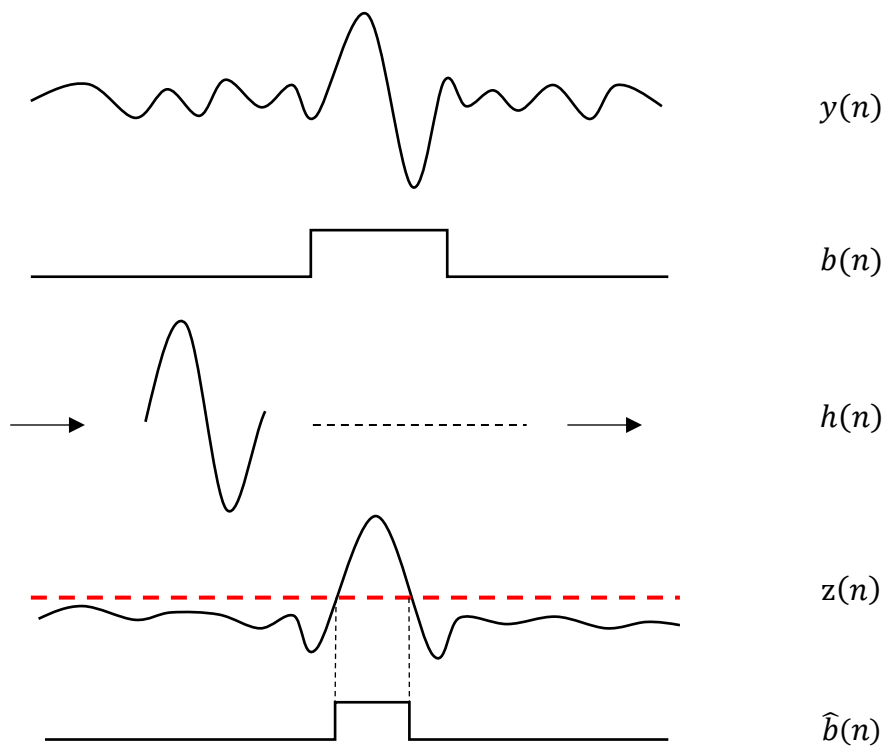


Figura 5 Representación esquemática del proceso seguido para aplicar el filtro adaptado, mostrando cada una de las señales empleadas y el resultado obtenido

2.4 Fusión de información para detección

En el entorno en el que se va a desarrollar el trabajo, se dispondrá de información multicanal, por lo que podrá ser interesante analizar técnicas para poder combinar la información obtenida a través de diferentes tipos de señales. Hay dos tipos de fusión: basada en reglas y basada en clasificadores. Por motivos que se analizarán más adelante en este documento, sólo usaremos la fusión basada en reglas en este TFM. [7]

2.4.1 Teoría de combinación de clasificadores mediante reglas fijas

Consideremos que se tiene un problema donde cada muestra debe ser clasificada en una de las posibles clases (w_1, \dots, w_m); y que se dispone de R clasificadores que aportan diferentes medidas, que serán denominadas x_i para el clasificador i . Cada clase es modelada por la función densidad de probabilidad $p(x_i | w_k)$ y su probabilidad a priori $P(w_k)$. Teniendo en cuenta que cada muestra únicamente está asociada a una única clase, y siguiendo la teoría Bayesiana, se realizará la clasificación a partir de la probabilidad a posteriori:

$$\begin{aligned} & \text{La clase asignada es } w_j \text{ si} \\ & P(w_j | x_1, \dots, x_R) = \max_k P(w_k | x_1, \dots, x_R) \end{aligned}$$

Ecuación 35

Aunque esta definición es totalmente correcta, puede que no sea un método práctico puesto que dependerá en gran medida del conocimiento que se tenga del problema a tratar, reflejado como la función densidad de probabilidad conjunta $P(x_1, \dots, x_R|w_k)$. Por este motivo, se han propuesto diferentes reglas de combinación para facilitar el proceso en la práctica. De acuerdo con el teorema de Bayes, la probabilidad a posteriori puede escribirse de la siguiente forma:

$$P(w_k|x_1, \dots, x_R) = \frac{p(x_1, \dots, x_R|w_k) \cdot P(w_k)}{p(x_1, \dots, x_R)}$$

Ecuación 36

Y puesto que $p(x_1, \dots, x_R)$ tomará el mismo valor para cualquier clase k , en las siguientes líneas solo se tendrá en cuenta el numerador de la expresión anterior. [7]

2.4.1.1 Regla del producto

Según se ha visto hasta el momento, $p(x_1, \dots, x_R|w_k)$ representa la distribución de probabilidad conjunta de las medidas obtenidas a partir de los diferentes clasificadores, y asumiendo independencia, podría expresarse como:

$$p(x_1, \dots, x_R|w_k) = \prod_{i=1}^R p(x_i|w_k)$$

Ecuación 37

Y teniendo en cuenta la Ecuación 35 y la Ecuación 37:

$$\begin{array}{c} \text{La clase asignada es } w_j \text{ si} \\ P(w_j) \prod_{i=1}^R p(x_i|w_j) = \max_k P(w_k) \prod_{i=1}^R p(x_i|w_k) \end{array}$$

Ecuación 38

O expresado a partir de las probabilidades a posteriori:

$$\begin{array}{c} \text{La clase asignada es } w_j \text{ si} \\ P^{-(R-1)}(w_j) \prod_{i=1}^R P(w_j|x_i) = \max_k P^{-(R-1)}(w_k) \prod_{i=1}^R P(w_k|x_i) \end{array}$$

Ecuación 39

2.4.1.2 Regla de la suma

En algunas condiciones es apropiado considerar que la probabilidad a posteriori obtenida por cada clasificador no se aleja de forma excesiva de la probabilidad a priori:

$$P(w_k|x_i) = P(w_k)(1 + \delta_{ki})$$

Ecuación 40

Teniendo en cuenta que el error, δ_{ki} , cumple que $\delta_{ki} \ll 1$, si se sustituye en la Ecuación 39 y se desprecian los términos de orden mayor o igual a 2:

$$\text{La clase asignada es } w_j \text{ si}$$

$$(1 - R) \cdot P(w_j) + \sum_{i=1}^R P(w_j|x_i) = \max_k \left[(1 - R) \cdot P(w_k) + \sum_{i=1}^R P(w_k|x_i) \right]$$

Ecuación 41

Las dos reglas mencionadas anteriormente constituyen los esquemas básicos para la combinación de clasificadores. Otra forma de realizar dicha fusión, será que cada clasificador genere como salida, un valor binario a partir de su probabilidad a posteriori:

$$\Delta_{ki} = \begin{cases} 1 & \text{si } P(w_k|x_i) = \max_j P(w_j|x_i) \\ 0 & \text{De otra forma} \end{cases}$$

Ecuación 42

Y tras ello, combinar todas estas decisiones tomadas en cada clasificador. A partir de esta base parten otras reglas que se definirán a continuación de forma breve:

- Regla del máximo: Para cada clase, se tomará el máximo valor de probabilidad a posteriori de entre los obtenidos con cada clasificador.
- Regla del mínimo: Al contrario que la regla anterior, se tomará el mínimo valor de probabilidad de todos los clasificadores.
- Regla de la mediana: Se toma la mediana de todas las probabilidades a posteriori para cada clase. Se elige la mediana frente a la media para evitar que posibles valores atípicos (*outliers*) afecten negativamente en la combinación.
- Regla de la votación: Partiendo de las decisiones binarias tomadas de forma individual por cada clasificador, la clase escogida será la que tenga mayor número de votaciones favorables. [7]

3 Entorno de pruebas

En esta sección se describirá el conjunto de señales de las que se dispone, y cuál es el problema específico que debe ser abordado.

3.1 Señales disponibles

A partir de cada pieza industrial se obtienen varios tipos de señales, reflejando diferentes propiedades en función del sensor empleado. En este trabajo, se estudiarán dos de ellas, la señal de densidad, y la señal de material X. De ambas señales, se dispone de una base de datos con varios conjuntos de señales, también llamada “lote de señales”. Las señales provienen de diversas pasadas de los sensores a un conjunto limitado de piezas. Se disponen de varios conjuntos con diferentes propiedades:

- Aquellas señales que no presentan gaps serán empleadas para caracterizar el ruido asociado a cada tipo de sensor. Se cuenta con 10 señales de esta naturaleza en la base de datos, a las que llamaremos “señales limpias”.
- Las señales generadas a partir de piezas con defectos serán las utilizadas para aplicar los procesos de detección de huecos seleccionados, y comprobar la eficiencia de las diferentes técnicas. La base de datos cuenta con 14 señales de estas características. A las señales de la base de datos que provienen de medidas reales de sensores las llamaremos “señales reales” o “señales de sensores reales”. Estas señales son diversas pasadas de los sensores a una única pieza con huecos. Dichas barras poseerán 8 huecos cuya magnitud (separación entre zonas de material) aumentará de un hueco a otro según pasa la pieza por el sensor. Ver Figura 6 para un ejemplo.

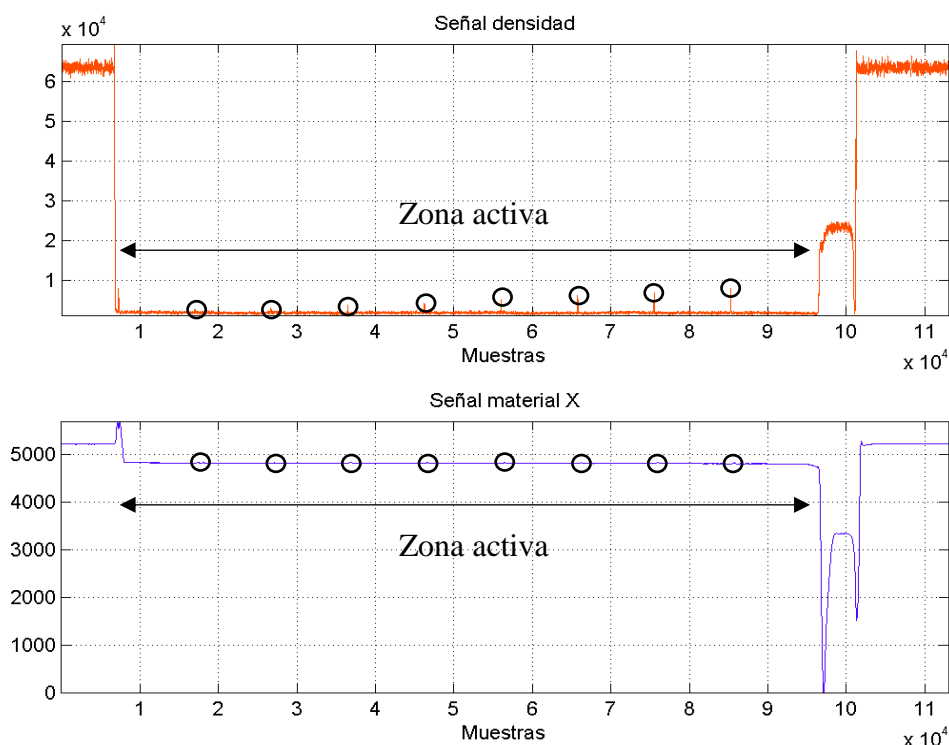


Figura 6 Señales obtenidas a partir de una misma pieza con los dos sensores sobre los que se va a trabajar: Densidad y material X. En ambas se indica su zona activa, y los eventos a detectar con circunferencias negras

Como se ve, las señales presentan una zona central, que se denominará zona activa, y será la región de interés. En las señales sin defectos, toda la variabilidad presente es ocasionada por el ruido, el cual será deseable mitigar. Por otro lado, en señales con defectos, éstos se pueden ver en la zona activa como diferentes alteraciones en la forma de la señal. En concreto, los huecos se manifestarán en la señal de densidad como picos ascendentes, y en la señal de Material X como picos descendentes.

En las siguientes dos secciones se describirán las señales obtenidas con ambos tipos de sensores, mostrando gráficas donde se pueden observar las diferencias entre ellas con mayor detalle.

3.1.1 Densidad

La señal de densidad aporta una medida inversa de la densidad de la pieza, y que, por tanto, aporta valores elevados en los puntos donde la pieza presenta menor densidad, y viceversa. El ruido en este tipo de señales presenta un alto valor varianza, aunque la hipótesis de partida es que presenta estacionariedad en sentido amplio, y se desea identificar cualquier irregularidad que pueda ser apreciable en ellas. Dos ejemplos de señales de densidad, con y sin ruido, se muestran en la Figura 7.

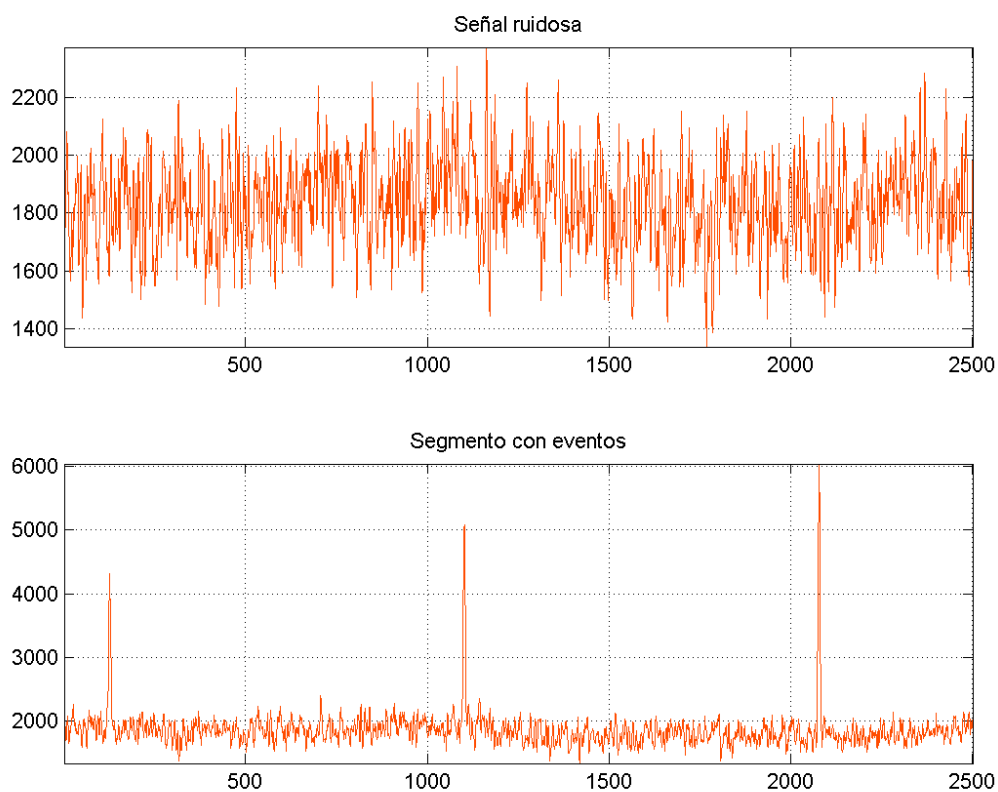


Figura 7 Densidad relativa a la zona activa de dos piezas industriales diferentes. La superior únicamente contiene ruido, mientras que en la inferior se aprecian tres irregularidades

En el caso de la base de datos de la pieza defectuosa empleada, todos los picos son fácilmente detectables en cada una de las pasadas a excepción del más pequeño de ellos, que en algunos casos ni siquiera es apreciable de forma manual. En la Figura 8 se observan dos señales de densidad obtenidas en diferentes pasadas, mostrando el detalle de los 4 defectos más pequeños. Entre las líneas negras se indica la zona donde debería ser detectado un pico correspondiente a una irregularidad. Como se puede ver, en la imagen superior, todos los picos están por encima del nivel del ruido, de modo que podrían ser detectados de forma sencilla. Pero, al contrario, en la imagen inferior, el menor de los picos es difícilmente apreciable a simple vista, y se pueden encontrar regiones donde el ruido presenta mayor nivel.

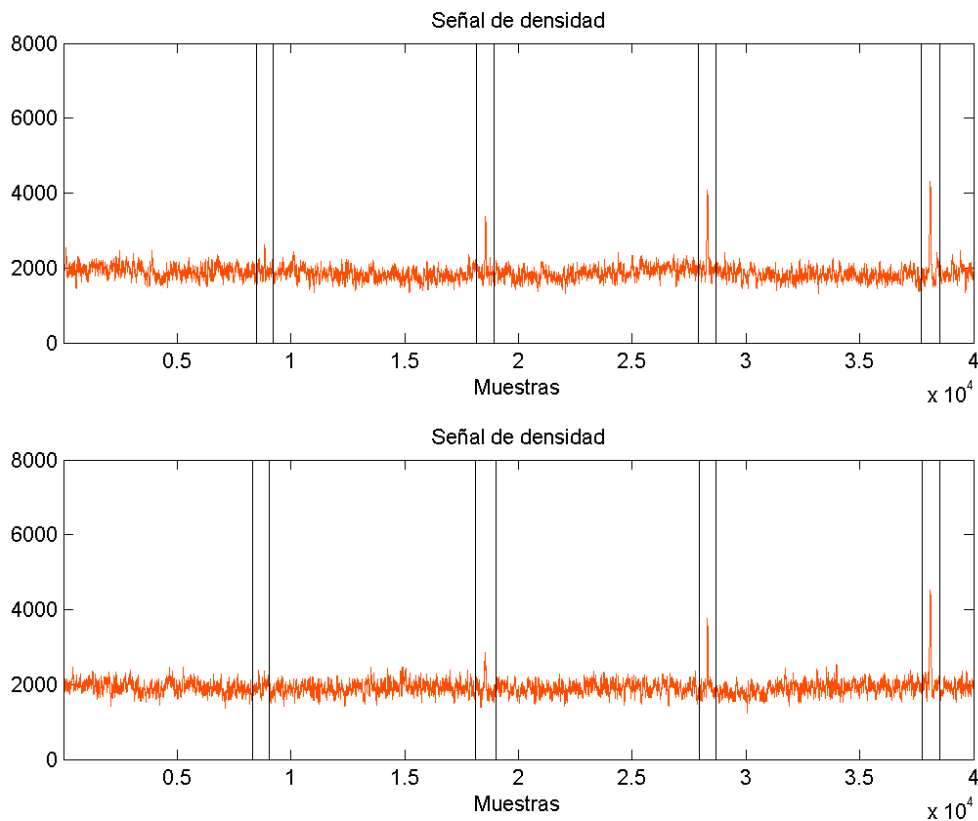


Figura 8 Densidad asociada a un segmento de la zona activa de una misma pieza, obtenida en dos pasadas diferentes. Las líneas verticales delimitan regiones donde debería ser detectada una irregularidad en el nivel de densidad. En la segunda de ellas, el primer defecto es difícilmente apreciable

3.1.2 Material X

Además de la señal de densidad, en este trabajo también se va a contar con la información del denominado material X. Estas señales presentan una variabilidad completamente diferente a la señal de densidad, y se pueden apreciar dos características que pueden afectar negativamente al procesamiento de señal y que deben ser tenidas en cuenta:

- El sensor provoca una deriva en la señal, que puede apreciarse como una caída, o un incremento en el nivel medio de las señales a medida que aumentan las muestras.

- La señal presenta una fuerte componente frecuencial interferente, que provoca que la señal presente un aspecto de onda periódica escalonada, posiblemente debido a la interferencia electromagnética de los motores paso-a-paso del sistema de actuación.

En el conjunto de señales de la base de datos, se aprecian los 8 picos debidos a huecos, pero también se aprecian otro tipo de eventos que no deben ser detectados, y que podrían ser confundidos con las irregularidades que debe identificarse. Además, por las características de los sensores y de las piezas, no se tienen mediciones de material X para piezas con otras características. Por lo que a priori, para elaborar métodos de carácter lo más general posible, únicamente se emplearán como información complementaria a la señal de densidad.

Cabe destacar, que como se ha explicado, los huecos en la señal de material X tienen polaridad contraria a la de densidad. Por ello, como primera transformación, se lleva a cabo una inversión a este tipo de señales para aumentar la semejanza con la señal de densidad y facilitar los métodos aplicados.

En las dos gráficas superiores de la Figura 9 se pueden observar 2 ejemplos de zonas activas de dos piezas industriales diferentes, sin y con defectos. Además, la imagen inferior se corresponde con la densidad del mismo segmento de la pieza. Se pueden apreciar las diferencias entre ambos tipos de sensores, y las características de la señal de material X que se han comentado en esta sección.

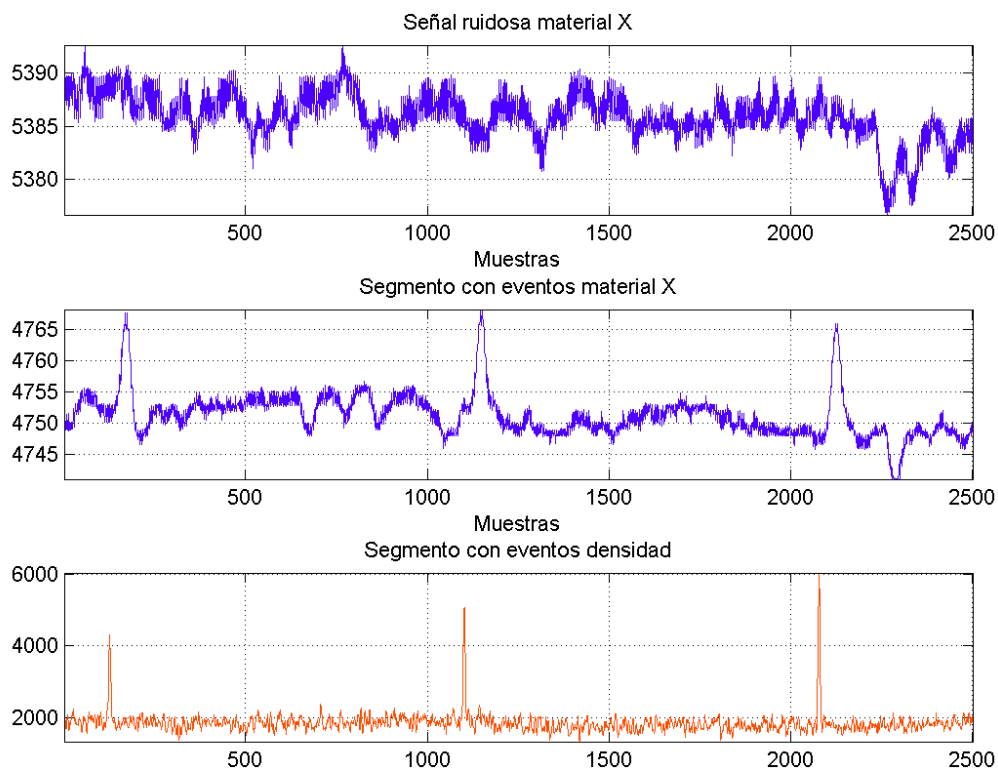


Figura 9 Material X relativo a la zona activa de dos piezas industriales diferentes. La superior únicamente contiene ruido, mientras que en la central se aprecian tres irregularidades. Adicionalmente, se muestra la señal de densidad en la imagen inferior

3.2 Procesamiento previo para generar el entorno de pruebas

Una vez se han definido las señales con las que se va a trabajar, y el problema al que habrá que hacer frente, en esta sección se explicarán las técnicas empleadas para obtener un entorno en el que desarrollar y testear los mecanismos propuestos.

3.2.1 Etiquetado de base de datos

Como primera fase previa, ha sido necesario etiquetar las señales con defectos de forma manual. Las etiquetas elaboradas consisten en detectar visualmente los eventos de cada señal, y determinar las muestras de su comienzo y de su fin. Para las piezas de la base de datos empleada, únicamente ha habido que detectar dos posibles eventos: límites de la zona activa, y *gaps*.

Gracias a ello se generará un *ground truth* que permitirá desarrollar un sistema de entrenamiento robusto a partir de los datos recogidos, así como medir rendimiento en las pruebas realizadas. En la Figura 8 se puede ver un ejemplo de las etiquetas elaboradas.

3.2.2 Diezmado y filtrado

Se tomó la decisión de diezmar las señales para suavizar el ruido y reducir el coste computacional, aplicando un filtro anti-aliasing previamente que evite alterar el contenido de la señal. En cuanto a los valores de diezmado apropiados, se comprobó que con un diezmado de factor 100, se conseguía eliminar la componente periódica presente en la señal de material X. Pero a su vez, aplicar un diezmado tan elevado en la señal de densidad ocasionaba que los eventos fueran alterados considerablemente. Para que la señal de densidad mantuviera sus características, el factor de diezmado debía situarse en torno a 10. Estos detalles se pueden observar en la Figura 10, donde se muestran las dos señales, junto con el resultado tras diezmar con dos factores de diezmado diferente. Cabe destacar, que a diferencia del resto de figuras de este documento, en esta figura el eje X se muestra con valores temporales, puesto que las señales mostradas cuentan con diferente número de muestras.

Puesto que se deseaba mantener las dos señales con el mismo número de muestras, se tomó la decisión de aplicar un diezmado de factor 10, y aplicar un filtrado paso bajo a la señal de material X para eliminar la componente periódica no deseada.

Tras analizar tanto la señal en el dominio temporal, como en el frecuencial, se comprobó que la componente frecuencial a eliminar se encuentra entorno a los 20 Hercios, y, además, la mayor parte de información espectral está en las frecuencias bajas. Por ello, se decide aplicar un filtrado paso bajo Chebyshev de tipo 2, de orden 6, frecuencia de corte 8 Hercios, y caída de 40 dB en la banda de atenuación. La elección de este filtro frente a otros, como podría ser Chebyshev de tipo 1, se debe a que el rizado que introduce en la banda de atenuación, no va a suponer un problema, puesto que en dichas frecuencias la señal original contiene poca información útil.

En la Figura 11 se pueden ver que tras el filtrado se ha conseguido eliminar la componente periódica no deseada, manteniendo únicamente la información relativa al material X que es de interés. Por otro lado, en la comparativa de los espectros, se ve que la componente frecuencia del 20 Hercios se ve reducida tras el filtrado, mientras que las frecuencias menores a 8 Hz permanecen idénticas.

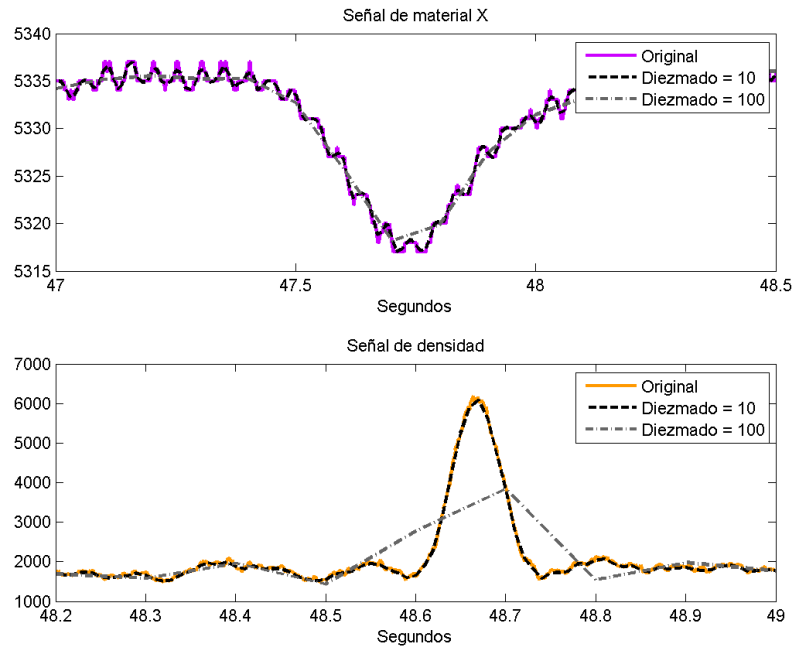


Figura 10 Resultado de diezmarse la señal de material X (superior) y de densidad (inferior) con diferentes factores de diezmado

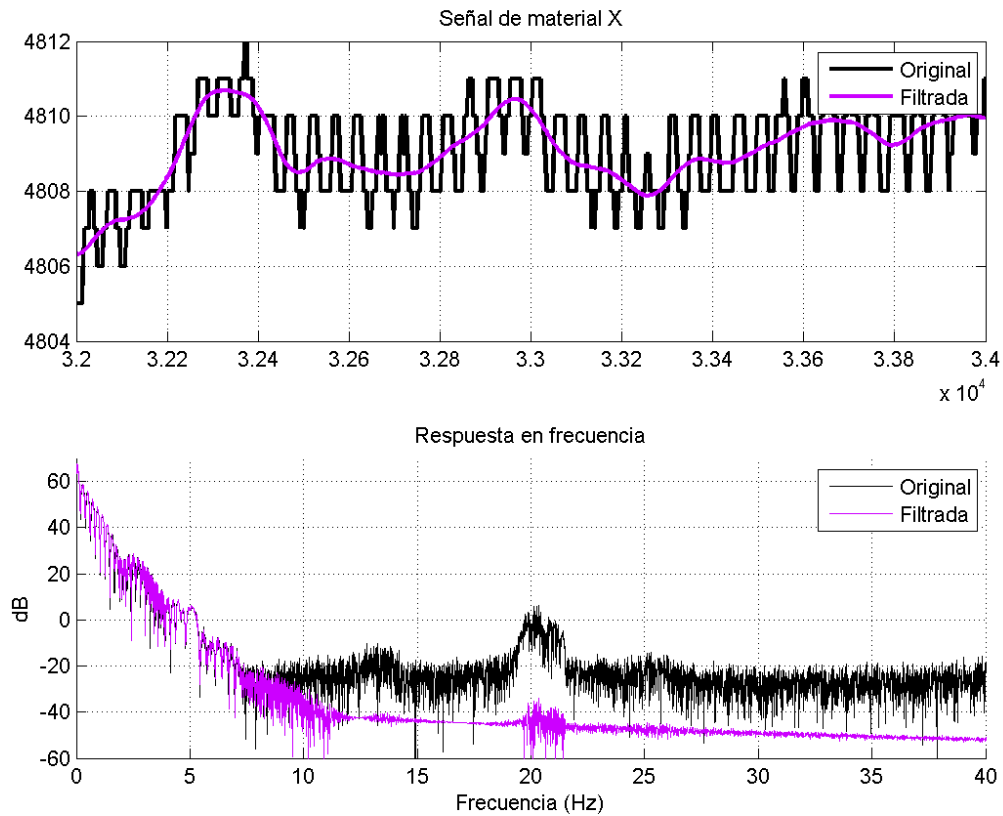


Figura 11 Comparativa del resultado obtenido tras aplicar el filtro paso bajo a la señal de material X. En la imagen superior se muestra el detalle de una irregularidad. En la inferior, el espectro de la zona activa de la pieza.

3.2.3 Alineamiento temporal

Las señales de diferentes sensores presentan cierto desplazamiento. Para poder aplicar técnicas multicanal será necesario que las señales estén alineadas temporalmente. De forma heurística se comprobó que dicho desplazamiento no varía con el tiempo, aunque sí es distinto entre diferentes señales de la misma pieza. Por este motivo, se implementó un alineamiento temporal de las señales a través de la correlación cruzada:

- Para trabajar con la información de la pendiente, se aplica la derivada a las señales.
- Las grandes semejanzas entre ambas señales se encuentran en las transiciones de niveles fuera de la zona activa. Puesto que no todas las transiciones tienen la misma polaridad en las dos señales, se obtiene una estimación de su envolvente, de forma semejante a lo explicado en la sección 2.3.1.
- Se computa la correlación cruzada entre las dos señales.
- Se determina el desplazamiento entre señales donde la correlación cruzada toma su valor máximo, y se aplica dicho desplazamiento a una de las señales.

En la Figura 12 se puede ver el resultado del alineamiento temporal de ambas señales.

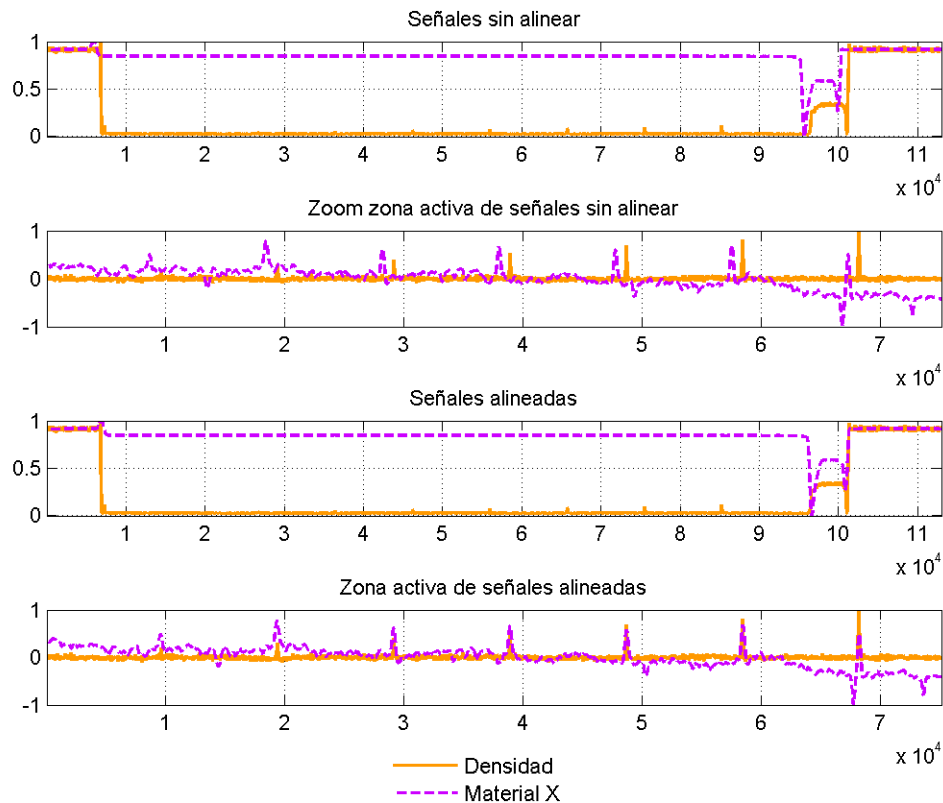


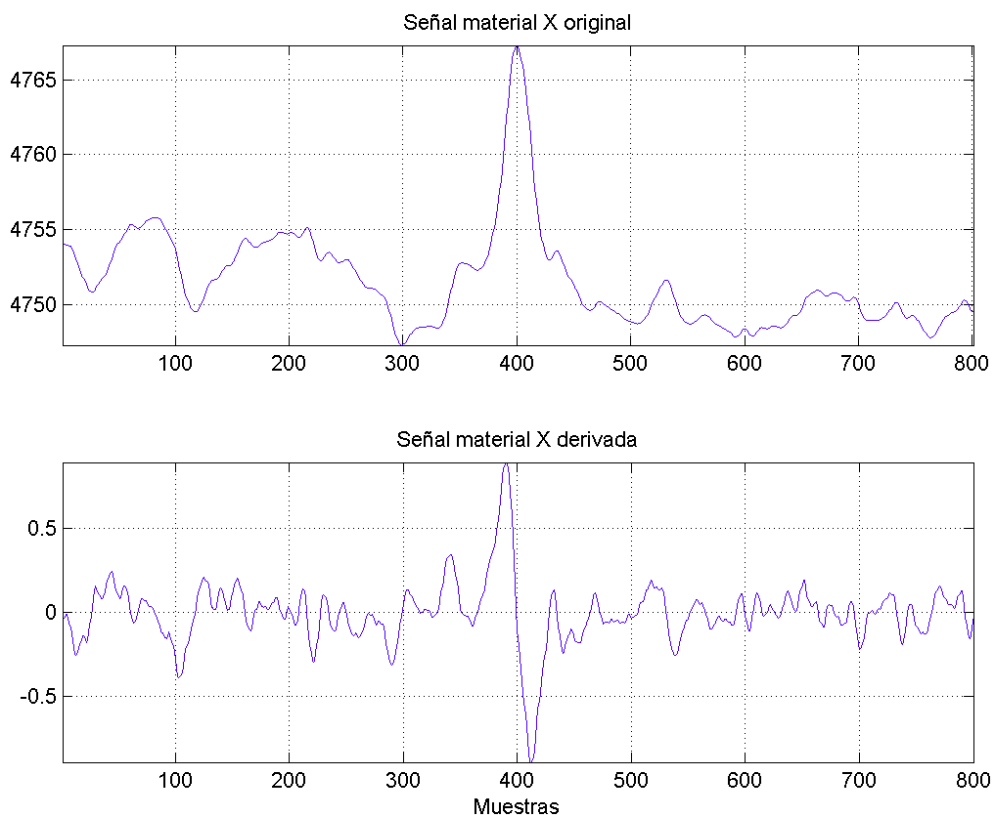
Figura 12 De arriba abajo. Imagen superior: Señales de ambos sensores sin aplicar alineamiento temporal. Segunda imagen: Detalle de la zona activa de las señales sin alinear. Tercera: Señales de ambos sensores tras ser alineadas. Cuarta: Detalle de la zona activa de las señales anteriores alineadas.

3.2.4 Diferenciación

Tras un primer análisis del conjunto de señales, se detectaron diferentes características o inconvenientes:

- En muchos casos, los algoritmos de limpieza de ruido en voz y/o audio, de los cuales partimos en este trabajo, requieren que la señal tenga media (*offset*) nula, como sucede en la señal de voz
- El valor medio (*offset*) de la señal original no aporta información útil en este caso, y en ciertas circunstancias podría entorpecer la tarea de detección de huecos, que es la tarea que trataremos en este TFM.
- Los sensores presentan cierta deriva, que provoca que las señales aumenten o disminuyan progresivamente su nivel, en especial el de Material X. Esta deriva se manifiesta como una señal con componentes a muy baja frecuencia en comparación con las señales a detectar.

Si se aplica la operación de diferenciación (equivalente en tiempo discreto a la derivada en tiempo continuo) a las señales, los inconvenientes anteriores son solventados, o mitigados de cierto modo, por lo que se tomó la decisión de tomar como punto de partida la derivada de las señales para aplicar los diferentes algoritmos propuestos. En la Figura 13 se muestra el resultado obtenido tras la diferenciación en una región de la zona activa que contiene un *gap*. Al tratarse de señales obtenidas de una misma pasada de una pieza, se pueden observar nuevamente las diferencias entre las características de ambos sensores.



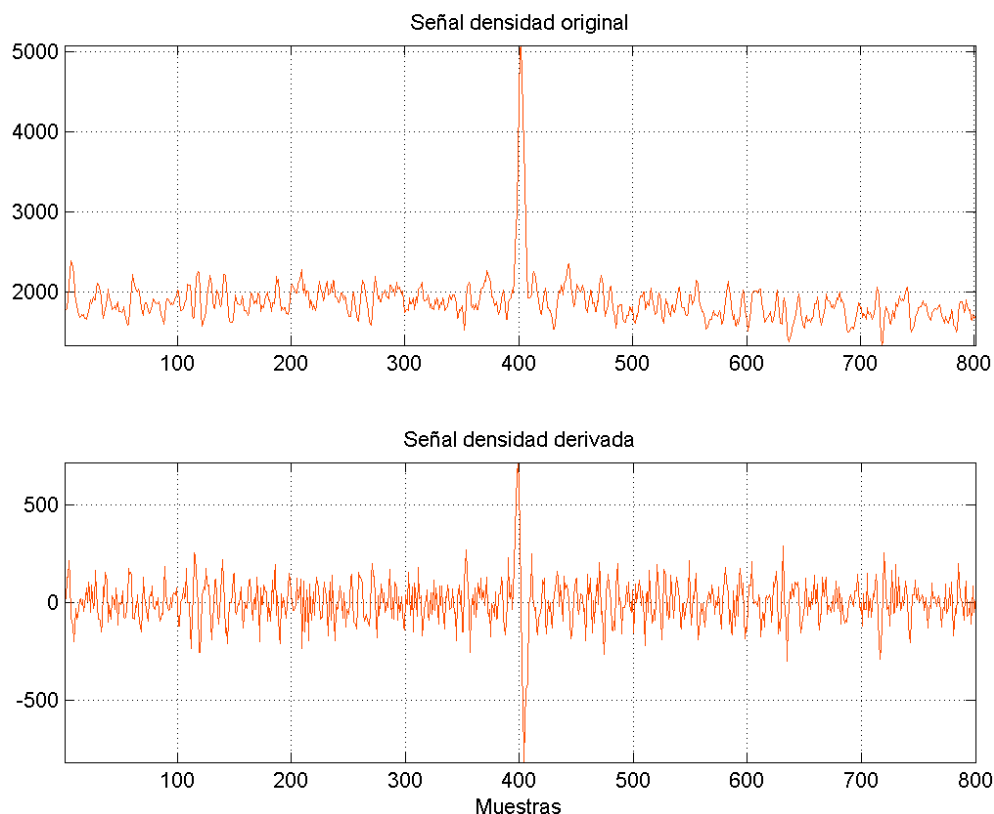


Figura 13 Derivada de un segmento de la zona activa con eventos para ambos tipos de sensores, comparado con los segmentos sin diferenciar. Las dos primeras gráficas corresponden a material X, y las dos últimas, a densidad

3.3 Medidas de rendimiento

Para poder analizar la eficiencia de las técnicas desarrolladas será necesario obtener valores de rendimiento objetivos, que estarán orientadas a medir dos aspectos:

- La eficacia de los algoritmos de limpieza de ruido.
- La precisión en la detección de eventos de huecos en las señales.

Ambos objetivos, aunque pueda parecer que estén altamente correlacionados, también es posible que una determinada configuración del sistema favorezca en diferente medida a cada uno de ellos. En esta sección se definirá cómo van a contabilizarse los resultados relativos a ambos aspectos.

3.3.1 SNR (ruido)

Para poder determinar si la limpieza de ruido es realmente efectiva, se analizará la relación señal ruido, antes y después del proceso. Para ello, se emplearán las etiquetas elaboradas de forma manual y así poder identificar las zonas de picos de una forma fiable.

La relación señal-ruido se define como el cociente entre la potencia de la señal y la del ruido:

$$SNR = \frac{S}{N}$$

Ecuación 43

En este caso, gracias a las etiquetas manuales, se podrán definir las zonas donde las señales únicamente presentan ruido, por lo que será sencillo obtener una estimación de la potencia de ruido medio:

$$N = \sum_n x(n)^2$$

Ecuación 44

Donde $x(n)$ es la señal observada, y n serán todas las muestras clasificadas como ruido de acuerdo a las etiquetas manuales.

En cambio, las señales no presentan regiones sin ruido, que está presente en las zonas con y sin eventos. En la potencia de estas últimas regiones, contribuyen tanto la señal como el ruido. Bajo la suposición de que la señal a detectar y el ruido son independientes, suposición que suele ser cierta, podría ser calculada de la siguiente forma:

$$X = S + N = \sum_k x(k)^2$$

Ecuación 45

Por tanto, tras normalizar las potencias anteriores en función del número de muestras de cada clase, y asumiendo que la potencia de ruido se mantiene constante en todas las regiones de la señal, se puede calcular la SNR combinando los resultados:

$$SNR = \frac{S}{N} = \frac{X - N}{N} = \frac{X}{N} - 1$$

Ecuación 46

3.3.2 Curvas DET (detección)

Cada candidato a evento en la señal, tendrá un valor, que se denotará como *score*, y será proporcional a la certeza que tenga el detector empleado sobre si es un evento o no. Por tanto, el objetivo de los procesos llevados a cabo será conseguir aumentar la distancia entre los valores de *score* de los picos reales (*target*) y los picos generados por el ruido (*non-target*).

A la hora de clasificar cada candidato, se comentarán dos tipos de errores una vez se comparen con las etiquetas reales, en función del umbral establecido:

- Falso positivo o falsas aceptaciones: Muestras que son clasificadas por el sistema como evento, cuando realmente no hay evento en ellas de acuerdo con las etiquetas *ground truth*. Este tipo de error aumentará a medida que se reduzca el umbral.
- Falso negativo o falsos rechazos: Muestras que son clasificadas como ruido, y de acuerdo a las etiquetas *ground truth* son defectos. Se verá incrementado si se aumenta el valor del umbral.

Por tanto, aumentando el umbral, se reducirán los falsos rechazos, y a la vez aumentarán las falsas aceptaciones. Y de forma similar, reduciendo el umbral, se reducen los falsos positivos, pero aumentan los falsos negativos. La única forma de reducir ambos errores de forma simultánea es conseguir que los *scores target* se distancien lo máximo posible de los *non-target*. En la Figura 14 se muestran a modo de ejemplo los histogramas obtenidos para una prueba de identificación de locutor. Como se ve, en caso de aumentar el valor del umbral (*threshold*) se eliminan progresivamente el número de candidatos (*trials*) *non target* aceptados por el sistema, pero a su vez, aumenta el porcentaje de candidatos *target* rechazados de forma errónea. Y de forma similar si se redujera el umbral.

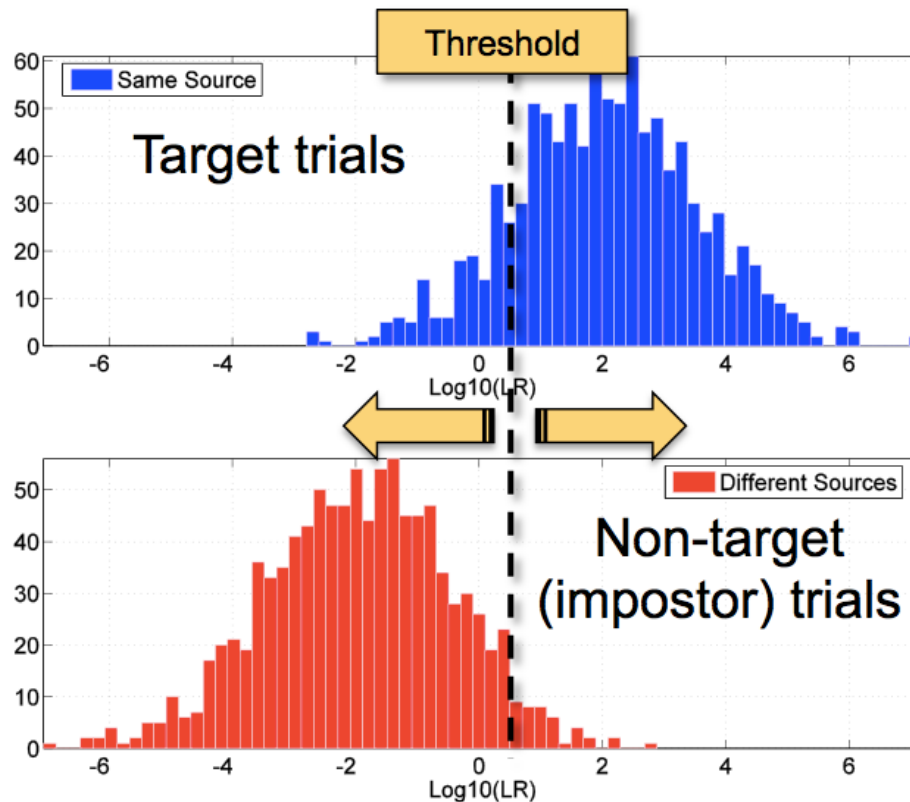


Figura 14 Ejemplo de histogramas de candidatos *target* y *non-target* [9]

Para representar estos resultados, a lo largo del trabajo, se recurrirá a curvas DET. En estas gráficas, el eje de ordenadas representa el porcentaje de falsos negativos, mientras que en el de abscisas, el de falsos positivos. En la diagonal principal se encuentran los puntos de la gráfica donde el porcentaje de error de ambos tipos es igual, por las intersecciones de las curvas con la diagonal representarán el porcentaje de *EER* (“*equal error rate*”).

De este modo, se consigue una forma rápida y visual de comparar diferentes configuraciones del sistema. Además, mediante el *EER* se consigue obtener un único valor escalar que determine de forma objetiva el rendimiento de la detección. En la Figura 15 se muestran las curvas DET para diferentes sistemas, siendo el representado con una línea negra el que mejores resultados obtiene.

Cabe destacar, que en función del problema a tratar, puede interesar una medida diferente al *EER*. Estos casos se dan cuando uno de los dos tipos de errores es más crítico que el otro, y debe ser mitigado en mayor medida, o por completo. Determinar la importancia de estos errores está fuera del alcance de este TFM.

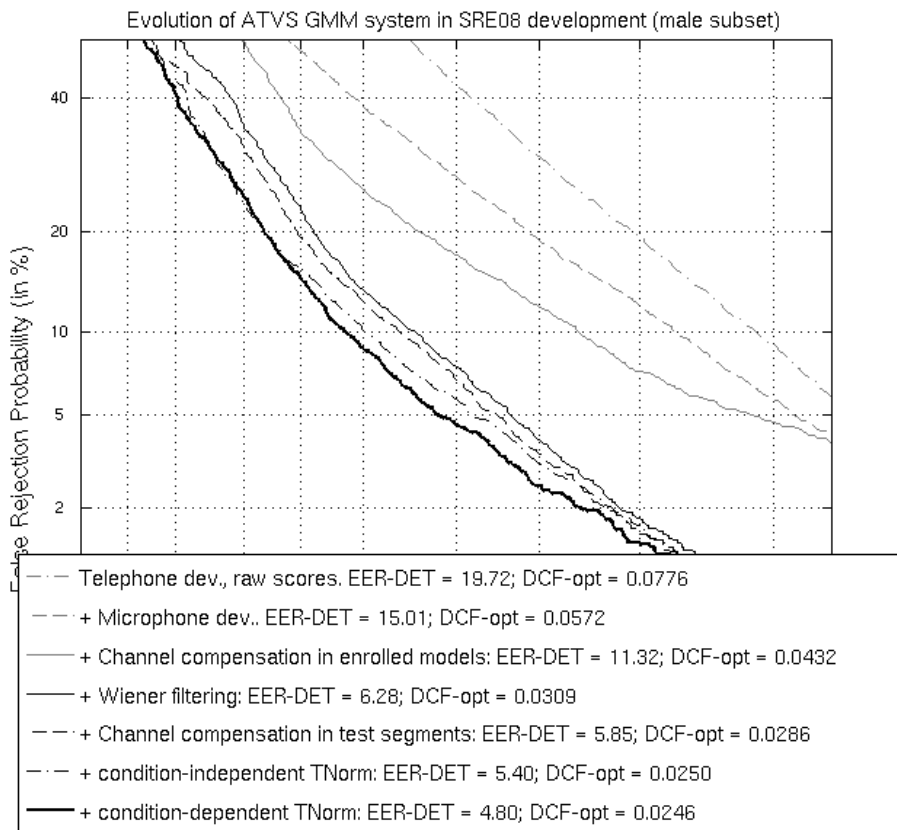


Figura 15 Ejemplo de curvas DET obtenidas para varios sistemas de reconocimiento en tratamiento de habla [9]

3.4 Generación de entornos de pruebas simulados

Uno de los problemas a los que se ha tenido que hacer frente en el desarrollo de este trabajo, ha sido la falta de señales e información para poder elaborar y testear los diferentes algoritmos empleados. Como se puede ver, la base de datos de señales reales es limitada, y eso puede ser un problema tanto para medir el rendimiento como para entrenar los algoritmos de reconocimiento supervisados, si se utilizaran en el futuro (aunque en este TFM no se han utilizado).

Por este motivo, se consideró muy interesante realizar un sistema de generación de señales sintéticas, tomando como modelo las señales disponibles, tanto para modelar el ruido, como los eventos.

3.4.1 Elaboración de modelo de ruido

3.4.1.1 Monocanal

Como ya se ha explicado en secciones anteriores, el ruido presente en las señales bajo estudio, se va a considerar ruido aditivo. Por lo que, para generar el banco de pruebas sintético, por un lado, se generarán señales que simulen la forma de la señal en las zonas en

las que se presente un defecto, y por el otro, se elaborarán señales de ruido puro aleatorio que será sumado a las anteriores.

Para generar señales ruidosas se seguirán los siguientes pasos:

- Como punto de partida, se analizan señales extraídas a partir de señales sin defectos, y se obtendrán de forma automática las características necesarias para la elaboración del filtro que nos permita modelar el ruido.
 - Las zonas activas de las señales limpias son enventanadas a corto plazo con una ventana tipo Hanning solapadas un 50%, y se calcula la transformada de Fourier de cada una de ellas.
 - Para cada ventana, se obtienen los coeficientes del filtro FIR (*finite impulse response*) que se adapta a la transformada.
 - Los coeficientes del filtro final se obtendrán aplicando la media a los obtenidos para todas las ventanas.
- Se generará ruido blanco gaussiano, de la longitud deseada, asegurándonos de este modo que cada una de las señales generadas sea única.
- El ruido blanco es enventanado con una ventana tipo Hanning solapadas un 50%, y cada uno de los segmentos es filtrado para adaptar sus características a las deseadas.
- Tras estos pasos, una vez reconstruida la señal con técnicas de solapamiento y suma (*overlap-add*), ya se habría generado el ruido que posteriormente podrá ser añadido.

Todas estas actividades serán llevadas a cabo tanto para la señal de densidad como para la de material X.

3.4.1.2 Análisis de señal multicanal

Aunque, como hemos justificado anteriormente, las señales de densidad y de Material X tendrán correlación en la aparición de sus eventos, es probable que no exista correlación entre los ruidos generados por los sensores en ambas señales, ya que son dispositivos físicamente independientes y de principios de funcionamiento muy distintos.

Se han estudiado 10 pares de señales extraídas a partir de piezas sin eventos, por lo que toda la variabilidad es debida al ruido de los sensores. Por un lado, en la Figura 16 se muestran los espectros de los ruidos de ambos tipos de sensores para una misma pieza. Comparando ambas gráficas se observa claramente la diferencia entre ellas en el dominio frecuencial.

Por otro lado, en la Figura 17, se muestra la correlación cruzada entre los ruidos de ambos tipos de sensores para las diez piezas industriales. Se ha decidido aplicar esta prueba en lugar de calcular únicamente la correlación, puesto que las señales extraídas de los sensores no están alineadas temporalmente, y de este modo, se descarta que un posible error en el alineamiento automático afecte a este análisis. Cada fila representa la correlación de las señales de una misma pieza, y no se aprecia que pueda haber algún tipo de correlación entre ambos ruidos.

Tras ambos análisis, además de observar el aspecto de ambos ruidos en el dominio temporal, se determinó que, debido a la baja correlación cruzada de ambos ruidos, sería más conveniente tratar por separado la generación de ruido de cada sensor, y emplear la información multicanal en otras fases del problema.

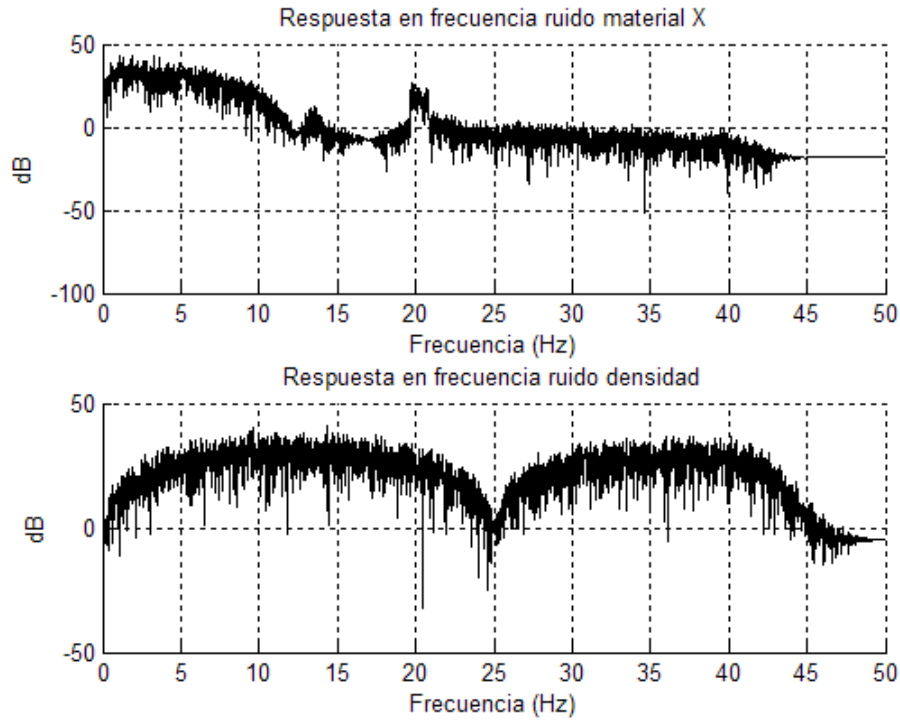


Figura 16 Respuesta frecuencial de una zona activa sin defectos para los dos tipos de snsores. Superior: material X. Inferior: Densidad

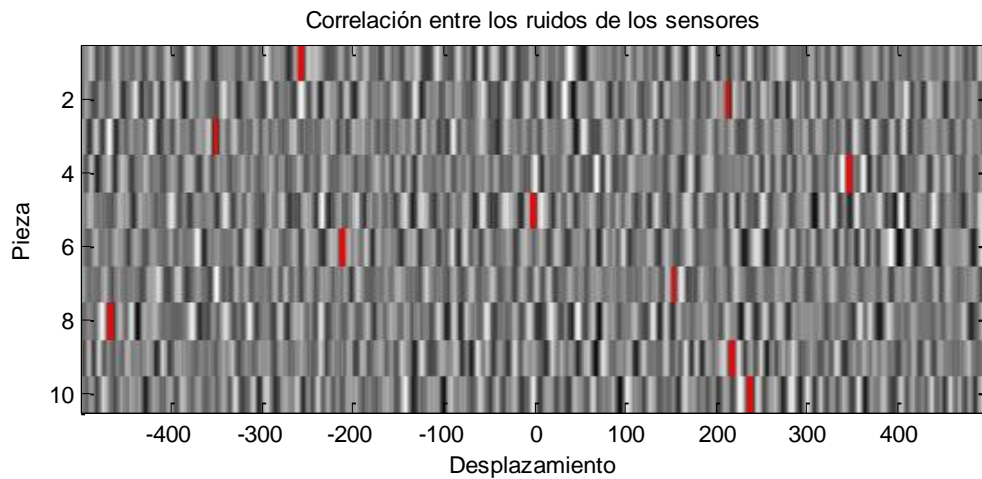


Figura 17 Correlación cruzada entre las zonas activas de las señales obtenidas con ambos sensores. Cada fila representa una pieza diferente, y el eje de abscisas, el desplazamiento. Colores oscuros implican mayor correlación entre señales, y se marcan en rojo las posiciones donde se obtienen los máximos

3.4.2 Síntesis de señales con eventos

De forma paralela a la generación de los modelos de ruido, se estudiarán las características de los eventos en las señales de piezas con irregularidades. Concretamente, se analizará la relación presente entre la altura de cada pico y su anchura. A partir de estos datos, se elaborarán señales con únicamente picos, donde su colocación y tamaño podrá ser elegido en función de las pruebas que se quieran llevar a cabo.

Se sabe que todos los defectos de la señal de densidad son apreciables en la señal de material X, pero no ocurre lo mismo en el sentido opuesto. Esto deberá ser tenido en cuenta a la hora de determinar la posición de los eventos, y siempre que aparezca un evento en densidad deberá tener su equivalente en material X, pero no sucederá lo mismo en el caso inverso.

Por último, los eventos sintéticos serán sumados con el ruido sintético generado para obtener las señales sintéticas. Cabe destacar que todo el proceso de síntesis se ha realizado tomando como referencia las derivadas de las señales reales, y por tanto, se han generado directamente las derivadas de las señales sintéticas. La integración de las mismas dará lugar a las señales originales.

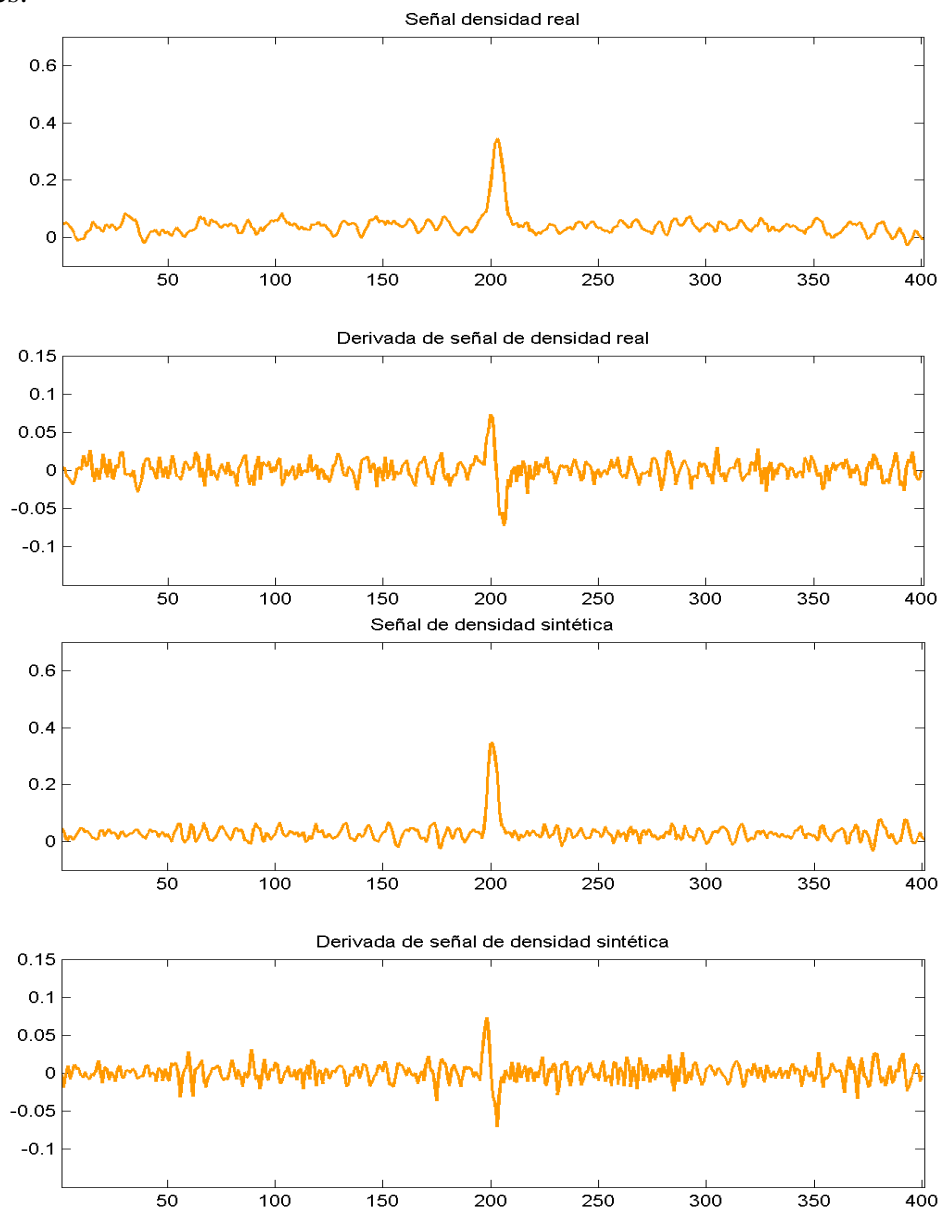


Figura 18 Evento en señal de densidad en señal real, y sintética. Se representa las señales originales y sus respectivas derivadas.

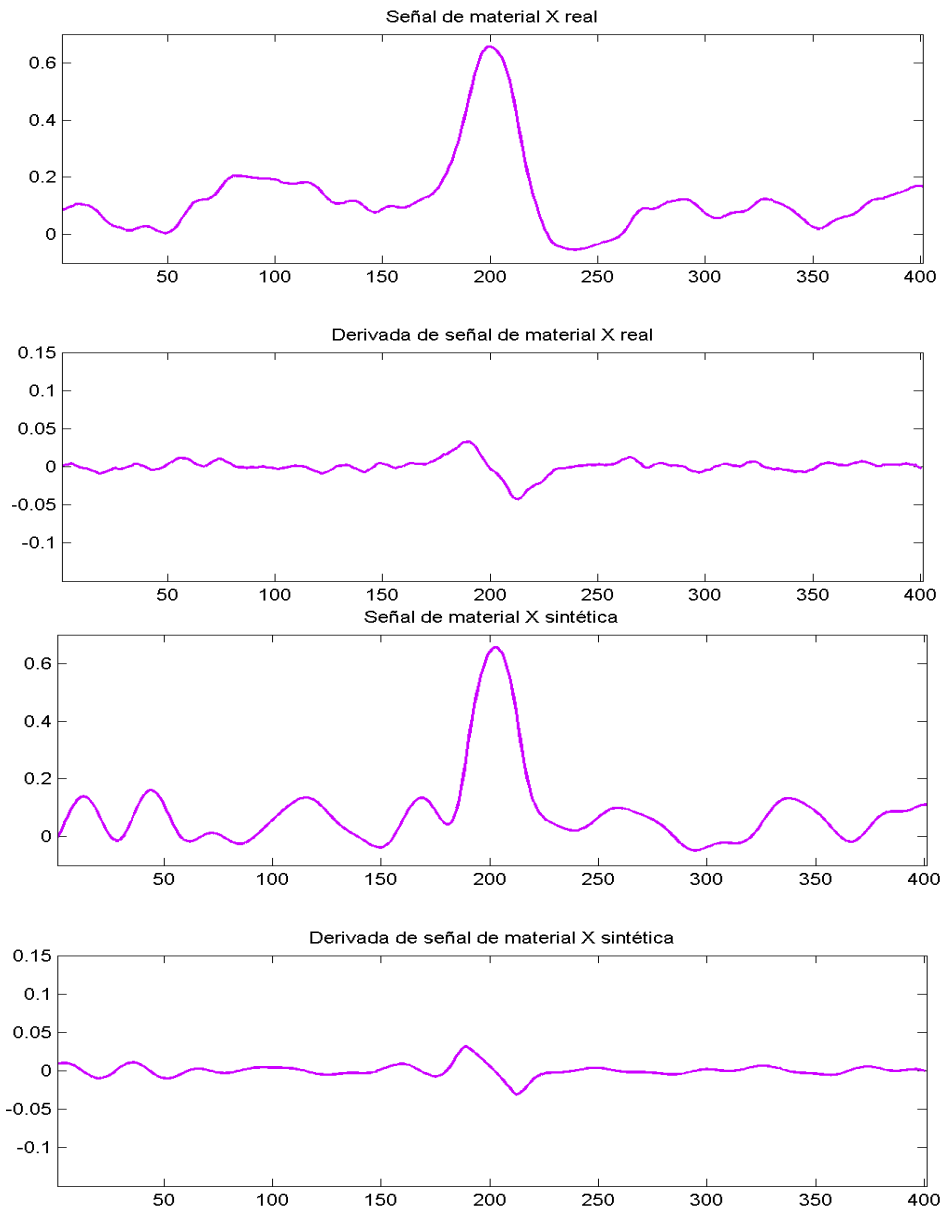


Figura 19 Evento en señal de material X en señal real, y sintética. Se representa las señales originales y sus respectivas derivadas.

Tanto en la Figura 18 como en la Figura 19, se comprueba que las señales sintéticas de densidad y material X respectivamente, mantienen bastante semejanza con respecto las señales reales.

Para aplicar las técnicas desarrolladas en este trabajo, se han elaborado diferentes lotes de señales sintéticas con diferentes características. Por un lado, se ha generado un bloque con las mismas especificaciones que las señales con defectos reales, tanto en nivel de ruido, como en tamaño de los eventos. Este grupo será de gran utilidad para comprobar que las pruebas de detección en ellas obtienen resultados semejantes a los conseguidos con señales reales.

Por otro lado, se han sintetizado otros tres bloques, en los que cada uno de ellos cuenta con los mismos eventos, pero con diferentes niveles de ruido. Este grupo se empleará para comprobar el funcionamiento de los diferentes algoritmos en condiciones diferentes.

4 Sistema implementado

4.1 Esquema del sistema

Para situar al lector en el proceso que ha seguido a cabo, se aporta en la Figura 20 un esquema con los bloques de tratamiento que se han llevado a cabo durante el proceso. El primero de ellos, Pre-procesamiento, es el que se ha definido en la sección 3.2. En el resto de bloques, se partirá de los resultados obtenidos en el paso inmediatamente anterior para aplicar los algoritmos en cuestión. Cabe destacar que todos los bloques aquí representados han sido implementados en *MatlabTM* en el TFM sin que ninguno de ellos provenga de *toolbox* alguno o de software previo.

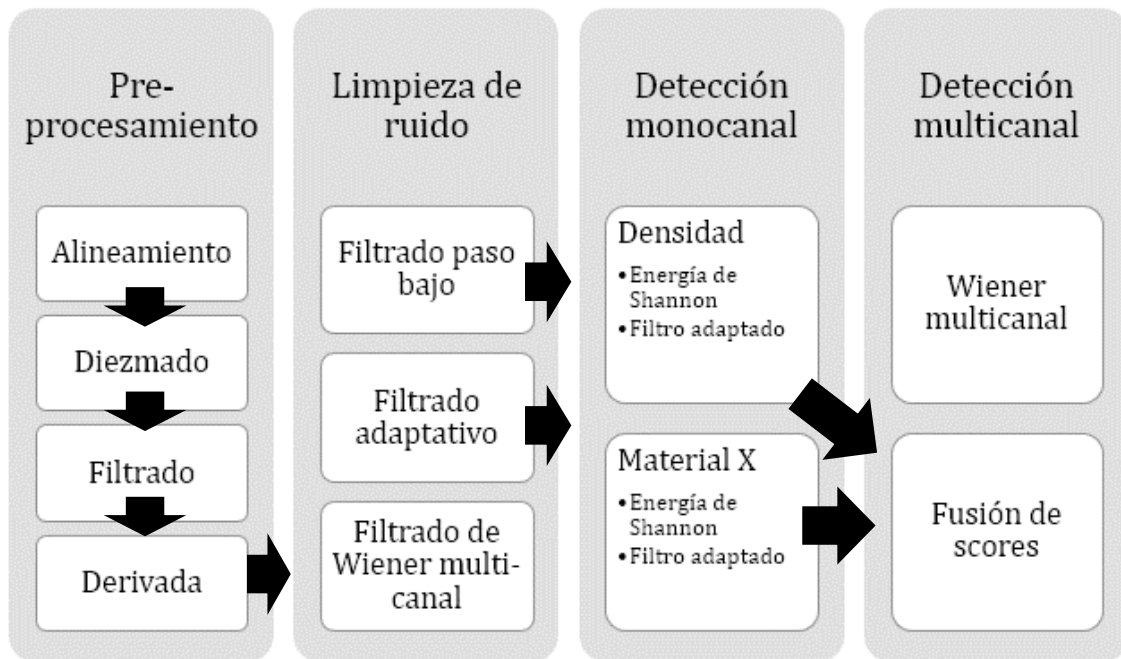


Figura 20 Representación esquemática con los bloques implementados durante el trabajo

4.2 Bloque de limpieza de ruido

En esta sección se mostrarán las transformaciones que sufren las señales tras aplicar los diferentes sistemas de limpieza de ruido propuestos. El objetivo buscado será reducir al máximo el nivel de la señal en aquellas regiones donde no hay eventos, sin alterar, en la medida de lo posible, el aspecto de éstos en las zonas donde sí los haya.

4.2.1 Filtrado paso-bajo

El filtrado paso bajo, pese a ser una técnica bastante simple, es un método relativamente común en tareas de limpieza de ruido en diferentes campos. En este apartado se mostrarán imágenes que reflejan el efecto que produce en las señales de la base de datos, comparando el resultado con diferentes frecuencias de corte propuestas.

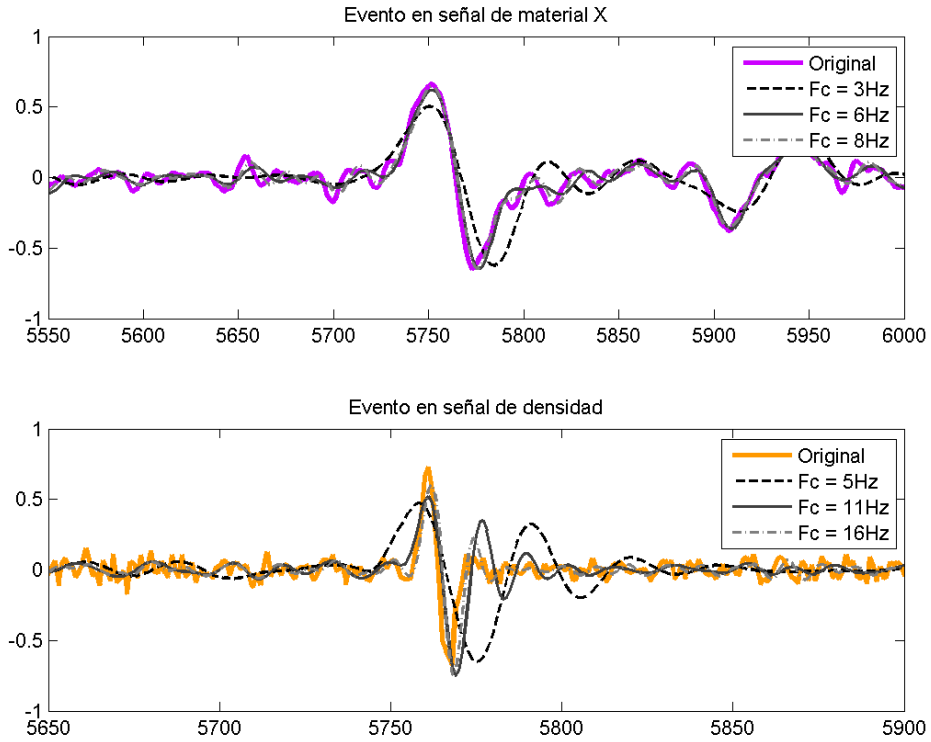


Figura 21 Comparativa del resultado tras el filtrado paso bajo con diferentes frecuencias de corte en un segmento con un defecto, en material X (superior) y en densidad (inferior)

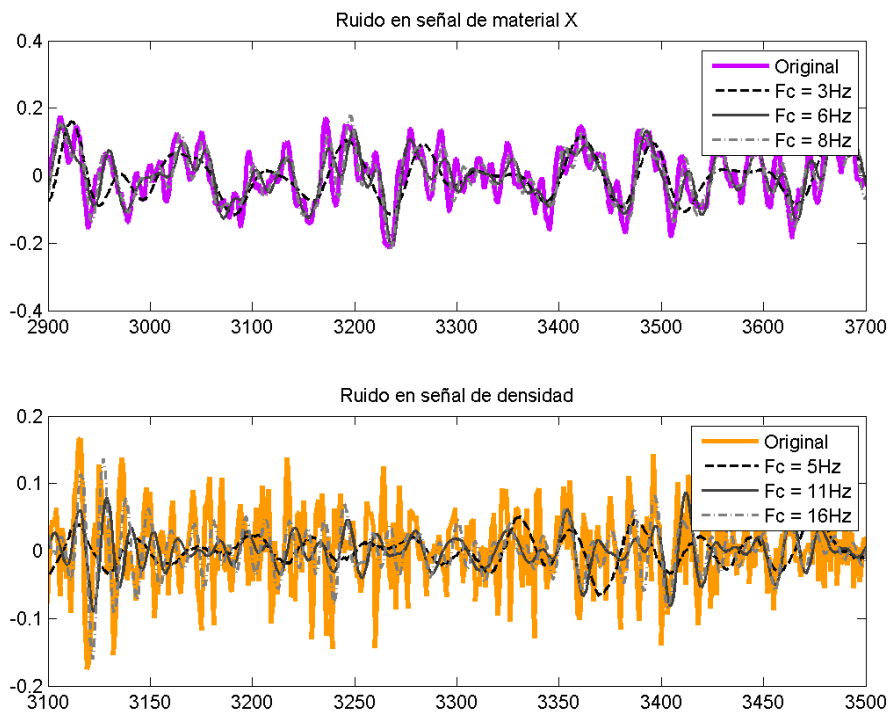


Figura 22 Comparativa del resultado tras el filtrado paso bajo con diferentes frecuencias de corte en una zona sin presencia de eventos, en material X (superior) y en densidad (inferior)

En la Figura 21 se muestra un evento detectable tanto en la señal de material X, como en la de densidad, junto con el filtrado paso bajo para diferentes frecuencias de corte. Mientras que en la Figura 22, se muestra otro segmento únicamente con ruido de las mismas señales. Si se analiza con detalle el caso de la densidad, se puede apreciar que a medida que se reduce la frecuencia de corte, el nivel de ruido se ve rebajado en gran medida, pero del mismo modo lo hace el evento.

Por otro lado, para el caso del material X, cabe destacar que en este punto del procesado ya se había aplicado un filtrado paso bajo con frecuencia de corte 8 Hz, por lo que filtrados con una frecuencia de corte superior a ella no van a obtener un efecto apreciable. Para frecuencias de corte menores, sí que se puede observar una reducción de la varianza del ruido, pero no de sus niveles máximos.

4.2.2 Filtrado Wiener monocanal

El filtrado de Wiener, por las características de las señales a tratar, alteraba de cierta manera la forma de los eventos presentes. Con longitudes de filtro para las cuales se apreciaba una disminución del nivel de ruido, los picos de los *gaps* reducían su altura, y se ensanchaban. Ambos efectos no son deseados, ya que no supondrían una ayuda en la detección de irregularidades. Un ejemplo de este hecho, se muestra en la Figura 23, donde se incluyen las señales de ambos sensores, junto con filtrados de Wiener monocanal de diferentes longitudes del filtro.

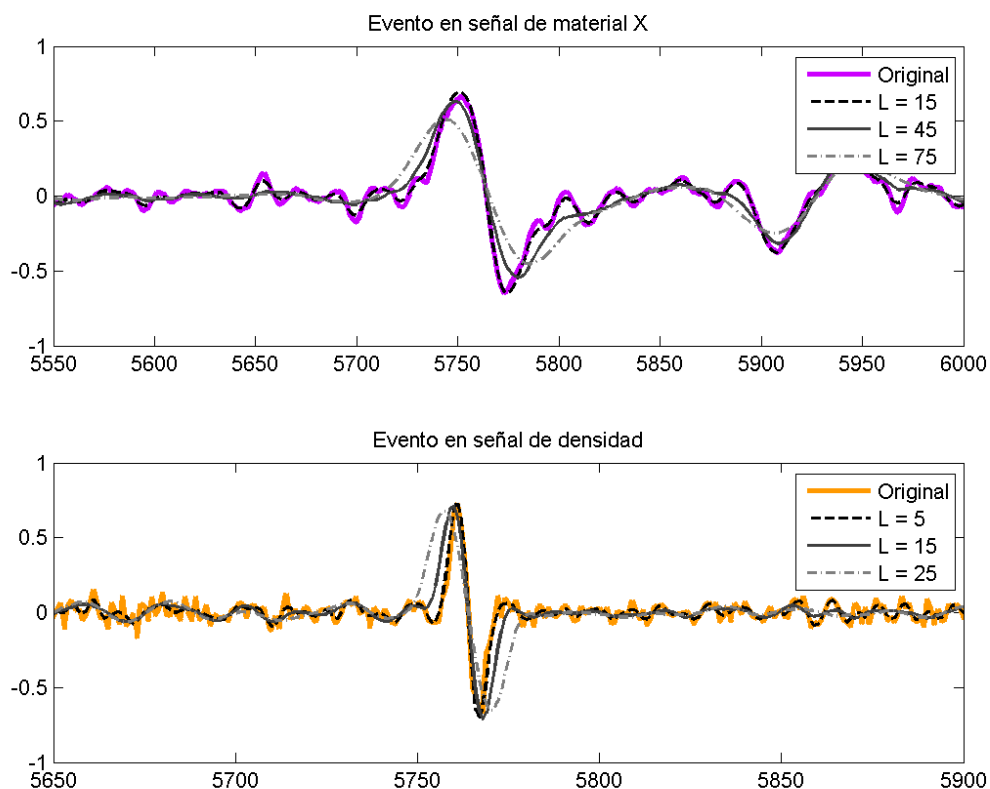


Figura 23 Comparativa del resultado tras el filtrado de Wiener monocanal con diferentes longitudes de ventana en un segmento con un defecto, en material X (superior) y en densidad (inferior)

En el caso del procesado de voz el objetivo es mejorar la calidad de los tramos de voz para diferentes aplicaciones como puede ser la identificación de locutor, o reconocimiento de texto. En el caso que nos ocupa, el principal problema sería detectar los tramos de actividad, que concretamente serán los picos asociados a defectos, aunque el procesado de señal degrade los tramos en los que estos defectos ocurren. Además, mientras que en señales de habla el porcentaje de actividad a lo largo del tiempo puede ser elevado, en esta aplicación ocurre lo contrario: la mayor parte de las muestras únicamente contienen variabilidad causada por el ruido. Por este motivo, es interesante la aplicación del filtrado de Wiener adaptativo que se ha propuesto, ya que puede filtrar de forma más agresiva la zona sin actividad, tratando de mantener los eventos con el mismo nivel.

En la Figura 24 y en la Figura 25 se muestra el resultado tras aplicar el filtrado adaptativo con diferentes longitudes del filtro, para ambos sensores, tanto en un segmento centrado en un evento, como en una zona de ruido. En este caso, debido a la diferencia entre las características de los dos tipos de medidas, se determinó necesario variar la longitud del filtro (L) para cada caso. A medida que se aumenta dicho tamaño, el ruido ve reducido su nivel, y, aunque también ocurre con las zonas de eventos, hay que destacar que, a simple vista el descenso no es tan pronunciado.

Observando las figuras relativas al material X, nuevamente se aprecia una reducción de la variabilidad del ruido, y en cierta medida también lo hacen sus valores máximos, mientras que el evento no dista demasiado de los niveles originales.

En el caso de la densidad, se puede apreciar que, para las diferentes L , el ruido se ve atenuado de forma considerable, mientras que el evento sigue manteniendo unos niveles cercanos a los originales. A pesar de estos aparentes buenos resultados, serán necesarias medidas objetivas que indique si realmente está siendo efectiva esta limpieza de ruido.

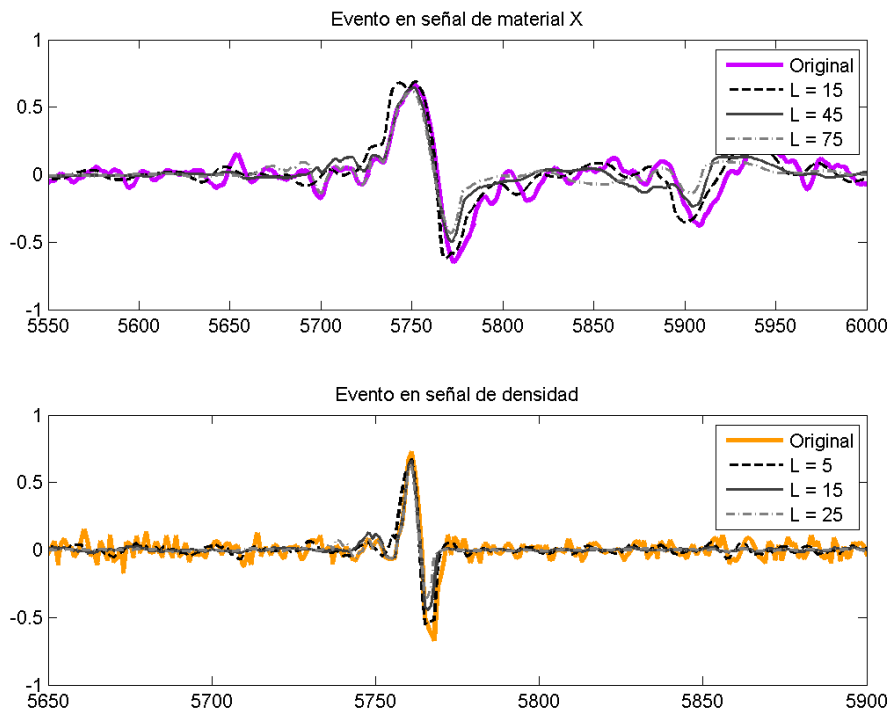


Figura 24 Comparativa del resultado tras el filtrado adaptativo con diferentes longitudes de ventana en un segmento con un defecto, en material X (superior) y en densidad (inferior)

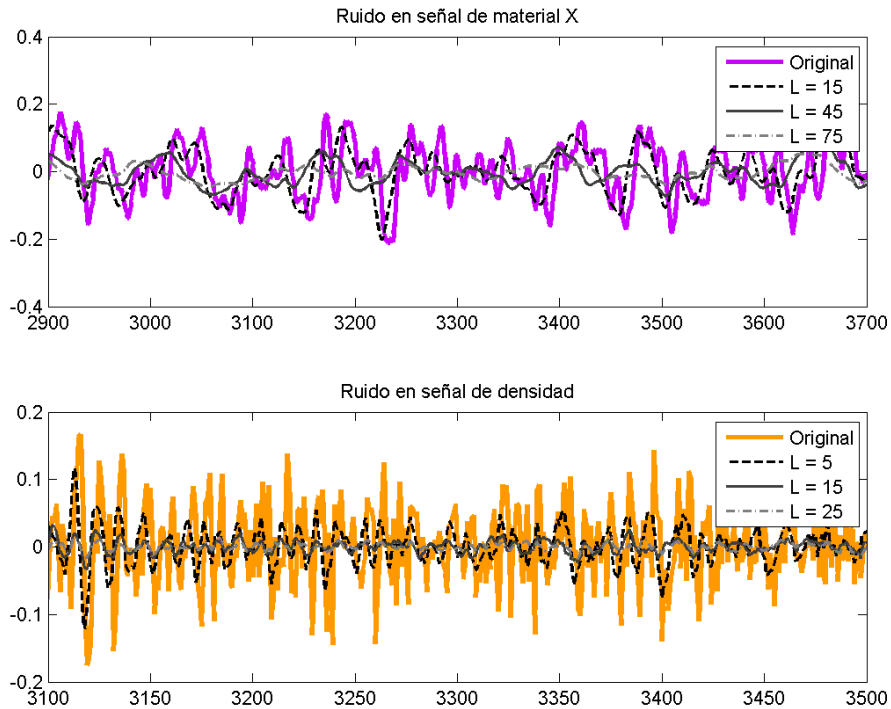


Figura 25 Comparativa del resultado tras el filtrado adaptativo con diferentes longitudes de ventana en un segmento sin eventos, en material X (superior) y en densidad (inferior)

Comparando las diferencias entre los resultados obtenidos mediante el filtrado de Wiener, y el filtrado adaptativo, se tomó la decisión de únicamente llevar a cabo pruebas con éste último, puesto que es el que consigue reducir el ruido en mayor medida, manteniendo los eventos con el mismo aspecto.

4.2.3 Tratamiento de ruido multicanal

Pese a que a priori los ruidos de ambos sensores no presentaban correlación, se decidió aplicar el filtrado de Wiener multicanal, ya que se consideraba que podría ser una aproximación para obtener una combinación de ambas señales.

En la Figura 26 se muestran los mismos segmentos que han sido empleados en las secciones anteriores, junto con el resultado de aplicar filtrado de Wiener multicanal para diferentes longitudes del filtro (L). Se aprecia como la señal filtrada, pese a tener influencia de ambos sensores, sigue en mayor medida la variabilidad de la señal de material X. Con estas gráficas no es sencillo determinar si la limpieza está siendo efectiva, pero no se llega a apreciar una reducción importante en los niveles de ruido. Esta es la razón por la que se decidió no utilizarlo.

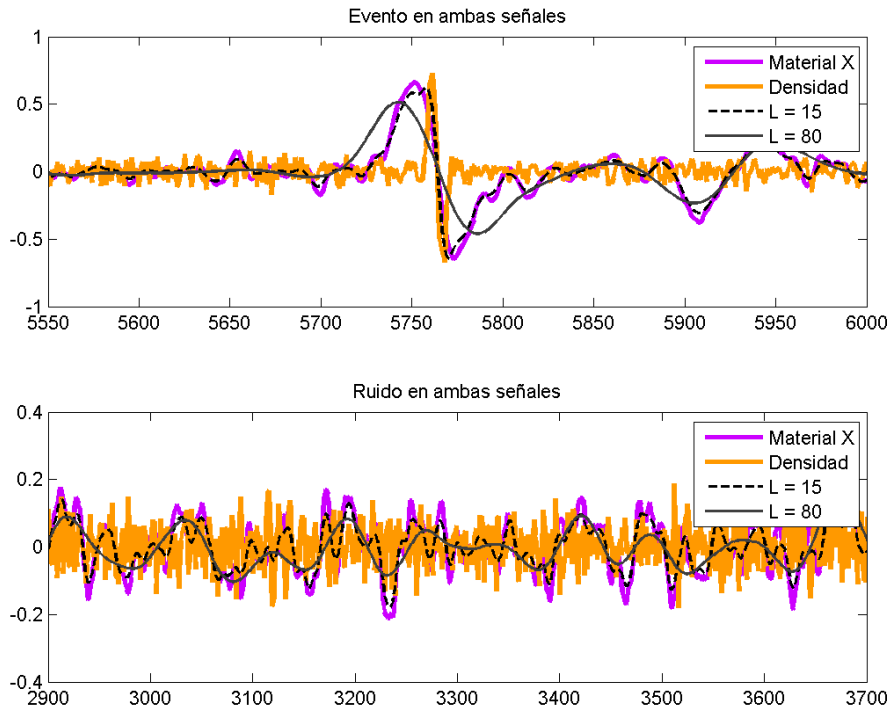


Figura 26 Comparativa del resultado tras el filtrado Wiener multicanal con diferentes longitudes de ventana, en un segmento con un evento (superior), y en otro con ruido (inferior)

4.3 Bloque detección monocanal

Tras la limpieza de ruido en las señales derivadas de ambos sensores, será necesario detectar aquellas regiones de la pieza que presentan características asociadas a un evento. Para ello, en esta sección se mostrarán los resultados obtenidos tras aplicar las dos transformaciones explicadas en 2.3, es decir energía de Shannon y filtro adaptado. Se han llevado a cabo pruebas tanto con la señal original, como con la señal resultante tras el filtrado de adaptativo.

4.3.1 Filtro adaptado

Para aplicar el filtro adaptado (*matched filter*) ha sido necesario elaborar un modelo de los eventos que se pueden encontrar en señales reales. Para ello, a partir de la base de datos se tomaron estimaciones de la altura y anchura de los picos, y puesto que se observó que no todos los picos presentaban las mismas características, se determinó un rango de longitudes a partir de las cuales elaborar modelos de referencia de diferente anchura y altura.

La Figura 27 muestra el resultado de aplicar esta técnica, con diferentes anchuras de la referencia, a las señales de ambos sensores sin aplicar limpieza de ruido, mientras que en la Figura 28 las señales son el resultado obtenido tras el filtrado de adaptativo. En ellas, se puede ver que tras este proceso se consiguen señales con máximos cercanos al centro de los eventos. Elaborar una señal de referencia será de vital importancia, y puede ser un problema con esta técnica, ya que como se ha visto, no todos los huecos presentan las mismas características.

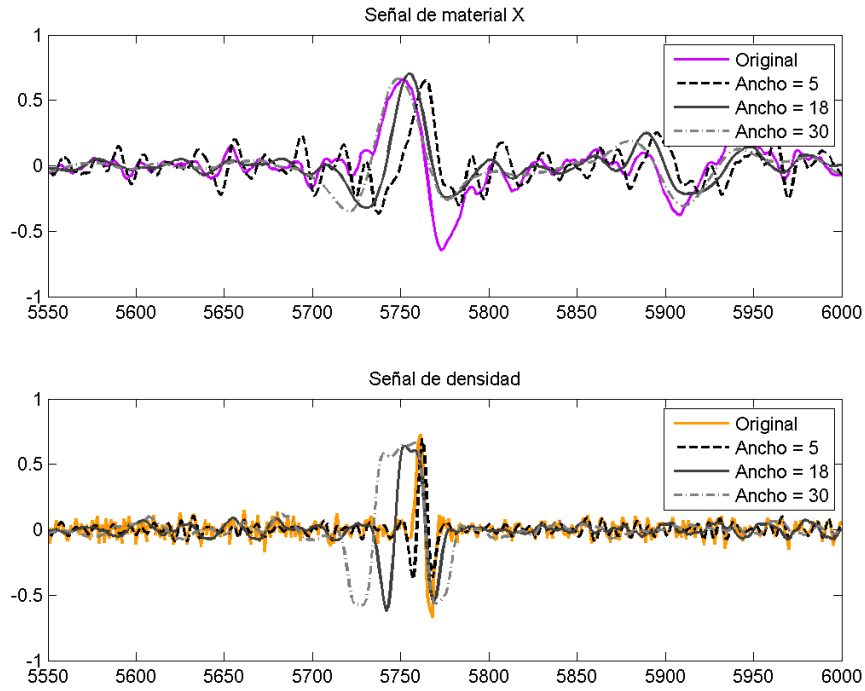


Figura 27 Señales de material X y de densidad, y el resultado tras aplicar el filtro adaptado con diferentes tamaños del modelo de referencia

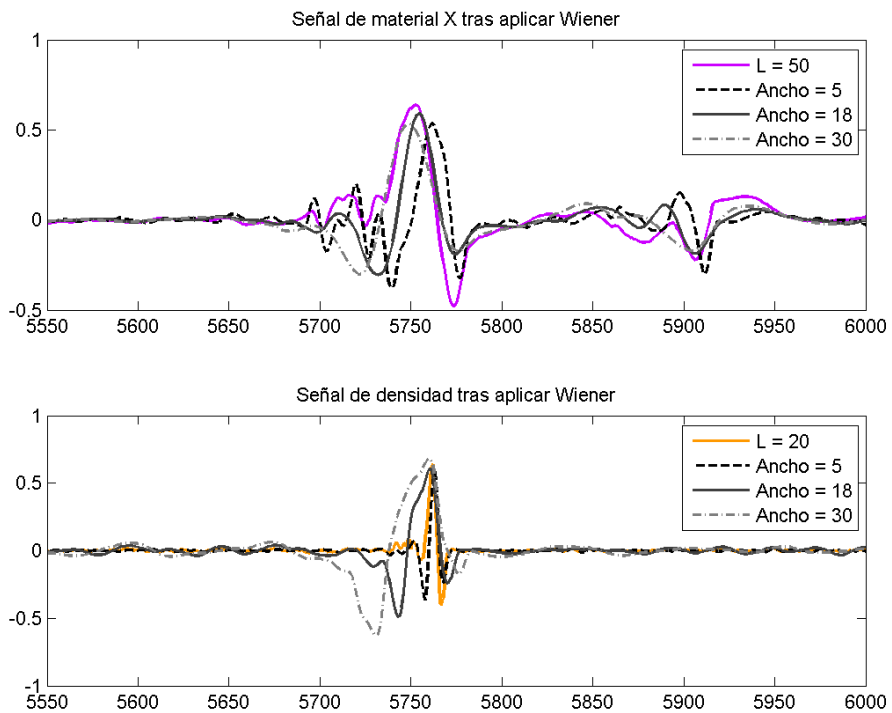


Figura 28 Señales de material X y de densidad tras el filtro adaptativo, y el resultado de aplicar el filtro adaptado con diferentes tamaños del modelo de referencia

4.3.2 Energía de Shannon

Como se ha visto en la sección 2.3.1, de las técnicas propuestas para obtener la envolvente de la derivada, la que conseguía mejor eficiencia es la energía de Shannon. Por ello, se mostrarán diferentes imágenes en las que se puede comprobar los resultados que se obtienen al aplicar esta técnica a las señales de las que se dispone en la base de datos.

La Figura 29 muestran las energías obtenidas con diferentes anchuras del pulso rectangular, a las señales de ambos sensores sin aplicar limpieza de ruido, mientras que en la Figura 30 las señales son el resultado obtenido tras el filtrado adaptativo. Se puede observar que es importante la elección de la anchura, ya que, si no es lo suficientemente grande, cada pico de la señal se convierte en dos picos; mientras que si la anchura es excesiva, los eventos se reflejan como picos con una pendiente muy suavizada, y aumenta el nivel de ruido medio. Con lo cual, todo parece indicar que habrá que encontrar un valor de compromiso entre ambas situaciones.

En comparación con el filtro adaptado, este algoritmo es menos dependiente del ajuste de parámetros, ya que el único factor a determinar es el ancho del pulso, mientras que en el filtro adaptado hay que elaborar la forma y determinar la anchura y altura de los eventos. Por este motivo, y tras ver que los resultados obtenidos a través de la energía de Shannon son aceptables, se tomará esta técnica de detección como el método por defecto, aunque también se elaborarán pruebas con el filtro adaptado.

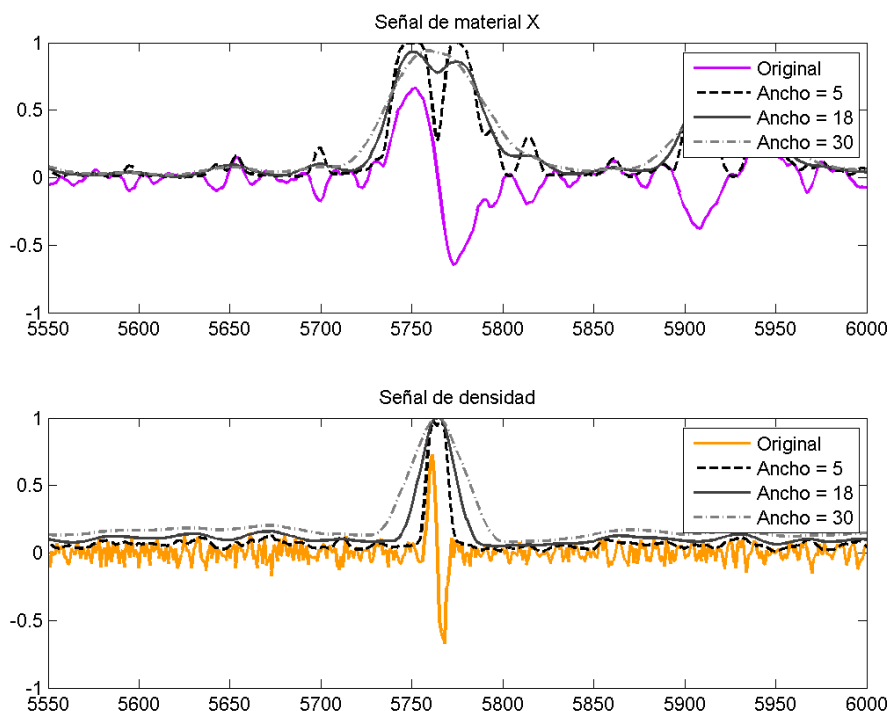


Figura 29 Energía de Shannon de las señales de material X (superior) y densidad (inferior) obtenidas con diferentes anchuras del pulso rectangular

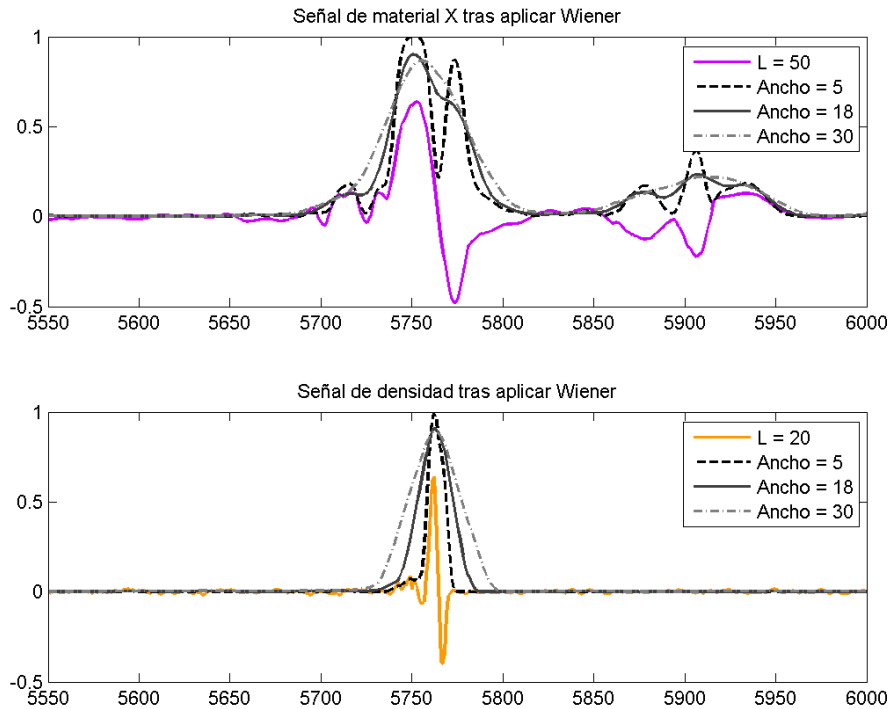


Figura 30 Energía de Shannon de las señales de material X (superior) y densidad (inferior) tras aplicar el filtrado adaptativo, obtenidas con diferentes anchuras del pulso rectangular

4.3.3 Cálculo de score de detección

Tras este proceso, tanto en el caso de haber aplicado el filtro adaptado, como con la estimación de la envolvente de la energía de Shannon, se podrá llevar a cabo la detección de candidatos a huecos en la señal. Todos los máximos locales de cada señal serán los candidatos, y la altura que presenten será el valor de *score* que se empleará a la hora de decidir si finalmente un candidato es un hueco o no. De este modo, se podrán realizar distintas pruebas en las que se obtengan las tasas de error en función del umbral establecido.

4.4 Fusión multicanal de información

En esta sección se explicarán los métodos empleados para combinar la información de detección que se obtiene con las diferentes señales. Como ya se ha visto, cada máximo local de la envolvente de la derivada generará una puntuación (*score*), que, para el caso unidimensional, indicará que en dicha muestra hay un evento en caso de superar el umbral establecido. En caso de contar con información multicanal, la decisión podrá ser tomada en base a los datos recogidos en ambas señales simultáneamente.

Hay que tener en cuenta que, en el problema en cuestión, debido a la incorrelación del ruido entre diferentes señales, los falsos candidatos ocasionados por el ruido, no van a coincidir en diferentes señales, por lo que a priori será complicado llevar a cabo una fusión de *scores* del modo tradicional, es decir, mediante reglas fijas o entrenadas. Además, el principal motivo por el que no es posible aplicar la fusión tradicional, es que en este caso únicamente se desea identificar huecos en la pieza, que es el único defecto capaz de detectarse a través de la señal de densidad. En cambio, el sensor de material X mide más características e irregularidades además de los huecos, lo cual podría confundir al proceso de detección de

huecos. Por tanto, la detección de eventos debe basarse principalmente en la señal de densidad, y se tomó la decisión de aplicar una fusión de *scores* una vez ya se hubieran calculado los *scores* de densidad. La información de material X se empleará a modo de apoyo en aquellas muestras donde mediante la señal de densidad existiera cierta incertidumbre. A continuación, se describirá el proceso que será llevado a cabo para esta aproximación.

Se establecerá un rango de incertidumbre, de forma que todos los picos detectados en la señal de densidad serán agrupados de tres formas distinta en función de su *score*:

- Los picos que superen el límite superior del rango, se supone que presentan poca incertidumbre, y por tanto serán definidos como defectos.
- Los picos inferiores al límite inferior, se supone que presentan poca incertidumbre, y por tanto serán descartados como irregularidades.
- Para los picos dentro de los límites, será necesaria la información de la señal de material X para determinar la presencia, o no, de algún defecto.

Por tanto, el proceso se centrará en el grupo de picos que presentan incertidumbre. La forma de hacerlo será aumentar o reducir el valor de *score* en función de cuánto de probable sea que en esa misma muestra haya un evento en la señal de material X. Para obtener esta medida, se analizarán todas las señales reales disponibles y se obtendrán las densidades de probabilidad tanto de evento, como de ruido, en función de la energía de la señal de material X ($P(\text{evento}|\text{Material X})$ y $P(\text{ruido}|\text{Material X})$ respectivamente). Para cada *score* con incertidumbre se realizará la siguiente operación:

$$\widetilde{\text{score}} = \text{score} \cdot \frac{P(\text{evento}|\text{Material X})}{P(\text{ruido}|\text{Material X})}$$

Ecuación 47

Hay que tener en cuenta que es posible que para ciertos valores de material X la probabilidad de ruido es nula, lo que provocaría que la expresión anterior diera como resultado infinito. Por ello, para evitar posibles problemas, se han establecido límites a la modificación del *score*, de forma que ningún *score* modificado supere el máximo *score* sin modificar, y del mismo modo con el mínimo.

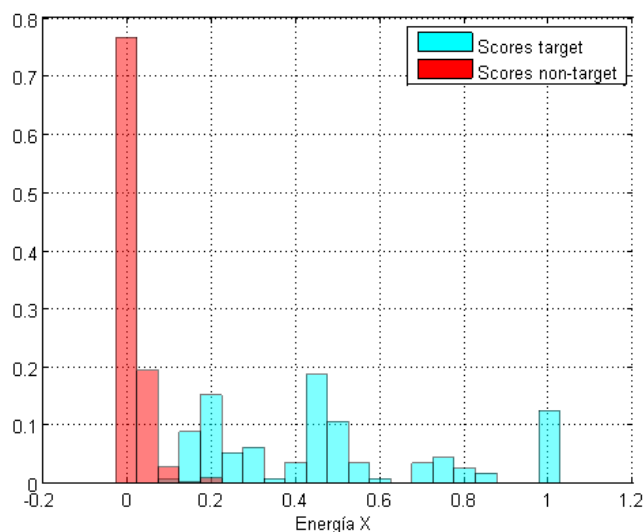


Figura 31 Histogramas de los *scores target* y *non-target* obtenidos a partir de las señales de material X disponibles en la base de datos de señales reales

La Figura 31 muestra los histogramas de los valores *target* y *non-target* de las señales de material X de la base de datos de señales reales. Aunque existe cierto solape entre ambos, se aprecia fácilmente que los *scores target* presentan una mayor valor de material X, como era de esperar.

Puesto que la señal de material X cuenta con otros eventos que no deben ser detectados, pueden afectar de forma negativa en esta fusión cuando una candidato *non-target* en la señal de densidad coincide con un pico en la señal de material X. Para solventar estos posibles problemas habrá que analizar las características de los eventos en ambas señales, y la relación existente entre ellos. La Figura 32 muestra un diagrama de dispersión (*scatter diagram*) en el que se representan las alturas de los eventos en material X (eje y), en función del valor que tiene el mismo evento en la señal de densidad (eje x). Se comprobó que existía cierta relación entre ellos, y si se obtiene la recta de regresión, se observa que la mayoría de las muestras se aproximan bastante, y su distancia a ésta podría ser explicada por la variación que causa el ruido.

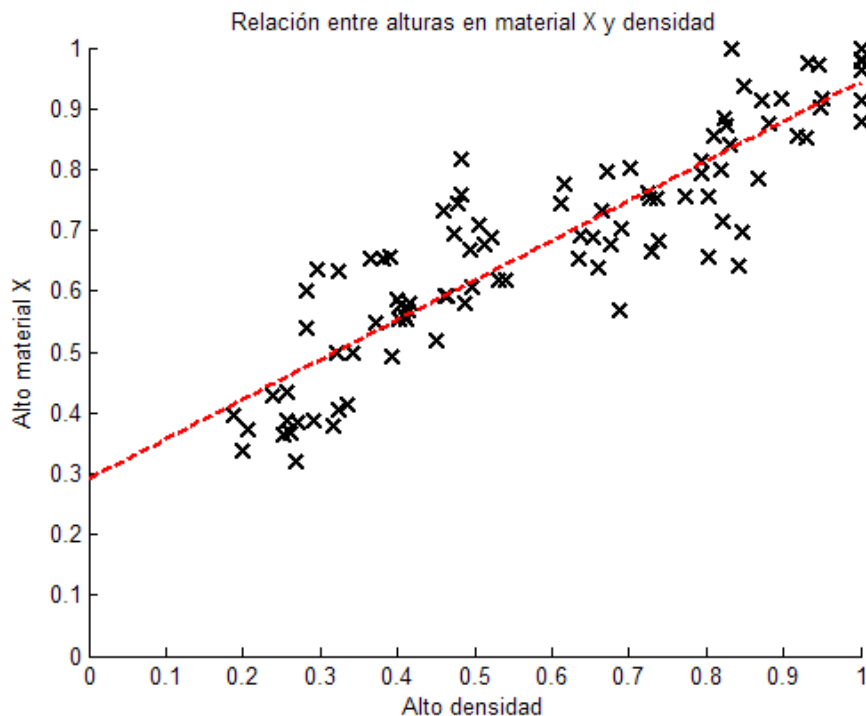


Figura 32 Relación entre las alturas de los eventos de material X y los de densidad, junto con la recta de regresión obtenida a partir de estos datos.

La correlación observada deberá ser tenida en cuenta para detectar posibles situaciones donde no sería correcto combinar ambas señales. Ejemplificando lo anterior, si en la fase de test, el valor de material X se aleja lo suficiente de esta relación con respecto al pico de densidad con incertidumbre, se podrá determinar que en esa muestra no hay eventos que deban ser detectados en la señal de densidad. En la Figura 33 se muestran, de forma esquemática, tres situaciones en las que la fusión que se propone podría mejorar la eficiencia del sistema. De izquierda a derecha, y siguiendo los colores empleados en la figura:

- Azul: Se trata de un candidato *non-target*, que no debe ser considerado como una irregularidad por el sistema. Mientras que en la señal de densidad el valor se encuentra en el rango de incertidumbre, en esa misma muestra, la señal de material X presenta un valor reducido, cuya probabilidad de ruido será mayor que la de *gap*, por lo que el *score* tras la fusión verá disminuido su valor.

- Verde: En la muestra donde se ha detectado un candidato con incertidumbre en la señal de densidad, la señal de material X toma un valor cuya probabilidad de *gap*, será mayor que la de ruido. Puesto que ambos valores mantienen una relación dentro de los límites observados, el *score* para dicho candidato aumentará tras la fusión.
- Rojo: En este caso, pese a que de acuerdo a la señal de material X, en dicha muestra la probabilidad de *gap* sería mayor que la de ruido, la relación de alturas entre ambas señales supera los límites esperados, y por ello, se reducirá el valor del *score* tras la fusión.

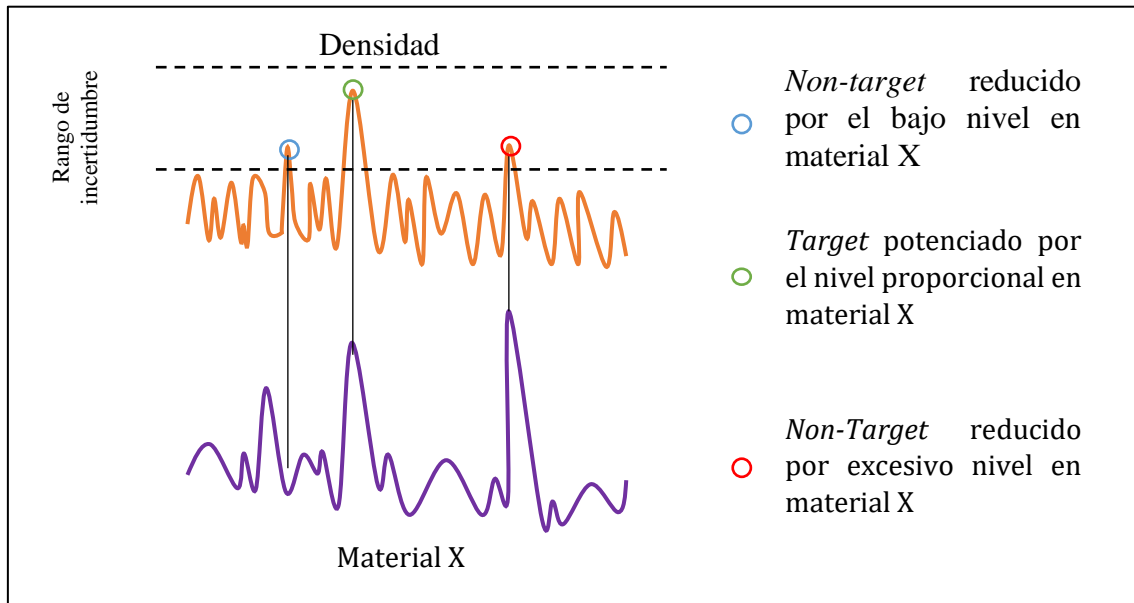


Figura 33 Representación esquemática del proceso que se llevaría a cabo con 3 máximo locales en la señal de densidad, tras la aplicación de los detectores (filtro adaptado o energía de Shannon), que se encuentra en el rango de incertidumbre

5 Integración, pruebas y resultados

5.1 Limpieza de ruido

En esta sección se analizarán los resultados obtenidos a nivel de limpieza de ruido, comparando los valores de SNR tras aplicar los métodos de limpieza propuesto. La señal de la que se parte es la que aplica el preprocesado descrito anteriormente (filtrado, diezmado y diferenciación).

5.1.1 En señales de densidad reales

Se ha visto en secciones anteriores que los diferentes filtrados propuestos, aparentemente consiguen mejorar el aspecto de la señal. La forma de medir este hecho de una forma objetiva será analizando la relación señal-ruido como se ha explicado en la sección 3.3.1.

En primer lugar, se mostrarán los resultados obtenidos tras aplicar el filtrado Chebychev tipo 2 paso bajo. En la Figura 34 se muestran los resultados de SNR obtenidos para diferentes frecuencias de corte del filtro. Se puede ver que, en todos los casos, la potencia de ruido se ve reducida, pero a su vez, también lo hace la potencia en las zonas con eventos casi en la misma proporción. Esto provoca que la relación *SNR* no sea mucho mejor que en la señal original en ninguno de los casos.

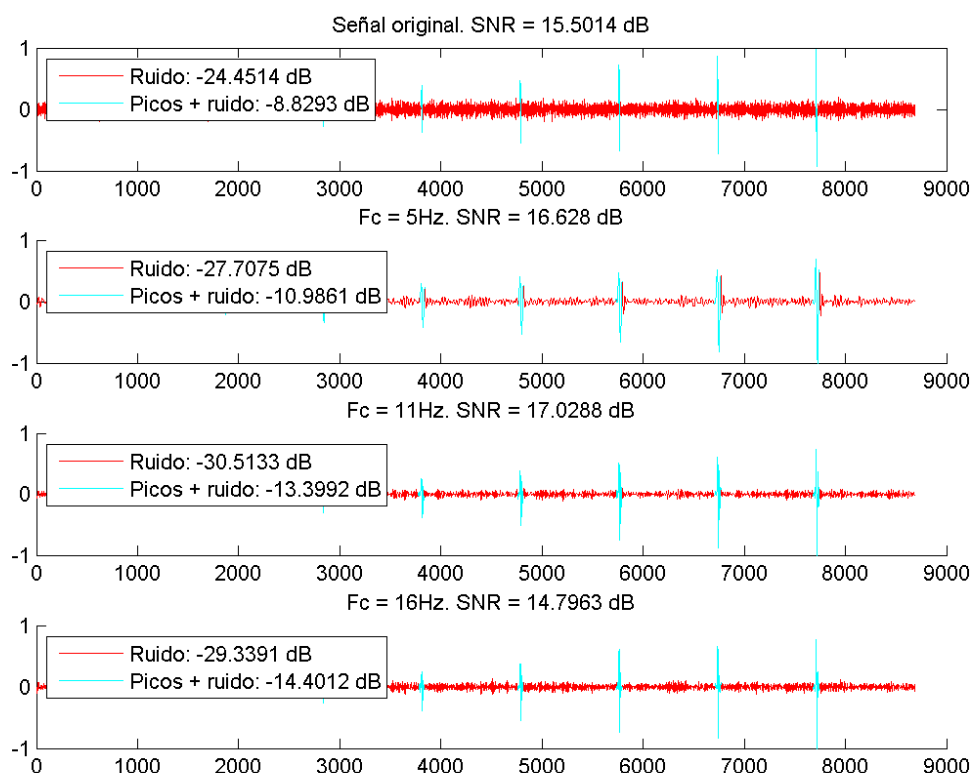


Figura 34 Representación de una señal de densidad, junto con el resultado tras diferentes filtrados paso bajo, diferenciando las zonas de eventos de las de ruido y reflejando sus potencias asociadas

El siguiente de los filtrados propuestos es el filtrado adaptativo. Del mismo modo que para el filtrado paso bajo, en la Figura 35 se muestran diferentes gráficas, comparando el resultado de filtrar con diferentes tamaños de filtro (L). Además de las diferencias apreciables a simple vista, los valores de potencia de ruido disminuyen considerablemente a medida que se aumenta el tamaño de ventana, mientras que con la potencia de las regiones con picos no ocurre lo mismo, ya que, aunque sí que disminuyen, no lo hace en la misma proporción. Ambos hechos conllevan a una mejora en la relación señal-ruido nada despreciable.

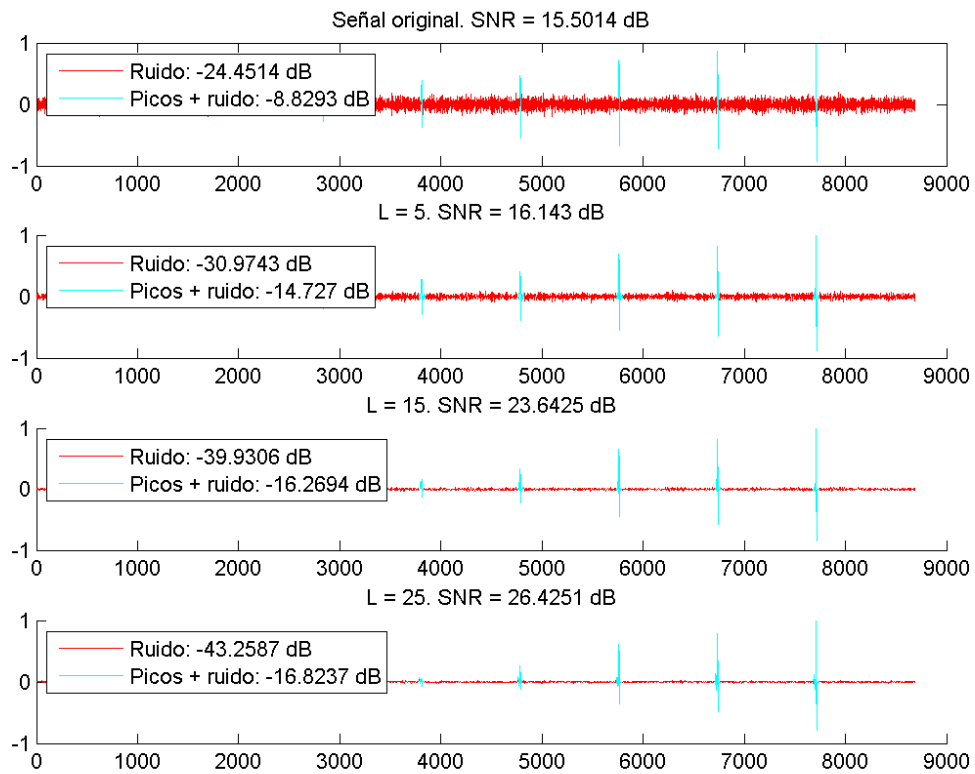


Figura 35 Representación de una señal de densidad, junto con el resultado tras diferentes filtrados adaptativos, diferenciando las zonas de eventos de las de ruido y reflejando sus potencias asociadas

Tabla 1 SNR obtenido para 12 de las señales de la base de datos tras aplicar el filtrado adaptativo de diferentes longitudes (L)

		Señales											Media [dB]	
Original		15,5	13,8	14,4	13,9	15,0	15,5	15,6	15,4	14,4	15,5	14,9	15,5	14,91
Adaptativo	L=5	16,2	15,7	16,1	15,5	15,9	15,9	16,2	16,2	15,2	15,4	15,4	16,4	15,90
	L=10	20,7	21,1	20,4	20,4	21,1	20,9	21,2	21,1	20,3	20,6	20,6	21,7	20,86
	L=15	23,6	23,9	23,3	23,1	23,9	23,8	24,2	23,9	23,0	23,2	23,2	24,5	23,70
	L=20	25,4	25,3	25,2	24,7	25,2	25,4	25,6	25,5	24,7	25,3	25,3	26,3	25,32
	L=25	26,4	26,1	25,0	25,7	26,5	25,8	26,8	26,4	25,4	25,7	25,7	26,9	26,12
	L=30	26,1	26,4	25,1	25,8	26,1	25,9	26,2	26,4	25,3	26,3	26,3	26,6	26,03

Por otro lado, se muestra en la Tabla 1 los valores de SNR, en decibelios, obtenidos en diez de las señales disponibles. De acuerdo a este criterio, el tamaño de ventana óptimo debería estar en torno a 25 muestras.

5.1.2 En señales de material X reales

En cuanto a la señal de material X, como se ha explicado anteriormente, aplicar filtrados paso bajo, con frecuencia de corte superior a los 8 Hercios, prácticamente no tienen ningún efecto en la señal. En la Figura 36 se comprueba que si se fija la frecuencia de corte en 11 Hercios, los niveles de potencia tanto de ruido, como de eventos, permanecen en valores muy cercanos a los de la señal original. Por otro lado, también se puede observar que el filtrado a 5 Hercios, aunque sí consigue un aumento en el valor de SNR, no es demasiado elevado.

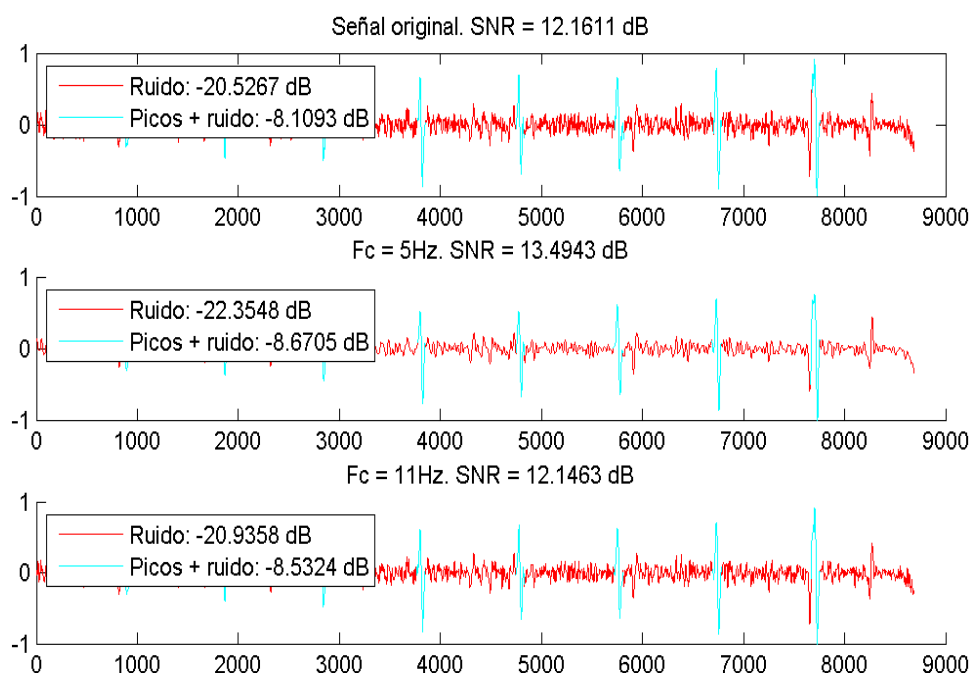


Figura 36 Representación de una señal de material X, junto con el resultado tras diferentes filtrados paso bajo, diferenciando las zonas de eventos de las de ruido y reflejando sus potencias asociadas

A diferencia de lo que ocurre para el filtrado paso bajo, si se aplica el filtrado adaptativo sí se obtiene una reducción del nivel de ruido considerable, mientras que los picos se mantienen con la misma potencia. Esto provoca que, por ejemplo, para un tamaño del filtro de 45 muestras se mejore la relación señal-ruido en casi 3 dB. Estos resultados se pueden apreciar en la Figura 37.

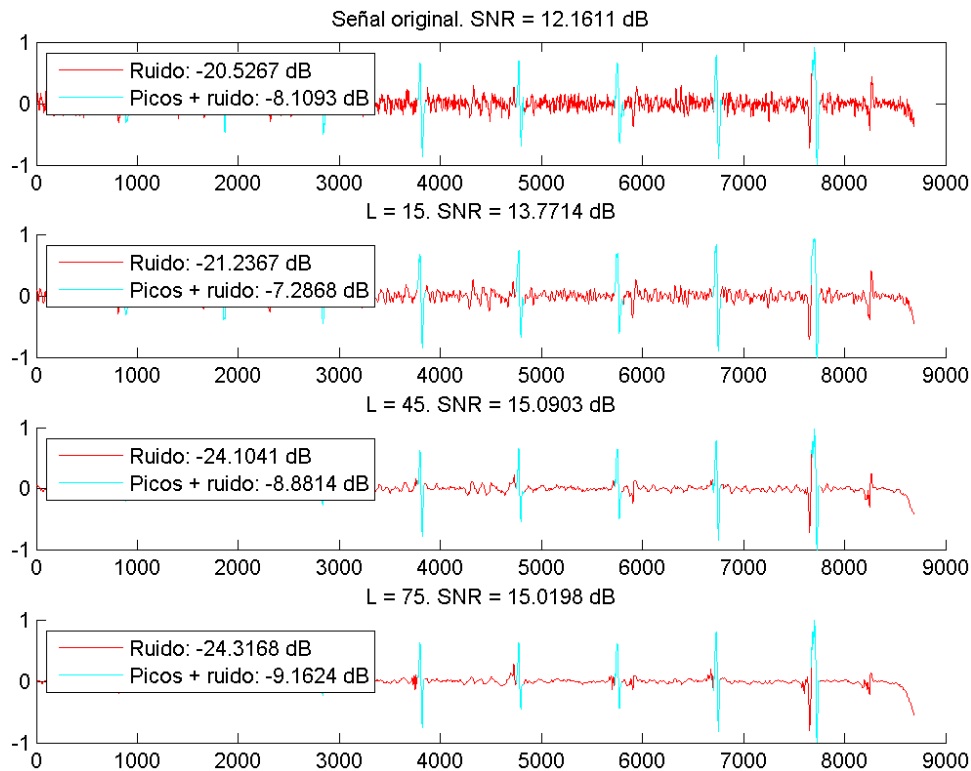


Figura 37 Representación de una señal de material X, junto con el resultado tras diferentes filtrados adaptativos, diferenciando las zonas de eventos de las de ruido y reflejando sus potencias asociadas

5.2 Detección de eventos

Tras haber comprobado que la limpieza de ruido ha cumplido con los objetivos planteados, y se ha conseguido una mejora considerable en el *SNR* de las señales, será necesario si dicha mejora también ayuda a en la fase de detección de los defectos presentes en las piezas.

5.2.1 En señal de densidad

La Figura 38; **Error! No se encuentra el origen de la referencia.** representa las curvas DET obtenidas tras la detección de eventos en la señal de densidad tras aplicar el filtrado adaptativo con diferentes longitudes del filtro (L), junto con la curva DET obtenida con la señal sin aplicar ningún tratamiento. En ambos casos, se ha empleado la energía de Shannon para obtener la envolvente de la derivada. Se comprueba, que tras aplicar el filtrado, se consigue una mejora tanto en el valor de *EER*, como para otros porcentajes de errores. Además, el valor de longitud del filtro para el que se obtienen mejores resultados es próximo al valor para el que se consigue mejor relación señal-ruido, de acuerdo a la Figura 38.

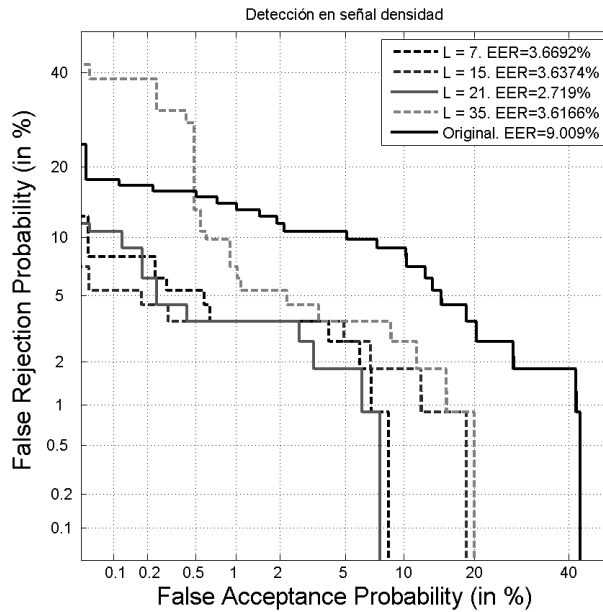


Figura 38 Curvas DET obtenidas con diferentes longitudes del filtro adaptativo sobre la señal de densidad

Pese a que las pruebas anteriores determinaron que el filtrado adaptativo consigue una mejor limpieza de ruido, se ha querido comprobar si en el caso de la detección esta configuración también obtenía mejores resultados frente al filtrado paso bajo (*LP*). Del mismo modo, también se han querido analizar los resultados que se obtienen si en lugar de aplicar la energía de Shannon, se emplea el filtro adaptado. Por ello, en la Figura 39 se muestran las curvas DET que recogen los resultados de detección para las configuraciones comentadas. En la leyenda de la gráfica, el término “Raw” hace referencia a la configuración en la que no se aplica ningún filtrado, mientras que las siglas “LP” (*low pass*), al filtrado paso bajo. Por un lado, con estos resultados se comprueba que el mejor sistema se consigue aplicando filtrado adaptativo, y energía de Shannon. Por otro lado, también se puede observar que para el caso de no aplicar filtrado, se consigue una mejor detección mediante el filtro adaptado.

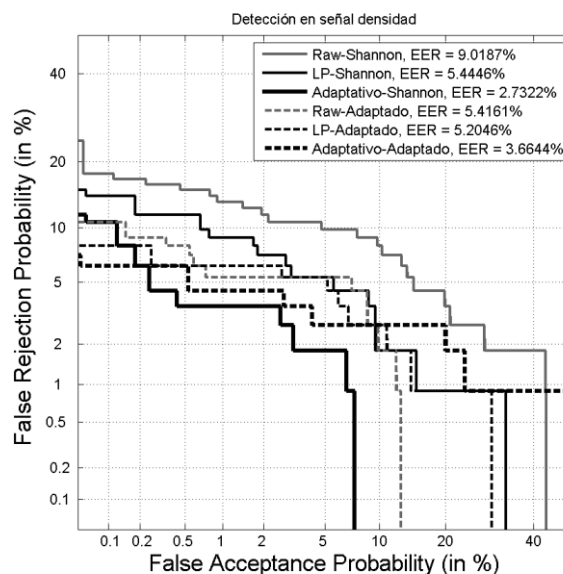


Figura 39 Curvas DET comparando diferentes limpiezas de ruido y diferentes sistemas de detección de eventos sobre señales de densidad reales

Uno de los factores que servirán para afirmar que la generación de señales sintéticas ha sido satisfactoria, será comparar los resultados de identificación obtenidos, con los conseguidos con señales reales. Cabe destacar, que para este caso no se ha empleado el filtro adaptado, puesto que los eventos en las señales sintéticas están elaborados con el mismo modelo de referencia empleado para calcular el filtrado adaptado a partir de correlación, y los resultados serían excesivamente optimistas. Además, en el análisis sobre señales reales se comprueba que la detección mediante energía de Shannon supera ligeramente a la correspondiente a filtro adaptado, cuando se utilizan técnicas adaptativas de eliminación de ruido. Estos resultados se muestran en la Figura 40, y si lo comparamos con la Figura 39, y teniendo en cuenta que en ambos casos se han empleado los mismos parámetros de configuración, se puede apreciar cierta semejanza entre las curvas de ambas gráficas, aunque no lleguen a ser idénticas.

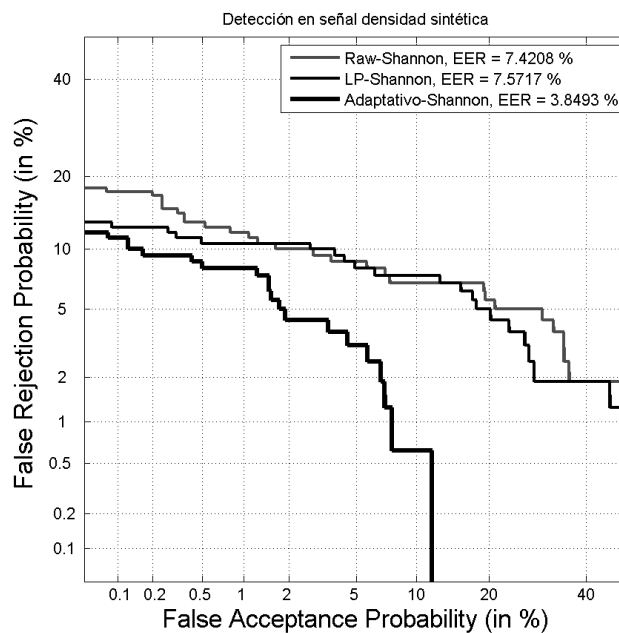


Figura 40 Curvas DET comparando diferentes limpiezas de ruido y diferentes sistemas de detección de eventos sobre señales de densidad sintéticas

Por otro lado, se decidió elaborar pruebas de identificación con señales sintéticas que cuenten con otros niveles diferentes a los presentes en las señales reales, tanto en los eventos como en el ruido. En este sentido, el valor de las señales sintéticas es muy alto, ya que permite realizar pruebas exhaustivas del detector implementado en condiciones muy variadas, dando robustez al estudio propuesto en este trabajo. La Figura 41 muestra los resultados de detección obtenidos con los 3 lotes de señales sintéticas de distintas características que las originales, y por los motivos explicado anteriormente, únicamente aplicando la energía de Shannon como método de detección. Para todos los niveles de ruido, los cuales son mucho mayores que los presentes en las señales de la base de datos real, se aprecia que el filtrado adaptativo mejora los resultados de detección obtenidos con la señal sin tratar, lo cual es un buen indicativo del correcto funcionamiento del sistema propuesto.

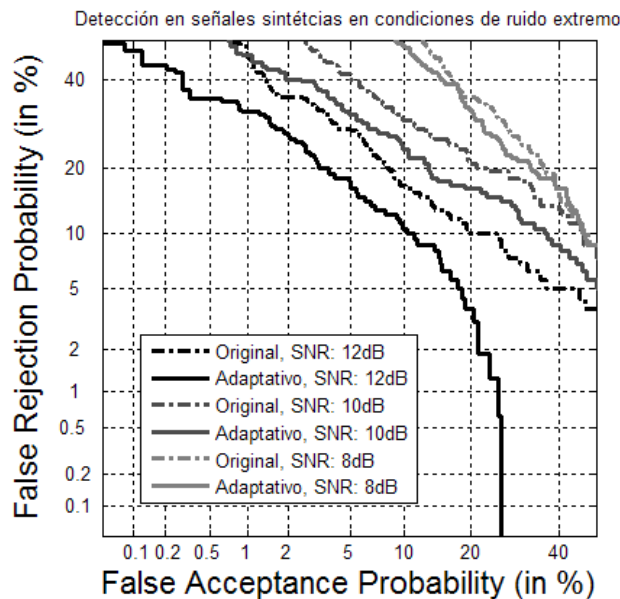


Figura 41 Curvas DET obtenidas con los lotes de señales sintéticas con nivel de ruido mucho mayor que el de las señales de la base de datos real, cuya SNR es de 15 dB. Como método de detección se ha empleado la energía de Shannon

5.2.2 En señal de material X

En cuanto a la detección únicamente con la información monocanal de material X, como ya se ha explicado, no es el objetivo del trabajo, pero a pesar de ello, se ha querido comprobar si aplicar algún tipo de tratamiento mejora la identificación de irregularidades. Puesto que por el procesado llevado a cabo en las señales de esta naturaleza, el filtro paso bajo no tenía grandes efectos, únicamente se realizará la prueba con el filtrado adaptativo. La Figura 42 muestra los resultados de detección con la señal de material X original, y con tres longitudes de filtro adaptativo diferentes. El filtrado en este caso no aporta grandes mejoras, e incluso empeora en algunos puntos los resultados obtenidos con la señal sin tratar.

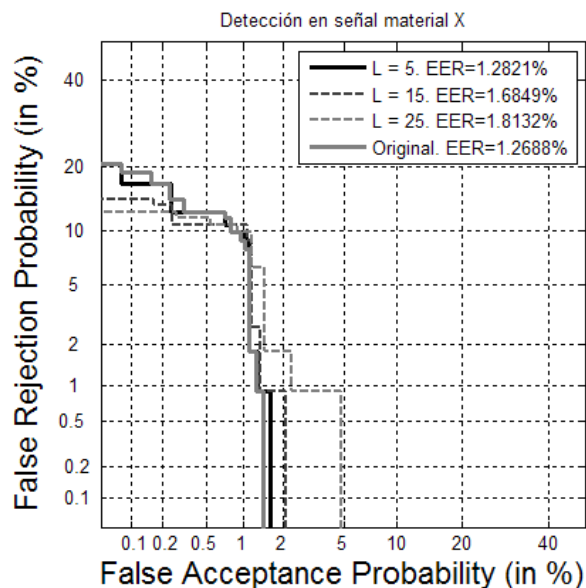


Figura 42 Curvas DET obtenidas con diferentes longitudes del filtro adaptativo sobre la señal de material X

Esta gráfica también es de utilidad para comprobar que, por la naturaleza de estas señales, pese conseguir eliminar el falso rechazo sin aumentar en exceso los falsos positivos, no ocurre lo mismo a la inversa. Esto se debe a la existencia de otros eventos (por ejemplo, disminución de la concentración en el material X) que se confunden con la pérdida de densidad, ya que el sensor presenta la misma respuesta en ambos tipos de evento, generando falsos positivos muy difíciles de detectar utilizando sólo la señal de material X. Este problema se acentuaría en otro tipo de piezas, y es el motivo por el que la detección debe basarse en los datos obtenidos a través del sensor de densidad, con apoyo del sensor de material X, y no al revés.

5.3 Fusión multicanal de información

Por último, en esta sección se aportarán los resultados obtenidos a través de los métodos en los que se ha empleado simultáneamente la información extraída con ambos sensores. Pese a que el análisis de los ruidos presentes en cada sensor determinó que no compartían información, se quiso comprobar si aplicar el filtro de Wiener multicanal podría ser de utilidad para combinar la información, y a partir de su resultado, mejorar la detección de eventos. Estos resultados se muestran en la Figura 43, donde se recogen las curvas DET obtenidas a partir del filtrado de Wiener multicanal con diferentes longitudes del filtro, y empleando la energía de Shannon. Los resultados obtenidos reafirman el análisis realizado en la sección 4.2.3, donde se observó que la señal de material X tenía una gran influencia en el tratamiento multicanal. Esto provoca, que el resultado de la detección sea prácticamente idéntico al caso de la detección unidimensional sobre la señal de material X. Además, en el caso en el que las señales de material X cuenten con efectos adicionales a los *gaps*, harán aumentar considerablemente la tasa de falsos positivos.

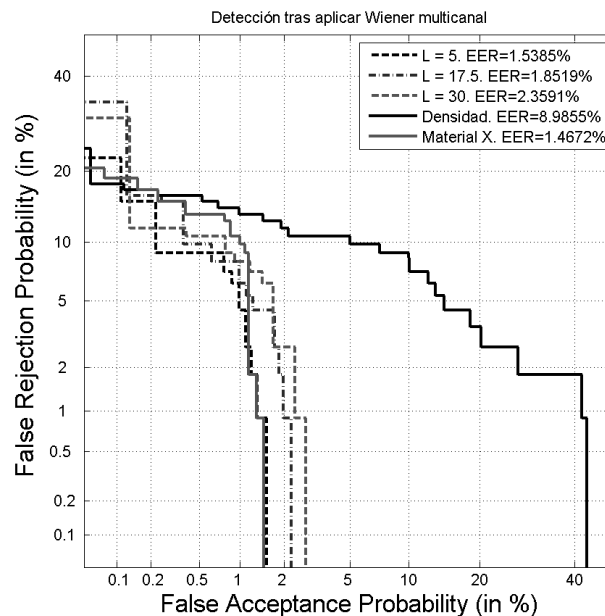


Figura 43 Curvas DET obtenidas con diferentes longitudes del filtro de Wiener multicanal junto con la curva DET tras la detección en las señales de densidad y material X sin tratar

Por ello, a pesar de ser un análisis interesante para estudiar la relación entre señales, se concluyó que el tratamiento de ruido multicanal, por la gran diferencia de las características entre sensores, y por la incorrelación del ruido entre señales, no aportaba una mejora al rendimiento del sistema.

Por otro lado, la segunda forma de combinar la información multicanal ha sido a través de la fusión de los resultados de identificación unidimensional, explicada en la sección 4.4. La Figura 44 muestra los resultados obtenidos tras la fusión, y los compara con las detecciones unidimensionales tras haber aplicado limpieza de ruido. Con respecto a detección sobre la señal de densidad, se puede apreciar una mejora considerable para todos los valores, indicando la importancia de la contribución de la señal de Material X al proceso de detección de huecos.

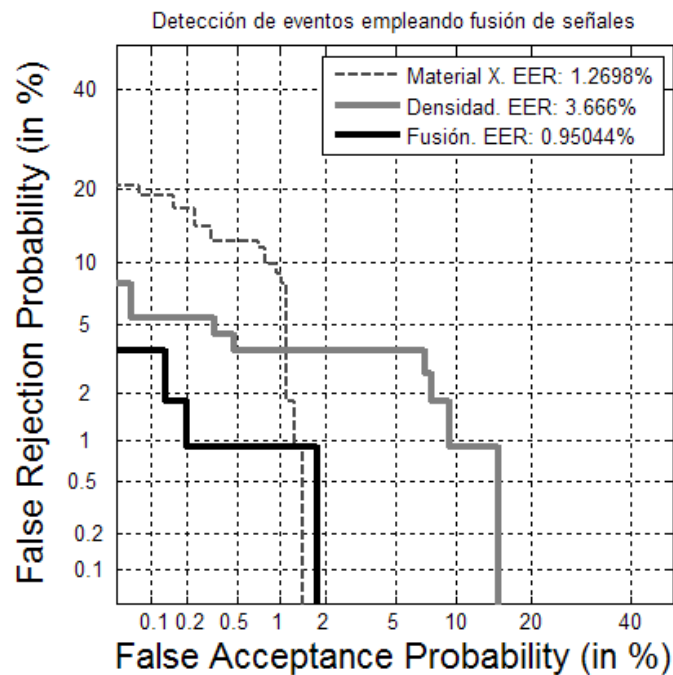


Figura 44 Curvas DET obtenidas tras aplicar la fusión de datos tras haber realizado la detección en las señales unidimensionales

Como último experimento del trabajo, se llevó a cabo la misma prueba que el caso anterior, pero con un lote de señales sintéticas. Cabe destacar, que, puesto que no entraba dentro del alcance de este trabajo, los eventos de la señal de material X no asociados a la densidad, no han sido modelados con la misma precisión. Los resultados, recogidos en la Figura 45, mantienen cierta relación con los conseguidos en el caso real, y las diferencias podrían ser explicadas por las diferencias en los eventos de material X no asociados a densidad, por lo que el análisis y conclusiones realizados anteriormente son igualmente válidos para este caso. Se observa una clara mejora en el rendimiento con respecto a la señal de densidad, así como una clara reducción de los falsos positivos con respecto al Material X, que se dispararían en caso de no utilizar la fusión.

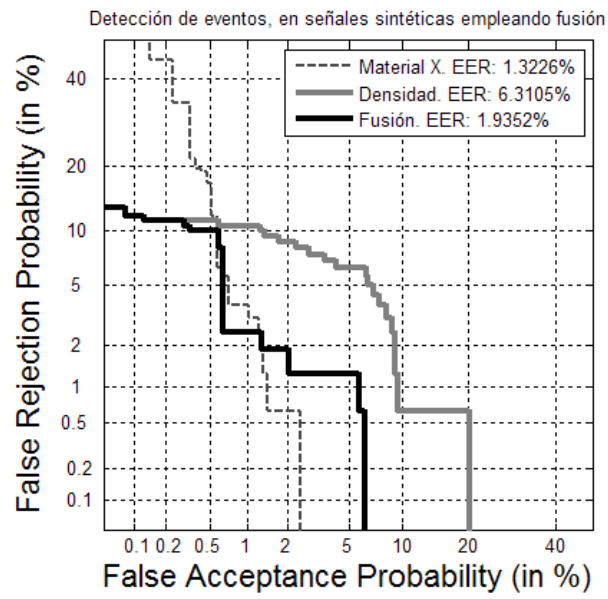


Figura 45 Curvas DET obtenidas tras aplicar la fusión de datos tras haber realizado la detección en las señales sintéticas unidimensionales

6 Conclusiones y trabajo futuro

6.1 Conclusiones

Tras todos los procesos aplicados, y haber analizado los resultados obtenidos con ellos, como conclusión principal, hemos generado un sistema multicanal de detección de huecos en piezas a partir de las señales de dos sensores industriales. Además de ello, se pueden destacar las siguientes aportaciones en cada uno de los bloques del sistema general:

- Se ha generado un banco de pruebas con señales industriales reales, y gracias al estudio y análisis de las señales, se ha establecido un procesamiento previo de gran ayuda para el desarrollo de este trabajo.
- Las técnicas de tratamiento de señal orientadas a reducir el ruido han sido aplicadas con éxito, y han sido adaptadas desde el tratamiento digital de voz para su posible uso en las señales disponibles. Debido a ello, se han obtenido muy buenos resultados, ya que en cuanto a limpieza de ruido se refiere, se ha conseguido un aumento considerable de la relación señal-ruido de las señales reales.
- Se han propuesto y elaborado varios esquemas de detección en señales con presencia de ruido, basados en energía, y en el uso de un filtro adaptado
- Las técnicas de limpieza de ruido, junto con las empleadas para la detección de eventos, han mejorado la precisión del sistema en la tarea de identificación de irregularidades en las piezas industriales, concretamente en la tarea de detección de huecos (*gaps*) en el material.
- En el entorno de pruebas proporcionado, se disponía de información multicanal que no era aprovechada. En este trabajo se ha conseguido sacar provecho de ello, y gracias a la fusión multicanal se ha logrado mejorar los resultados de detección.
- Puesto que la falta de señales disponibles era uno de los problemas, se ha construido con éxito un generador de señales sintéticas que han permitido llevar a cabo todo tipo de pruebas. Además, no solo se han generado dichos bloques, sino que el sistema de desarrollo puede ser reutilizado, de forma sencilla, para generar todo tipo de señales en función del problema que vaya ser tratado en el futuro.
- Todo el trabajo realizado podrá ser empleado en desarrollos futuros, ya que se ha tratado en todo momento de generalizar lo máximo posible para que los algoritmos puedan adaptarse a las necesidades del problema.

- Los algoritmos han sido desarrollados utilizando las funciones básicas de Matlab™, sin emplear *Toolbox* externos, ni software desarrollado previamente en el Grupo de Investigación.

6.2 Trabajo futuro

Como posibles fuentes de trabajo futuro, se marcan los siguientes puntos:

- Comparar resultados obtenidos con el filtrado adaptativo, con los que se podrían conseguir a través de otras técnicas populares en procesado de voz, como la sustracción espectral.
- Aumentar la base de datos de señales reales para confirmar el correcto funcionamiento de los algoritmos en entornos más robustos.
- A través de la adquisición de más datos reales, con señales de otras características a las empleadas en este trabajo, perfeccionar la generación de señales sintéticas, tanto a nivel de modelos de ruido, como de eventos presentes en señales.
- Integrar el esquema de fusión multicanal en un marco probabilístico más completo que el propuesto en este trabajo

Referencias

- [1] Benesty, J., Sondhi, M. M., & Huang, Y. (Eds.). (2007). Springer handbook of speech processing. Springer Science & Business Media. pp. 103–119.
- [2] Sheno, B. A. (2005). Introduction to digital signal processing and filter design. John Wiley & Sons. Pp. 209-202
- [3] Boll, S. (1979). Suppression of acoustic noise in speech using spectral subtraction. IEEE Transactions on acoustics, speech, and signal processing, 27(2), 113-120.
- [4] Abd El-Fattah, M. A., Dessouky, M. I., Diab, S. M., & Abd El-Samie, F. E. S. (2008). Speech enhancement using an adaptive wiener filtering approach. Progress In Electromagnetics Research M, 4, 167-184.
- [5] Manikandan, M. S., & Soman, K. P. (2012). A novel method for detecting R-peaks in electrocardiogram (ECG) signal. Biomedical Signal Processing and Control, 7(2), 118-128.
- [6] Vaseghi, S. V. (2008). Advanced digital signal processing and noise reduction. John Wiley & Sons.
- [7] Kittler, J., Hatef, M., Duin, R. P., & Matas, J. (1998). On combining classifiers. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 20(3), 226-239.
- [8] Proakis, J. G. Digital communications. 1995. McGraw-Hill, New York. Pp 233-244
- [9] J. Gonzalez-Rodriguez, "Evaluating Automatic Speaker Recognition systems: An overview of the NIST Speaker Recognition Evaluations (1996-2014)", Loquens, CSIC, Vol. 1, n. 1, pp. 1-15, January 2014.
- [10] D. Torre Toledano, "Diseño de Filtros", Tema 5: "Diseño e implementación de filtros de tiempo continuo".

Glosario

DET: Detection Error Tradeoff

EER: Equal Error Rate

FIR: Finite Impulse Response

FT: Fourier Transform.

IFT: Inverse Fourier Transform

LP: Low Pass

MSE: Mean Squared Error

SNR: Signal to Noise Reduction

