



Escola Tècnica Superior d'Enginyeria  
de Telecomunicació de Barcelona

UNIVERSITAT POLITÈCNICA DE CATALUNYA

## **PROYECTO FINAL DE CARRERA**

Sistema de detección automática de artefactos en la señal respiratoria para algoritmos de detección de somnolencia

Automatic artefact detection in breath signal for drowsiness detection algorithm

*Estudis: Enginyeria de Telecomunicació*

*Autor: Víctor Ferrer Mileo*

*Codirector: Federico Guede Fernández*

*Codirector: Juan Ramos Castro*

*Any: 2014*



## Índice de contenido

Agradecimientos.....	3
Resum del Projecte.....	4
Resumen del proyecto.....	5
Abstract.....	6
Nomenclatura.....	7
1 Introducción.....	8
1.1 Contexto.....	8
1.2 Trabajo existente.....	8
1.2.1 Sistemas de medida de respiración.....	8
Banda PLUX.....	9
Electrodos textiles.....	9
Kinect.....	10
1.2.2 TEDD.....	11
1.2.3 Adjacent pitch period comparison (APPC).....	12
1.3 Objetivo.....	13
1.4 Estructura de la memoria.....	13
2 Naturaleza de la señal medida.....	14
2.1 Introducción.....	14
2.2 Señal buena.....	15
2.2.1 Respiración de una persona despierta y sentada.....	15
2.2.2 Respiración de una persona somnolienta y sentada.....	15
2.2.3 Signos de lucha.....	16
2.3 Artefactos.....	18
3 Diseño e implementación del sistema.....	24
3.1 Introducción.....	24
3.2 Estructura del sistema.....	24
3.3 Acondicionamiento de la señal.....	25
3.4 Detección de señal buena.....	26
3.4.1 Diferencia entre periodos.....	26
3.4.2 Detector de FM.....	27
3.4.3 Detector de signos de lucha.....	29
3.4.4 Detector de movimiento/desconexión.....	30
3.4.5 Fusión de resultados.....	30
3.5 Filtrado de resultados.....	31
3.6 Detección de tramos útiles para el TEDD.....	32

3.7	Funcionamiento en tiempo real.....	33
3.7.1	Latencia del sistema.....	33
3.7.2	Diferencias respecto al prototipo en MATLAB.....	35
	Acondicionamiento de la señal.....	35
	Detección de señal buena.....	35
	Filtrado de resultados.....	36
	Detección de tramos útiles para el TEDD.....	36
4	Resultados	38
4.1	Introducción.....	38
4.2	Pruebas realizadas.....	38
4.2.1	Pruebas en el simulador.....	38
4.2.2	Pruebas IBV.....	39
4.2.3	Pruebas en conducción.....	40
4.2.4	Pruebas Idiada.....	40
4.3	Resultados de las distintas etapas.....	41
4.3.1	Acondicionamiento de la señal.....	41
4.3.2	Detección de señal buena.....	41
	Diferencia entre periodos.....	41
	Detector de FM.....	42
	Detector de signos de lucha.....	43
	Detector de movimiento/desconexión.....	44
	Fusión de resultados.....	44
4.3.3	Filtrado y detección de tramos útiles para el TEDD.....	45
4.3.4	Comparación entre el sistema en tiempo real y el prototipo en MATLAB.....	47
4.3.5	Mejora en el rendimiento del TEDD.....	48
5	Conclusiones	53
6	Anexos	55
	Anexo A:Demodulación FM de la señal por tramos.....	55
	Anexo B:Tablas de los resultados del rendimiento del TEDD.....	57
7	Bibliografía	58

## Agradecimientos

Este proyecto no se podría haber realizado sin la ayuda de las personas de mi alrededor. Especialmente estoy agradecido a Federico Guede, compañero de laboratorio y codirector del proyecto, su inestimable ayuda durante el desarrollo del proyecto y paciencia con mis constantes interrupciones en busca de explicaciones. También, gracias a los profesores Juan Ramos, Mireya Fernández y Miguel Ángel García que me ofrecieron y me han dado apoyo a lo largo del proyecto no lo hubiese podido hacer. Noelia y Raúl también me han ayudado en la realización de las pruebas y cuando lo he necesitado.

Tampoco puedo olvidarme de Marc Mateu que con nuestras charlas me ha desestresado y ayudado a desconectar cuando lo he necesitado. Finalmente, doy las gracias a mi familia por haberme apoyado durante la realización de este proyecto.

## Resum del Projecte

La *Dirección General de Tráfico* (DGT) ha aconseguit, mitjançant campanyes publicitàries, una reducció del nombre d'accidents de tràfic. Tanmateix, encara persisteixen en el conductors actituds que afavoreixen l'aparició de la fatiga i la somnolència. Per això, des de l'IEB s'ha desenvolupat l'algoritme de detecció de somnolència TEDD. Mitjançant l'anàlisi de la respiració, extreu si el conductor està massa somnolent per ser apte per a conduir. No obstant això, els artefactes existents en el senyal de respiració poden provocar un mal funcionament del TEDD. Es per això que l'objectiu d'aquest projecte es el desenvolupament d'un sistema de detecció d'artefactes en temps real que indiqui al TEDD quan el senyal de respiració es útil.

A l'inici del projecte i abans que es comencés a dissenyar el sistema, s'ha estudiat com es el senyal de respiració i els múltiples patrons que conté. A continuació, s'ha desenvolupat un prototip en MATLAB per analitzar el senyal d'entrada en busca de patrons i, a partir d'aquest, decidir quins trams de senyal son útils per al TEDD. Finalment, una vegada acabat el prototip i avaluat el seu rendiment, s'ha adaptat per al seu funcionament en temps real i portat al llenguatge de programació Java.

Finalment, he avaluat el rendiment d'aquest sistema implementat en Java i l'impacte que existeix al utilitzar el sistema de detecció d'artefactes en els resultats del TEDD. A la vista dels resultats obtinguts, es pot afirmar que el sistema desenvolupat pot ser utilitzat per determinar si el senyal de respiració es adequada per ser analitzada per l'algoritme TEDD.

## Resumen del proyecto

La Dirección General de Tráfico (DGT) ha logrado, mediante campañas publicitarias, una reducción en el número de accidentes de tráfico. Sin embargo, aún persisten en los conductores actitudes que favorecen la aparición de la fatiga y la somnolencia. Por ello, desde el IEB se ha desarrollado el algoritmo de detección de somnolencia TEDD. Mediante el análisis de la respiración, extrae si el conductor está demasiado somnoliento para ser apto para conducir. Sin embargo, los artefactos existentes en la señal de respiración pueden provocar un mal funcionamiento del TEDD. Por ello, el objetivo de este proyecto es el desarrollo de un sistema de detección de artefactos en tiempo real que indique al TEDD cuando la señal de respiración es útil.

En el inicio del proyecto y antes que se comenzase a diseñar el sistema, se ha estudiado como es la señal de respiración y los múltiples patrones que contiene. A continuación, se ha desarrollado un prototipo en MATLAB para analizar la señal de entrada en busca de patrones y, a partir de estos, decidir que tramos de señal son útiles para el TEDD. Finalmente, una vez acabado el prototipo y evaluado su rendimiento, se ha adaptado para su funcionamiento en tiempo real y portado al lenguaje de programación Java.

Finalmente, he evaluado el rendimiento de este sistema implementado en Java y el impacto que existe al utilizar el sistema de detección de artefactos en los resultados del TEDD. A la vista de los resultados obtenidos, se puede afirmar que el sistema desarrollado puede ser utilizado para determinar si la señal de respiración es adecuada para ser analizada por el algoritmo TEDD.

## Abstract

The *Dirección General de Tráfico* (DGT) has achieved, by advertising campaign, a reduction in the number of traffic accidents. However, in drivers have remained attitudes that favour appearance of the fatigue and drowsiness. Therefore, the algorithm of drowsiness detection TEDD has been developed from the IEB. By the analysis of the breathing, it extract if the driver is too much drowsiness for driving a car. However, artefacts in the breathing signal can cause a wrong functioning in the TEDD. Therefore, the goal in this project is the development of the real time system for artefacts detection that point TEDD where the signal is useful.

At the beginning of the project and before that I would start to design the system, breathing signal and patrons inside it had been studied. After that, MATLAB prototype had been developed to analyse the input signal in search for patterns and then decide which sections are useful for the TEDD. Finally, when the prototype has been finished and its performance has been assessment, it has been adapted for real time execution and translated to Java programming language.

Finally, the performance of this system implemented in Java has been evaluated and also the impact in the TEDD results when this system is used. Considering the results obtained, the develop system could use to know if the breathing signal is appropriate for TEDD algorithm.

## Nomenclatura

- Banda PLUX: sensor de respiración inductivo que obtiene la respiración a partir del esfuerzo torácico. Es empleado para el desarrollo del TEDD y del sistema.
- DGT: Dirección General de Tráfico.
- IBV: Instituto de Biomecánica de Valencia.
- Signos de lucha/señal con signos de lucha: señal que contiene indicadores de somnolencia como por ejemplo bostezos o suspiros.
- Tramo útil: tramo que cumple con las condiciones exigidas por el TEDD.
- Tramo no útil: tramo que no satisface las condiciones del TEDD.
- TEDD (Thoracic Effort Drowsiness Detection): algoritmo de detección de somnolencia desarrollado por Grupo de Instrumentación Electrónica y Biomédica (IEB) del Departamento de Ingeniería Electrónica de la Universitat Politècnica de Catalunya.
- UPC: Universitat Politècnica de Catalunya.

# 1 Introducción

## 1.1 Contexto

Actualmente, debido a las múltiples campañas lanzadas por parte de la dirección general de tráfico (DGT), los conductores están concienciados sobre los peligros de la conducción poco responsable. Principalmente, las campañas se han dirigido a concienciar a la población de que no debe conducir después de haber ingerido alcohol o drogas, de la importancia de ponerse siempre el cinturón de seguridad y de la necesidad de realizar paradas regulares para descansar cada 200 km o cada dos horas [1]. La fatiga y el sueño producen una disminución de los reflejos, una menor concentración y una mayor cantidad de distracciones al volante y todo ello contribuye a aumentar la probabilidad de sufrir un accidente [2][3].

En general, las campañas de la DGT han tenido éxito ya que han conseguido reducir los malos hábitos de los conductores. Sin embargo, la fatiga continua siendo una de las principales causas de siniestralidad en el sector del transporte [3].

Ante esta situación, desde distintos ámbitos de investigación se han desarrollado diversos sistemas para detectar las situaciones de cansancio y somnolencia. Por ejemplo, el Grupo de Instrumentación Electrónica y Biomédica (IEB) del Departamento de Ingeniería Electrónica de la Universitat Politècnica de Catalunya ha desarrollado el algoritmo de detección de somnolencia TEDD. Este sistema detecta a partir de la señal de respiración de la persona si está despierta, somnolienta o dormida. Para ello supone que la señal de entrada es siempre la respiración de la persona. En la práctica, la utilización del TEDD en entornos reales puede quedar limitada por las interferencias producidas por una serie de artefactos que pueden provocar su mal funcionamiento.

## 1.2 Trabajo existente

### 1.2.1 Sistemas de medida de respiración

Los sistemas de medida de la respiración empleados por el IEB han ido variando a lo largo del tiempo. Sin embargo, actualmente se trabaja con tres sistemas distintos: banda PLUX, electrodos textiles y la cámara Kinect. A continuación, explicaré brevemente el funcionamiento de estos tres sistemas debido a que han sido empleados durante las pruebas realizadas para el diseño y evaluación del sistema desarrollado.

### ***Banda PLUX***

El sistema se compone por una banda PLUX y un módulo bluetooth que envía los datos recogidos al sistema con el que está conectado, por ejemplo, un teléfono móvil del usuario. La respiración del usuario se extrae a partir de la variación del campo magnético inducido por la espira debido a la deformación que sufre la banda cuando los pulmones se expanden y se contraen con las inspiraciones y las espiraciones.

Este es el sistema más empleado por el grupo IEB y con el que se obtiene mejor calidad de la señal. Sin embargo, requiere la participación activa del usuario ya que es necesario colocársela correctamente alrededor del tórax.



*Figura 1: Banda PLUX colocada alrededor del torax*

### ***Electrodos textiles***

El sistema lo conforman cuatro electrodos textiles, dos en el asiento y dos en el volante, un FPGA y un sistema de multiplexado. Para medir la respiración del usuario se inyecta una corriente máxima de 6,25 mA y se calcula la diferencia de potencia entre dos de los cuatros electrodos del sistema. A continuación, se calcula la resistencia equivalente del circuito y se extrae la variación de esta con el tiempo. Como la resistencia equivalente del cuerpo humano varía con el tamaño de los pulmones, a partir de esta variación se extrae la respiración de la persona [4].

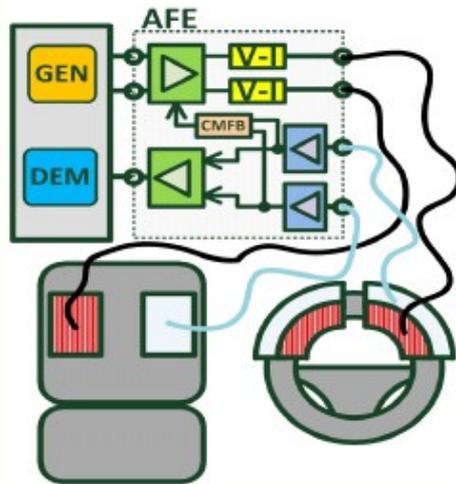


Figura 2: Diagrama de bloques del sistema. Imagen extraída de [4]

La ventaja de este sistema es que no requiere la participación activa del usuario ya que simplemente debe sentarse en el asiento. Sin embargo, el sistema aún está en fase de desarrollo para hacerlo más preciso y sencillo.

### **Kinect**

El sistema está formado únicamente por la cámara Kinect de Microsoft y se instala por encima del volante del conductor y enfocándose a su tórax. Para medir la respiración se extrae la imagen de profundidad *frame a frame* generada por la misma cámara. Se eliminan aquellos píxeles que están fuera del rango entre 30 cm y 1'4 m. Se realiza la media sobre los píxeles restantes. Finalmente se filtra el resultado mediante un filtro paso banda para eliminar el ruido [5].

La ventaja de este método es que no es intrusivo para el usuario. Sin embargo, no se han analizado las limitaciones de su funcionamiento en conducción real fuera del laboratorio.



Figura 3: Posición de la cámara Kinect para la medida

### 1.2.2 TEDD

Es un algoritmo desarrollado por IEB que permite detectar la somnolencia en conducción [6].

Para cumplir con su objetivo, primero acondiciona la señal de entrada. Luego, mediante el análisis muestra a muestra de la variabilidad de la frecuencia respiratoria se extrae un índice que más tarde se muestrea cada minuto para obtener el valor final. A continuación, se compara este valor con diversos umbrales para determinar si el estado del conductor es apto para conducir.

Para que el algoritmo funcione correctamente es necesario que la señal de respiración reúna las siguientes condiciones:

1. Sea mayoritariamente señal buena, es decir, respiración o signos de lucha aunque pueda contener pequeños artefactos.
2. Debe cumplir con el punto uno durante al menos los 5 periodos previos de señal a partir de la muestra actualmente analizada por el TEDD.
3. Debe cumplir ininterrumpidamente durante al menos 30 segundos el punto dos. Sino el algoritmo no tiene suficientes resultados muestra a muestra a la hora de obtener el resultado final.

Finalmente, pensando en el usuario final, han desarrollado una versión de este sistema para dispositivos móviles Android y iOS mediante una aplicación que realiza el seguimiento en GPS, graba el conductor mientras conduce y ejecuta el algoritmo TEDD para la detección de somnolencia.

### 1.2.3 Adjacent pitch period comparison (APPC)

Este algoritmo fue desarrollado para la detección de tramos de habla útiles para los sistemas de procesamiento de voz, es decir, donde no hay solapamiento de distintas voces en la señal de audio [7].

Los tramos útiles son aquellos que compuestos enteramente por voz hablada y tienen una naturaleza periódica o más periódica que los no útiles. Debido a esta periodicidad, los periodos adyacentes han de tener una forma de onda parecida, es decir, en los lugares donde la señal sea periódica la diferencia entre un periodo y el siguiente sería nula. En cambio, cuando menos periódica sea la señal, mayor será la diferencia entre estos.

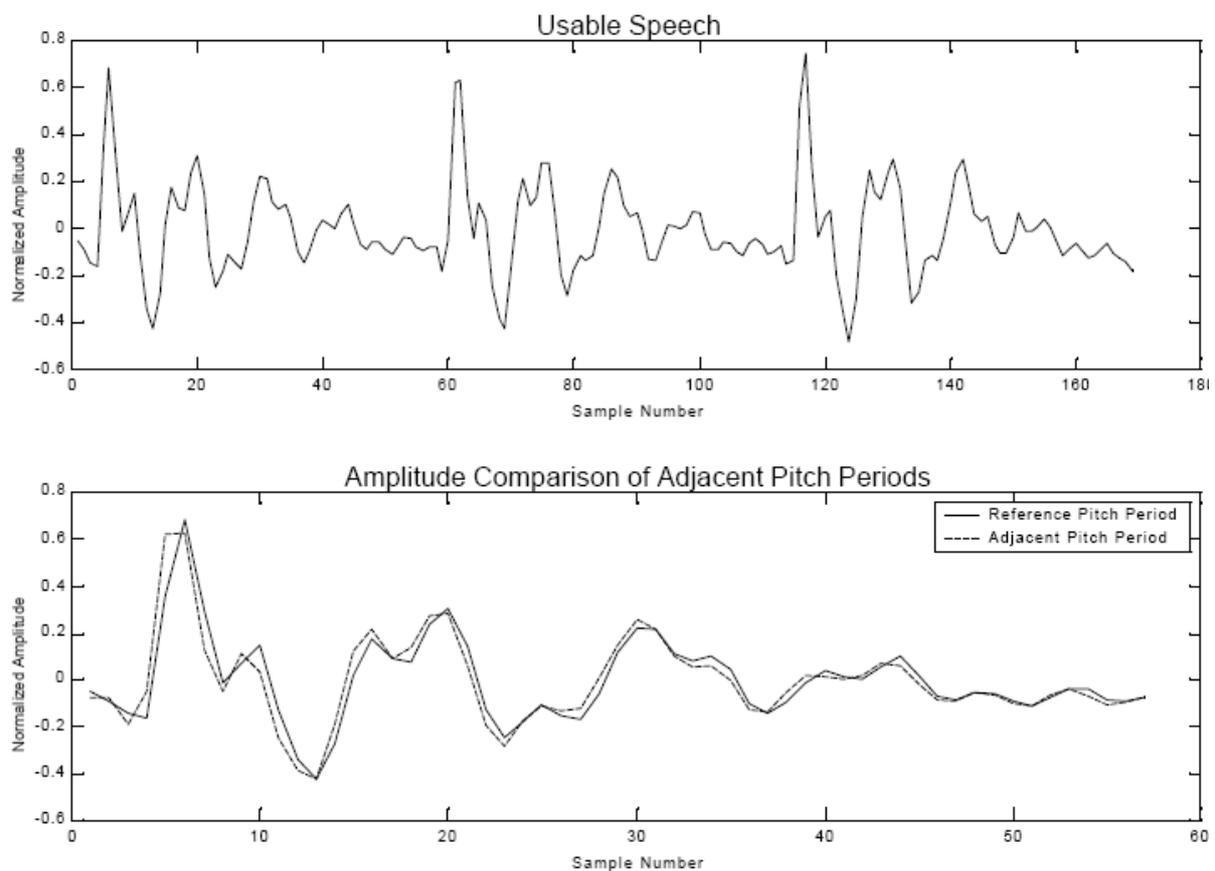


Figura 4: Habla útil (arriba) y comparación de la amplitud del periodo del pitch adyacente (abajo). Imagen extraída [7].

El funcionamiento del algoritmo es el siguiente. En primer lugar, se coge el primer tramo de 30 segundos más antiguo no analizado. Este está compuesto por como mínimo dos periodos completos. Para determinar qué periodos se han de comparar, primero se extrae la longitud del periodo del pitch<sup>1</sup> del tramo a partir de la distancia entre el pico en el origen y el siguiente pico de mayor amplitud de la autocorrelación del tramo.

$$\text{Autocorrelación}_{\text{no sesgada}} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x - \bar{x})^2$$

Una vez determinado el periodo, se coge desde el inicio del tramo un tramo de referencia de la longitud del periodo estimado y otro tramo adyacente de la misma longitud. Estos dos tramos nuevos contienen cada uno un periodo. Se compara muestra a muestra la amplitud. Si la suma total de la diferencia entre los dos tramos es mayor que un umbral, el tramo de referencia es marcado como no útil; sino es marcado como útil.

$$\text{Diferencia} = \sqrt{\sum_{i=1}^N (x_{1i} - x_{2i})^2}$$

Finalmente, se vuelve a escoger un nuevo tramo de 30 segundos a partir de la última muestra del tramo de referencia y se repite todo el proceso hasta que nos quedamos sin señal.

### 1.3 Objetivo

El objetivo primordial de este proyecto es desarrollar un sistema que permita separar los tramos útiles o no útiles de la señal de entrada para el algoritmo de detección de somnolencia posterior (TEDD). Por ello, el primer objetivo es desarrollar un prototipo en MATLAB para el procesamiento posterior de la señal. Posteriormente, con el fin de que el sistema pueda ser integrado en la aplicación móvil del TEDD, el prototipo en MATLAB será adaptado para funcionar en tiempo real y escrito en el lenguaje de programación Java.

### 1.4 Estructura de la memoria

Este documento presenta primero la naturaleza de la señal que nos podemos encontrar a la entrada del sistema TEDD. Es decir, que tipos de señal puede haber y que características las definen. A continuación, en el capítulo 3 se presenta el diseño e implementación del sistema realizado. Más adelante, en el capítulo 4 se explican los resultados obtenidos. Finalmente, en el capítulo 5 se presentan las conclusiones del proyecto y los próximos pasos a realizar. Al final del documento se encuentran los anexos y la bibliografía consultada.

---

1 Pitch: periodo del señal al realizar con la voz un sonido sonoro, por ejemplo, la consonante z

## 2 Naturaleza de la señal medida

### 2.1 Introducción

Para entender correctamente el sistema desarrollado, primero es necesario conocer como es la señal de respiración medida. Además, la primera fase de mi proyecto ha consistido en el análisis y búsqueda de los diversos patrones en la señal con el objetivo de poderlos utilizar posteriormente para la clasificación del señal. Por tanto, conocer cómo es la señal de respiración de una persona es necesario para poder entender después en qué patrones se basa el sistema de clasificación de señal desarrollado.

La señal medida puede ser: la respiración de una persona, la señal de respiración pero contaminada por algún artefacto o ruido o señal totalmente ruidosa. Por ello, se puede clasificar la señal como buena o mala.

Entendemos por señal buena toda aquella señal donde la persona respira normal, es adquirida correctamente y que no está influida o sólo hasta cierto punto por otro factor externo. Hay diversos tipos:

- Respiración de una persona despierta y sentada.
- Respiración de una persona somnolienta y sentada.
- Presencia de un signo de lucha.

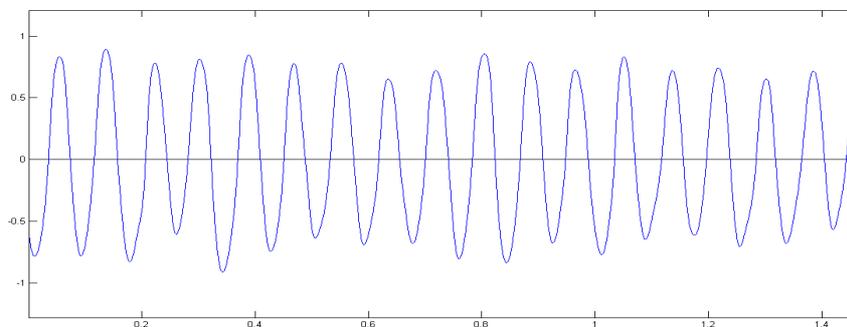
La señal mala es la señal de respiración pero deformada por un artefacto grande, la señal de respiración cuando una persona no respira bien o cuando la respiración no es adquirida correctamente. Por ello, la señal mala se puede clasificar en los siguientes tipos:

- Movimiento.
- Habla.
- Conversación.
- No existencia de señal.
- Movimiento respecto al sensor o desconexión.

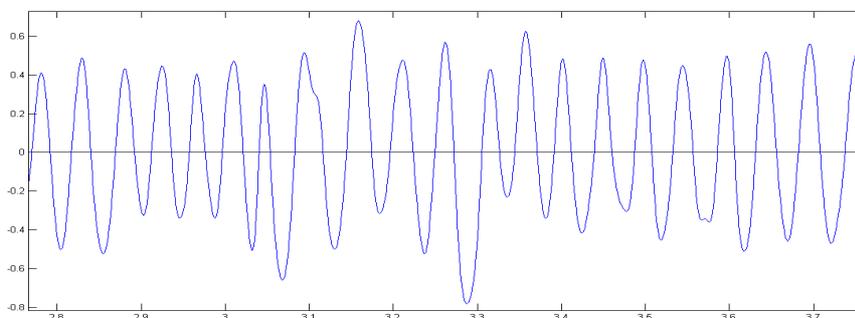
## 2.2 Señal buena

### 2.2.1 Respiración de una persona despierta y sentada

Aunque cada persona respira de una forma distinta, la señal de respiración se puede aproximar por una señal sinusoidal con una frecuencia cercana y con pocas variaciones de 0,2 Hz. Esta frecuencia equivale a 12 respiraciones por minuto. Además, tiene una amplitud casi constante y puede contener alguna pequeño artefacto. La frecuencia y amplitud no son constantes debido a que las personas nunca realizamos dos respiraciones exactamente iguales. En figuras 5 y 6 se puede observar lo descrito:



*Figura 5: Señal de respiración controlada a 12 respiraciones por minuto*



*Figura 6: Señal de respiración en una situación normal*

### 2.2.2 Respiración de una persona somnolienta y sentada

Se puede realizar la misma aproximación que en el caso de la respiración de una persona despierta y sentada (sección 2.2.1) pero con algunas diferencias. Al igual que en el caso anterior, la señal puede ser aproximada por una señal sinusoidal de amplitud casi constante con algunas imperfecciones. Sin embargo, tal y como vemos en la figura 7, debido a la somnolencia la respiración de la persona es irregular. Este efecto se aproxima mediante una modulación FM.

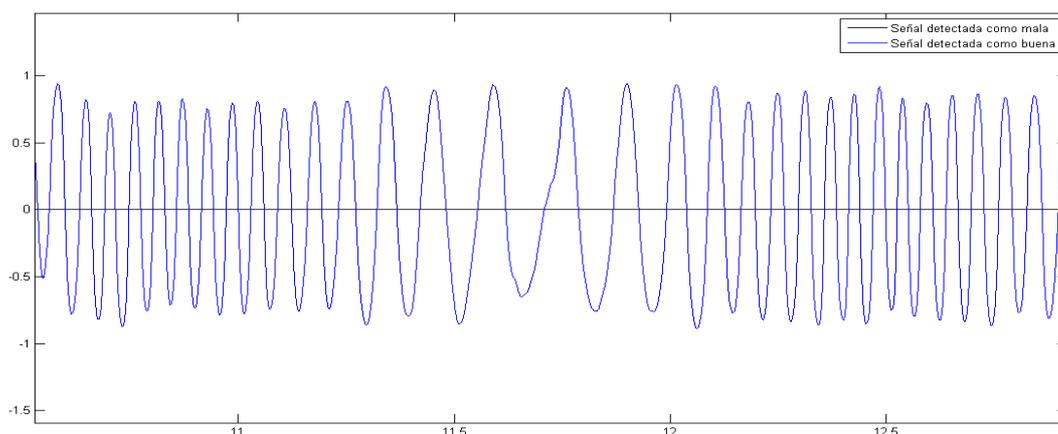


Figura 7: Señal de respiración de una persona somnolienta

### 2.2.3 Signos de lucha

Los signos de lucha pueden darse tanto en una persona despierta como somnolienta. Sin embargo, son más frecuentes y claros en la segunda situación.

Los signos de lucha siguen patrones derivados del movimiento del diafragma durante la realización de los mismos. Se pueden distinguir los dos patrones siguientes:

1. Un pico de amplitud variable seguido dentro de los próximos 5 segundos de una zona plana.
2. Un pico de amplitud variable seguido dentro de los próximos 5 segundos de una zona con baja variación y sin un cambio de signo en los valores de esta.

Cabe destacar que en los dos casos, según como se realice la inspiración y la espiración durante el signo de lucha, puede haber entre el pico y la zona plana o de baja variación oscilaciones de amplitud elevadas.

Los signos de lucha son los siguientes:

- Bostezo: es más común que siga el segundo patrón descrito. La amplitud del pico y la longitud de la zona de baja variación varía en cada uno. Depende en gran medida de cuán exagerado es el bostezo y de la persona que lo realiza. Este comportamiento se puede observar en la figura 8.

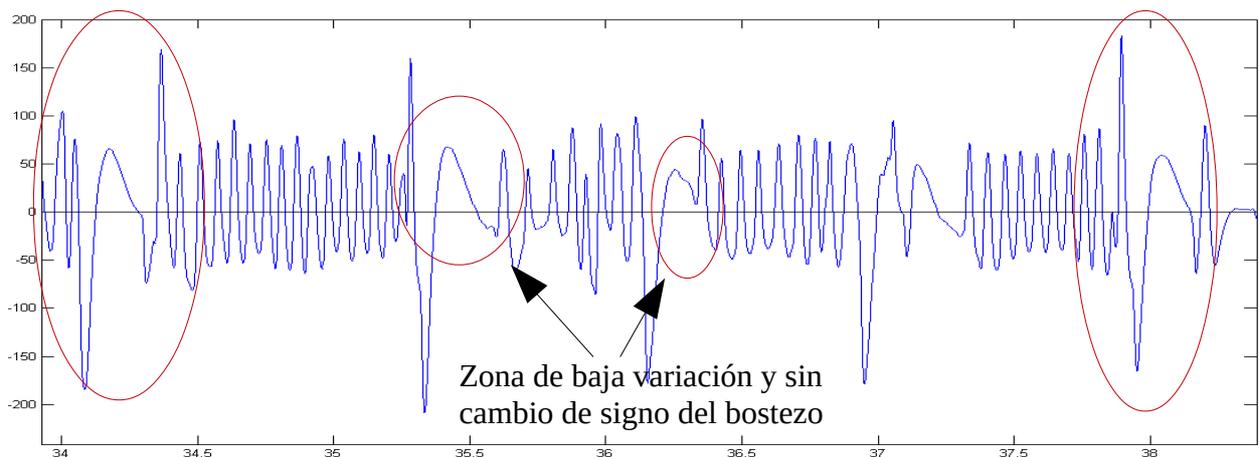


Figura 8: Serie de bostezos

- Apnea: es más común que siga el primer patrón aunque depende de cada persona en particular. La zona plana o de baja amplitud destaca porque es grande y pronunciada (figuras 9 y 10).

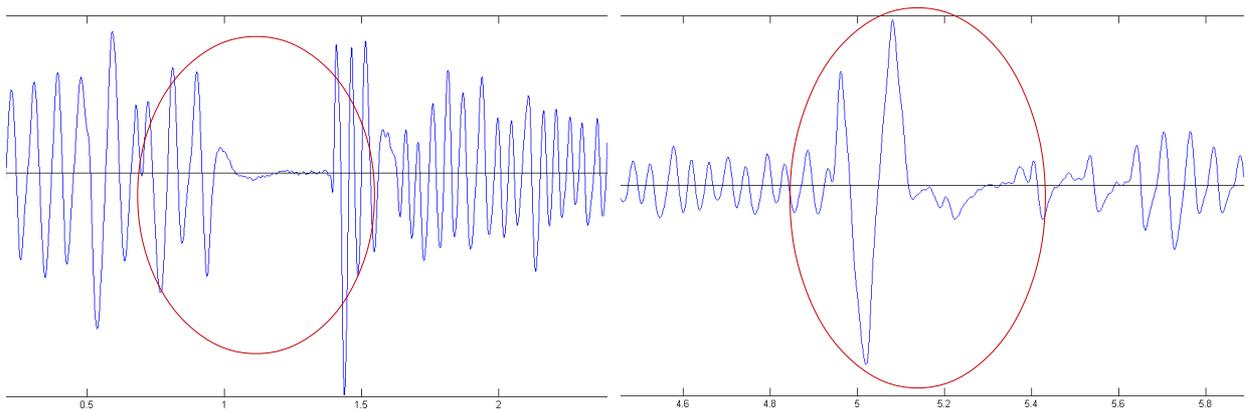


Figura 9: Apnea. Sigue el primer patrón

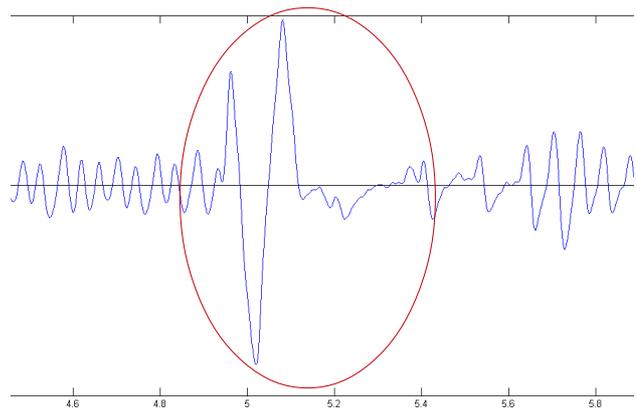


Figura 10: Apnea. Sigue el segundo patrón

- Suspiro: siguen el segundo patrón descrito. Sin embargo, el pico puede ser muy pequeño y la zona de baja variación muy corta quedando esta enmascarada por la respiración de la propia persona (figura 11). Es por ello que su detección es la más complicada de todos los signos de lucha.

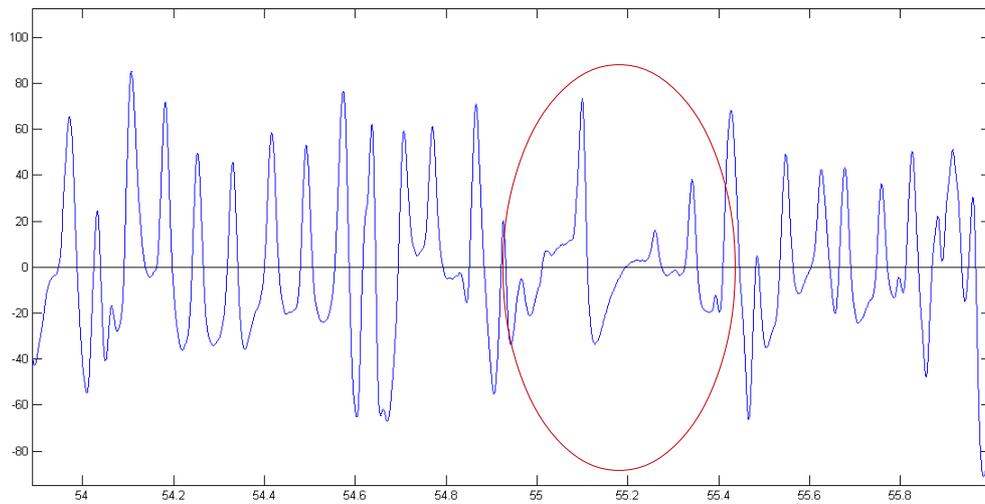


Figura 11: Suspiro

## 2.3 Artefactos

La característica fundamental de los artefactos es que degradan o destruyen la calidad de la señal de la respiración, dejándola inservible para ser utilizada por el algoritmo TEDD. Los artefactos pueden ser clasificados mediante dos clasificaciones distintas: según por el origen de estos o por la causa que los producen. La tabla 1 muestra la relación entre estas dos. En horizontal se muestra la clasificación por origen y, en vertical, por las causas que producen los artefactos.

Como se observa en la tabla 1, la clasificación por origen divide los artefactos en dos categorías: provocados por el usuario y debido al sistema de medida. Los primeros son independientes al sistema de adquisición y no se pueden evitar y, en cambio, los segundos varían según qué sistema de medida utilicemos. Finalmente, la clasificación por causa distingue los artefactos por: movimiento, habla, conversación, movimiento respecto al sensor o desconexión y no existencia de señal.

		Por origen	
		Provocados por el usuario	Debido al sistema de adquisición
Por causa	Movimiento		X
	Habla	X	
	Conversación	X	
	Movimiento respecto al sensor o desconexión		X
	No existencia de señal		X

Tabla 1: Relación de las dos métodos de clasificar los artefactos.

A continuación, se detallan las características de los posibles artefactos:

- **Movimiento:** en esta categoría entran todos los pequeños movimientos realizados por el conductor. Por ejemplo, si se utiliza una banda PLUX para adquirir la respiración, el artefacto “movimiento” puede ser el movimiento producido por el cinturón de seguridad cuando realizamos una curva. En el caso de los electrodos textiles, sería el pequeño desplazamiento del cuerpo encima del asiento.

La característica principal de este tipo de artefacto es la destrucción de la periodicidad de la señal. Además, un efecto secundario es la posible aparición de periodos contiguos parecidos. En general, a mayor movimiento, mayor será la destrucción. Sin embargo, si estos son pequeños y aislados, la señal puede continuar siendo buena.

A continuación, las figuras 12 y 13 ilustran este tipo de artefacto:

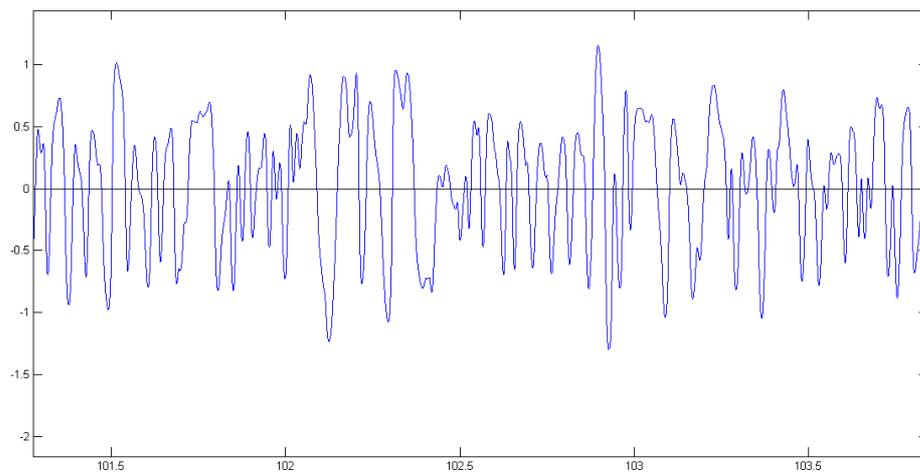


Figura 12: *Grandes movimientos continuados*

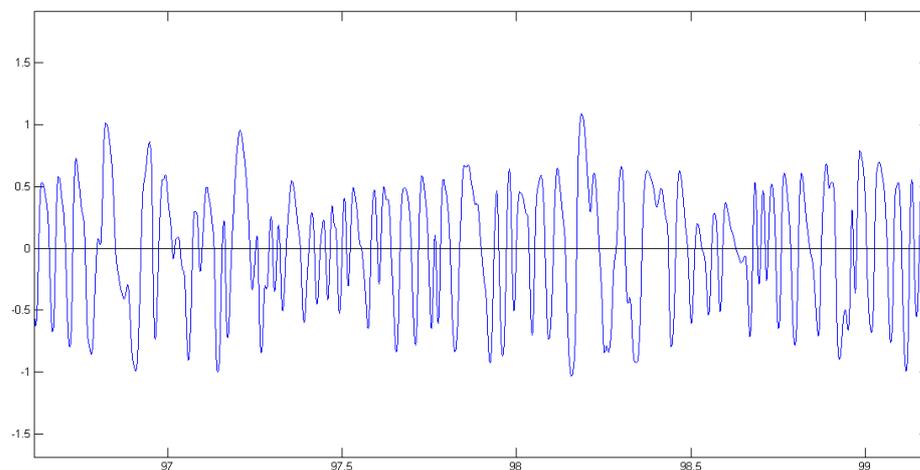


Figura 13: *Pequeños movimientos continuados*

- Habla: se produce cuando el usuario habla de forma continuada y sin parar. Su característica principal es la destrucción completa de la señal de respiración. Produce formas de señal muy diversas que en algunos casos cumplen con los patrones de los signos de lucha. A continuación se muestran un ejemplo:

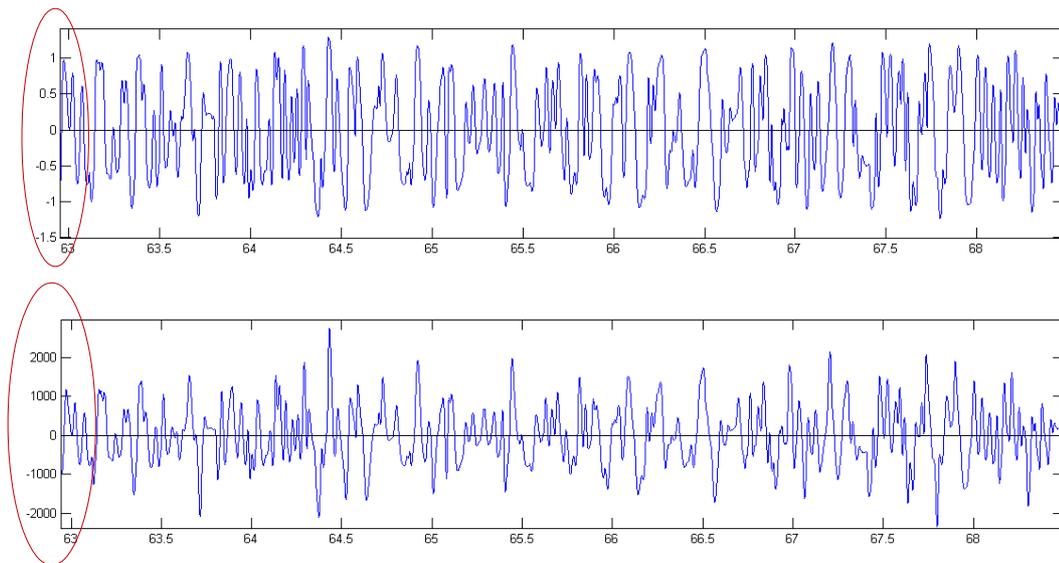


Figura 14: Mismo tramo de habla filtrado y normalizado (gráfica superior) o únicamente filtrado (gráfica inferior)

- Conversación: está formada por tramos de respiración intercalados con tramos cortos de habla. Estos tramos cortos duran el tiempo suficiente para decir una o dos palabras. Este tipo de artefactos se produce generalmente en una conversación entre el conductor y su acompañante cuando el primero está escuchando la mayor parte del tiempo y sólo responde con un “sí”, un “me gusta”,... al segundo. Si es el conductor quien está hablando la mayor parte del tiempo, entonces el artefacto se clasifica como habla.

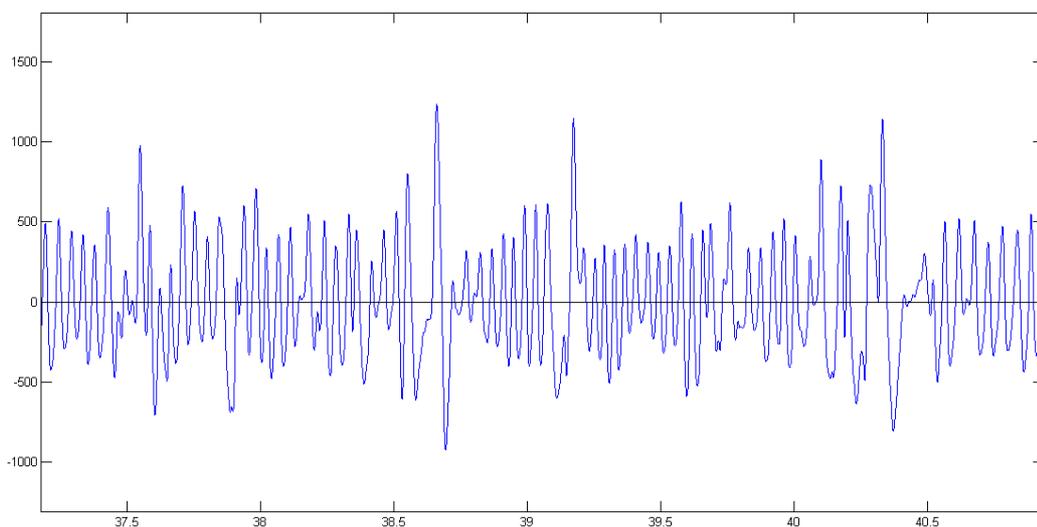


Figura 15: Conversación

- Movimiento respecto al sensor o desconexión: puede ocurrir cuando se está midiendo con una cámara la respiración, por ejemplo la Kinect de Microsoft, y el

usuario se inclina. Además, también puede ocurrir cuando, utilizando electrodos textiles, el usuario se desconecta de ellos un instante. La forma de onda que produce es un pico elevado y muy estrecho. La amplitud de este pico depende de la desconexión/movimiento.

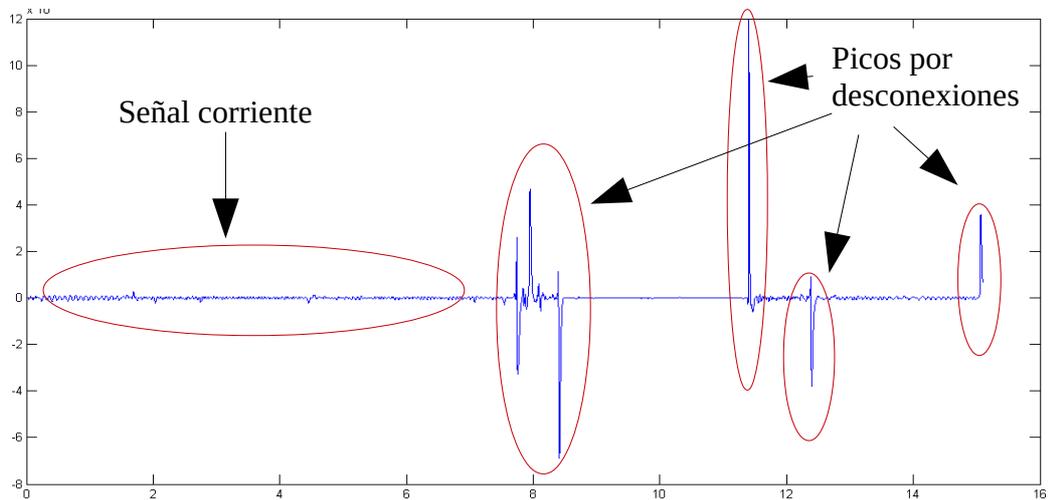


Figura 16: Picos de desconexión con electrodos textiles

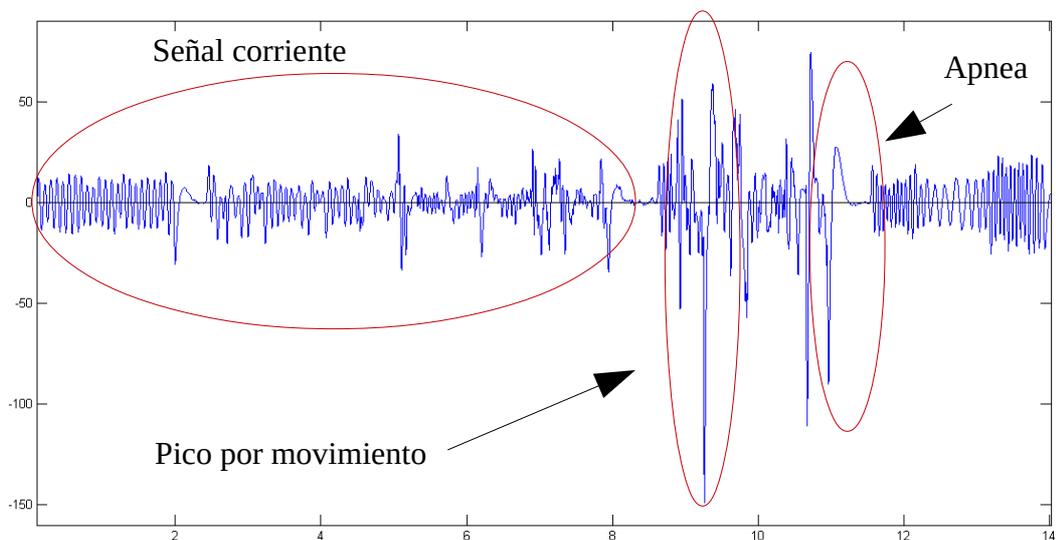
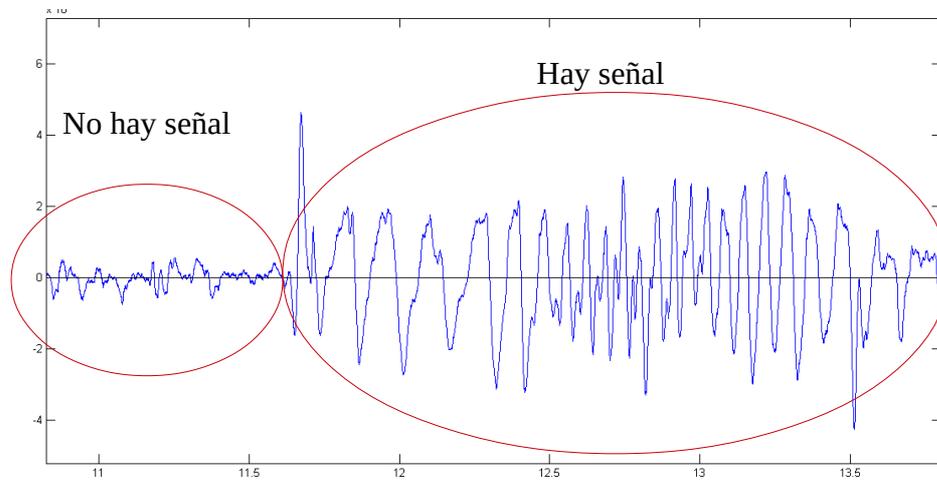


Figura 17: Picos con la Kinect debido al movimiento respecto al esta

- No existencia de señal: se produce cuando la persona está desconectada del sistema de media, es decir, sólo existe señal ruidosa. Un ejemplo de esta situación es cuando un usuario de la banda PLUX desconecta el aparato de medida de la banda. La característica esencial de este artefacto es la existencia de una señal con amplitud pequeña o muy pequeña respecto a cuando existe señal de respiración. Si se está midiendo con electrodos textiles, en algún caso, puede contener parte de respiración

debido a que la electricidad consigue encontrar un camino y cerrar el circuito.



*Figura 18: Tramo sin señal*

## 3 Diseño e implementación del sistema

### 3.1 Introducción

El sistema desarrollado permite detectar, en la señal de entrada, los tramos útiles existentes para el posterior procesamiento mediante el algoritmo TEDD. Para desarrollar este sistema, primero se ha construido un prototipo sobre MATLAB. Se ha utilizado MATLAB por estar enfocado al tratamiento de vectores y matrices, la gran cantidad de funciones matemáticas que implementa, la facilidad de debugar y la rapidez con el que se desarrollan los programas. Una vez el prototipo ha estado completamente desarrollado y testeado se ha portado al lenguaje de programación orientado a objetos Java y se ha adaptado para su funcionamiento en tiempo real.

Durante la mayor parte del capítulo la explicación se referirá al funcionamiento del prototipo. Sólo al final se explicarán las particularidades del sistema implementado en Java y sus diferencias respecto al prototipo. Finalmente, para el diseño de los dos sistemas se ha considerado que deberán ejecutarse en dispositivos con una potencia de cálculo limitada (móviles).

### 3.2 Estructura del sistema

El sistema se compone de varias etapas concatenadas entre ellas. El sistema tiene como entrada la señal adquirida. En primer lugar, acondiciona la señal para mejorar su calidad. A continuación, se decide que muestras son buenas o malas. Después se realiza un filtrado de resultados obtenidos y finalmente se decide que tramos son útiles o no para el TEDD. Las etapas del sistema están representadas en la siguiente figura:

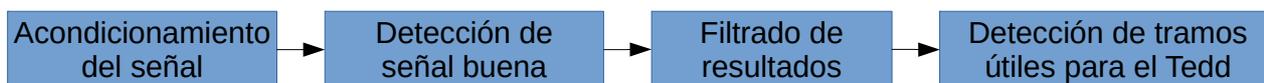


Figura 19: Etapas del sistema

Como vemos en la figura 20, la señal de entrada se acondiciona de forma distinta según qué método de detección de señal buena que se vaya a utilizar. La segunda etapa se compone de cuatro algoritmos: diferencia entre periodos, detector de FM, detector de signos de lucha y detector de movimiento/desconexión. Los tres primeros se enfocan en la detección de la señal buena y el último en la detección de señal mala. Al final de esta segunda etapa se juntan los resultados. Finalmente, las etapas restantes del sistema las conforma un único algoritmo.

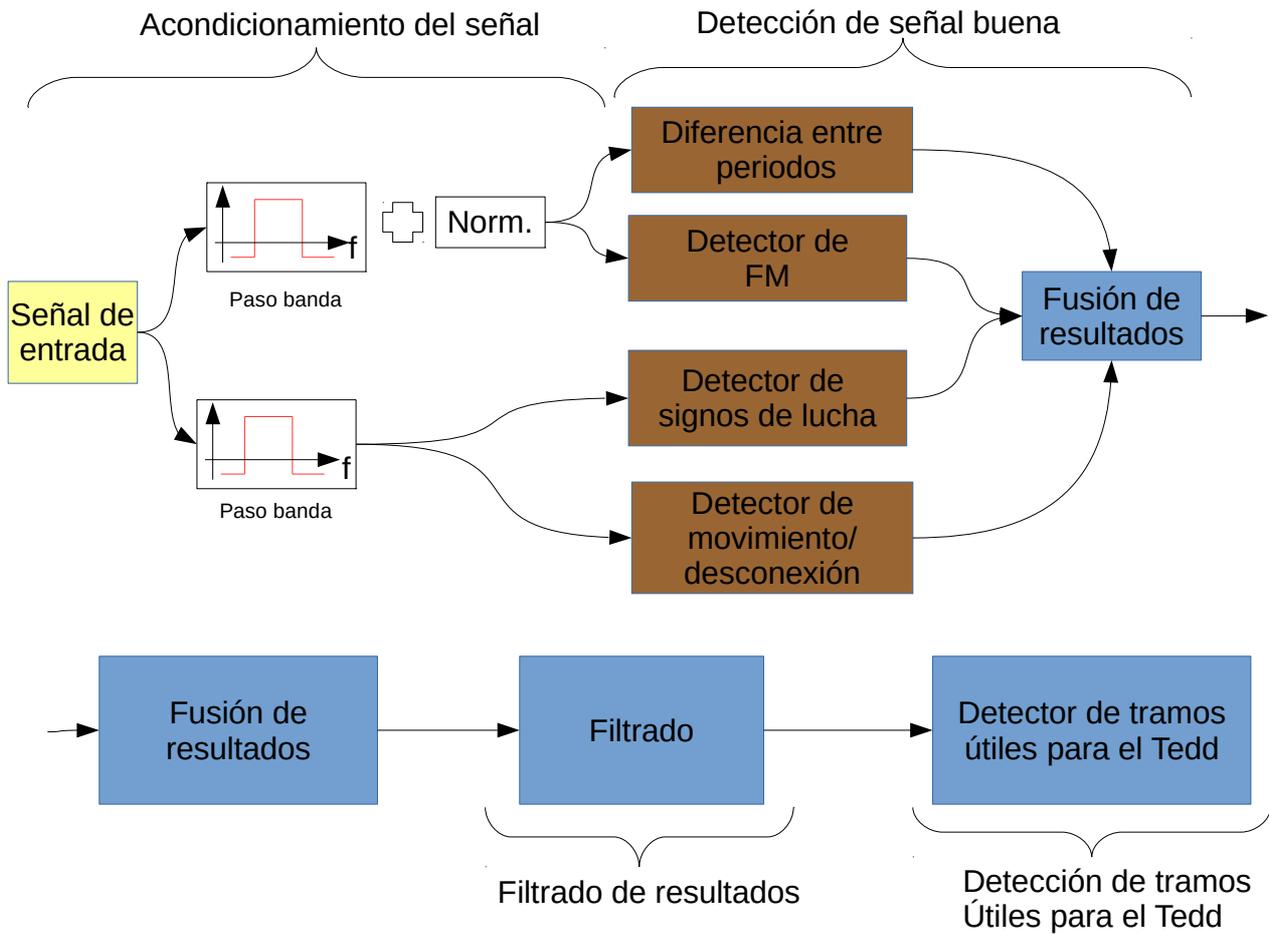


Figura 20: Algoritmos del sistema

### 3.3 Acondicionamiento de la señal

Esta primera etapa se basa en los mismos principios e ideas que la etapa de acondicionamiento de señal que hay en el algoritmo TEDD. La señal se filtra paso banda para eliminar el ruido presente y eliminar la componente continua de la señal. También, en algún caso, se realiza una normalización en amplitud para conseguir una amplitud más constante de la señal y reducir los artefactos. No siempre se realiza esta normalización porque esta afecta a los picos de la señal que son necesarios para el correcto desempeño de los algoritmos de detector de los signos de lucha y detector de movimiento/desconexión.

El filtrado de la señal se realiza mediante un filtro paso banda formado por dos filtros en cascada de Butterworth de orden dos. El primero es un filtro paso alto con frecuencia de corte de 0.05 Hz que elimina la componente continua de la señal. El segundo es un filtro paso bajo con frecuencia de corte 0.5 Hz o 1 Hz dependiendo del sistema de medida empleado. La calidad de la señal obtenida sin filtrar varía según el sistema de medida y por ello si la señal ya es buena, se filtra

a 1 Hz con el objetivo de deformar en la menor medida posible la señal. Sino, se filtra a una frecuencia de corte de 0,5 Hz. El proceso de normalización se realiza mediante la arcotangente de la señal y su desviación típica.

### 3.4 Detección de señal buena

El objetivo de esta etapa es la correcta detección de la señal buena existente dentro de la señal de entrada. La señal buena es el pilar fundamental para la posterior decisión sobre que muestras son útiles para el TEDD.

A diferencia de las otras etapas, esta se compone de más de un algoritmo debido a la dificultad de la detección de señal buena. Estos algoritmos son: diferencia entre periodos, detector de FM, detector de signos de lucha y detector de movimiento/desconexión. Al final de la etapa se fusionan los resultados de los diversos algoritmos para ofrecer un único resultado a las etapas posteriores del sistema.

#### 3.4.1 Diferencia entre periodos

En nuestro sistema podemos clasificar la mayoría de señal de entrada como periódica o aleatoria correspondiendo la periódica con la señal buena y la aleatoria con la señal mala.

Justamente el método APPC se fundamenta en esta diferencia para clasificar los tramos donde sólo existe una única voz o donde hay un solapamiento de diversas voces. Es por ello que se utiliza este método con algunas modificaciones para crear el algoritmo de diferencia entre periodos.

Primero, a la señal se le aplica el algoritmo APPC sin ningún tipo de modificación. Una vez finalizado este, se realiza una corrección de los resultados obtenidos, explotando las características de la señal respiratoria.

Como indica el algoritmo APPC, primero seleccionamos el primer tramo de 30 segundos de la señal no analizado. A continuación, estimamos el periodo existente mediante la estimación de la autocorrelación no sesgada.

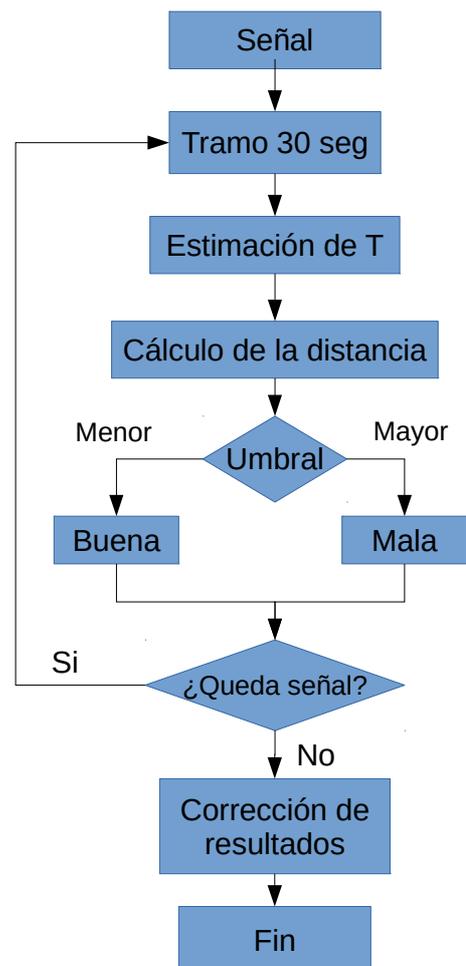


Figura 21: Diagrama de flujo del algoritmo

$$\text{Autocorrelación}_{\text{no sesgada}} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x - \bar{x})^2$$

El periodo es la distancia entre el pico en el origen y el siguiente pico mayor. Escogemos los dos primeros, normalizamos por separado la amplitud de cada uno de ellos y finalmente calculamos la diferencia entre ellos. Esta diferencia es la distancia euclídea entre las muestras de cada periodo:

$$\text{Diferencia} = \sqrt{\sum_{i=1}^N (x_{1i} - x_{2i})^2}$$

Si la diferencia no supera un cierto umbral se marca el primer periodo del tramo como señal buena, sino se marca como mala. Finalmente, miramos si hay más tramos de 30 segundos de señal a partir del final del primer periodo del tramo. Si los hay volvemos al principio del proceso, es decir, seleccionamos un nuevo tramo de 30 segundos y aplicamos otra vez todos los pasos. En caso contrario, realizamos la corrección de los resultados siguiendo las siguientes normas:

1. Si un periodo está marcado como bueno pero los dos periodos adyacentes son malos, el umbral disminuye un cierto factor y se vuelve a evaluar el periodo para comprobar si es bueno. Esta corrección se realiza porque dos periodos adyacentes pueden parecerse bastante aunque no sean señal buena (sección 2.3). Por tanto, si estamos en medio de un tramo de señal mala, es más probable que continúe siendo así y que no sea un tramo muy corto de señal buena. Por ello, se utiliza un umbral más restrictivo para reflejar esta situación.
2. En un tramo bueno, puede haber un pequeño artefacto que haga aumentar la diferencia entre los periodos. Por ello puede marcarse un periodo como malo aunque la señal continúe siendo buena. Es por ello que si un periodo está marcado como malo pero los dos periodos adyacentes son buenos, el valor del umbral aumenta y se vuelve a evaluar el periodo para comprobar si es bueno.
3. Si los tres periodos previos son buenos y los dos siguientes malos, el periodo actual se marca como bueno. Esta corrección se debe a que el algoritmo APPC compara un periodo con el siguiente. Si el primero es bueno y el siguiente es malo, la diferencia será elevada y dará lugar a un falso negativo.

### 3.4.2 Detector de FM

Como se ha comentado antes (sección 2.2), la señal de respiración es una señal FM de frecuencia portadora cercana y casi constante de 0,2 Hz. Por tanto, si la señal de entrada cumple con las características anteriores, la señal demodulada será una señal casi constante. Sólo contendrá variaciones pequeñas en amplitud que reflejan las variaciones en el ritmo de respiración de la

persona. En cambio, sino es la señal de entrada una señal FM, la señal demodulada tendrá picos elevados.

En primer lugar toda la señal se demodula como si fuese una señal FM con frecuencia portadora 0,2 Hz y desviación de frecuencia 0,1. El valor de la frecuencia portadora es 0,2 Hz porque equivale al ritmo normal de respiración de una persona. Sin embargo, este valor no influye en el resultado del detector de FM ya que únicamente aporta una componente continua a la señal demodulada si no se escoge bien su valor. El valor de la desviación típica es arbitrario. Simplemente se ha de cumplir la fórmula siguiente para que el resultado no varíe:

$$\text{Desviación típica} * \text{Umbral} = \text{cte}$$

A continuación, con la señal demodulada se estima la varianza instantánea de la señal mediante una ventana deslizante de 3 segundos y longitud 15 s. El desplazamiento de la ventana y su longitud están escogidos para que a la hora de realizar la estimación en tramos de señal malos, siempre se coja los picos que aparecen y hagan elevar el valor de esta. Si se escoge una ventana demasiado pequeña, dentro de los tramos malos pueden aparecer falsos positivos. Si la varianza estimada no supera el umbral se marca el tramo de 3 segundos de señal como bueno, sino es marcado como malo. Finalmente, se realiza una corrección de los resultados consistente en que los tramos adyacentes a un tramo marcado inicialmente como bueno se marcan también como buenos. Esta corrección se realiza porque en la estimación de las varianzas de esos tramos, marcados al principio como malos, ha influido la amplitud mayor de los tramos malos que ha invalidado el valor del cálculo de la varianza.

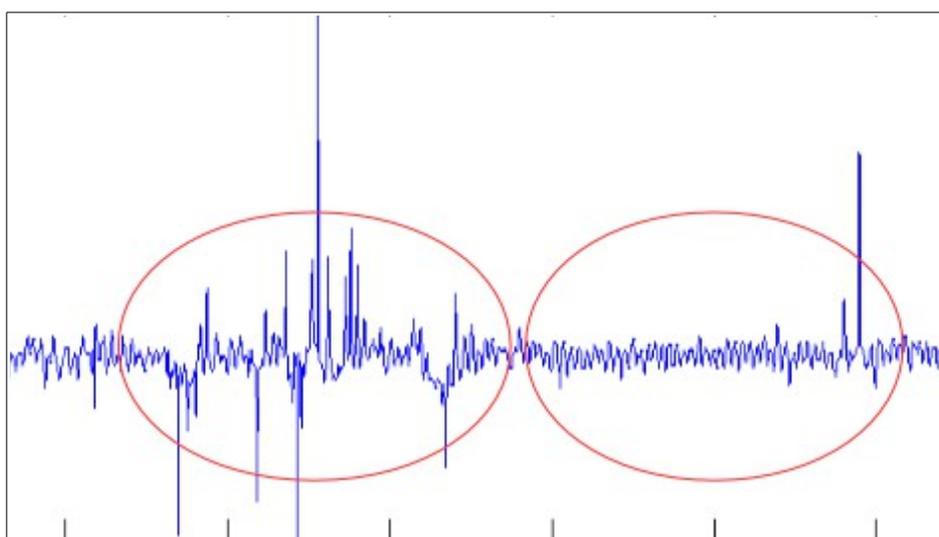


Figura 22: Tramo de 7 minutos de señal demodulada.

### 3.4.3 Detector de signos de lucha

Los métodos explicados hasta ahora se centran en explotar las diferencias entre señal periódica y aleatoria. No hay ninguno que detecte el patrón de signo de lucha. Estos no tienen una forma periódica y son tomados por los otros algoritmos presentados hasta ahora como señal mala. Es por tanto necesario crear un algoritmo específico para detectar el patrón de signo de lucha dentro de la señal.

Primero, dividimos toda la señal de entrada en tramos de 5 segundos mediante una ventana deslizante de 2,5 segundos y longitud 5 s. En cada uno de estos tramos estimamos su desviación típica. A continuación, buscamos en los 15 segundos anteriores el máximo absoluto de la señal. Si alguna muestra de estos 15 segundos anteriores está marcada por el detector de movimiento/desconexión como señal mala, el valor de aquella muestra se ignoran. Seguidamente, calculamos el siguiente ratio para ver la relación existente entre el máximo encontrado con la desviación típica calculada:

$$\text{Ratio} = \frac{A_{\text{pico}}}{\sigma}$$

Dependiendo del valor del ratio se procede de forma distinta:

1. Si supera un umbral estricto, se detecta como signo de lucha. Se marca señal buena desde medio periodo antes del pico encontrado hasta el final del tramo de 5 segundos analizado.
2. Sino supera el primer umbral estricto pero si otro más relajado, se procede a buscar si coincide con el segundo patrón descrito en la sección 2.2.3. Es decir, un pico de amplitud variable seguido dentro de los próximos 5 segundos de una zona con baja variación y sin un cambio de signo en los valores de esta. Si cumple con el patrón de signo de se marca como señal buena desde medio periodo antes del pico encontrado hasta el final del tramo de 5 segundos analizado.
3. Sino supera ninguno de los dos umbrales anteriores pero la amplitud del tramo es baja y le

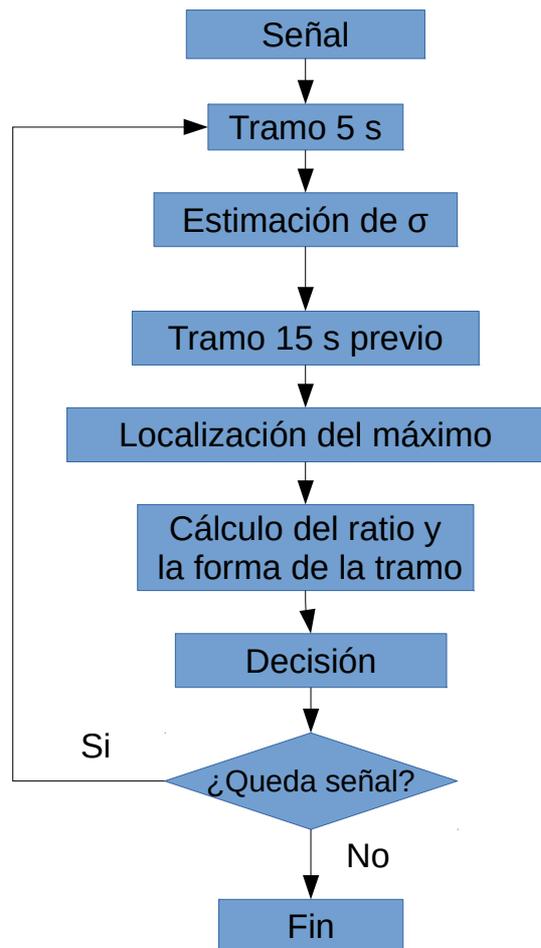


Figura 23: Diagrama de flujo del algoritmo

precede un tramo marcado por el detector de signo de lucha como bueno, se marca también como bueno. Este tramo forma parte de la zona de baja amplitud de los signos de lucha pero queda demasiado lejos del pico para que se utilice su amplitud en el cálculo del ratio.

4. Debido a que los métodos de detector de FM y diferencia entre periodos les cuesta volver a detectar correctamente la señal después de un signo de lucha, si no es ninguno de los casos anteriores pero uno de los dos tramos anteriores se han detectado como signo de lucha, se marca como señal buena.
5. Si no es ninguno de los casos anteriores se marca el tramo de 5 segundos como malo.

### 3.4.4 Detector de movimiento/desconexión

Hay algunos artefactos relacionados con el sistema de medida que se utilice que pueden ser detectados como señal buena por los otros métodos. En concreto, en los distintos sistemas de medida utilizados se han detectado dos situaciones distintas, picos elevados que simulan signos de lucha o cuando no hay señal y sólo existe señal ruidosa. Como se ha explicado antes en el capítulo 2, los primeros se producen debido a movimientos respecto al sensor si se utiliza una cámara para extraer la respiración o las desconexiones del usuario con los electrodos textiles (ver en detalle en la sección 2.3). Es por tanto necesario un algoritmo que detecte estas situaciones y marque la señal como mala.

Para detectar cuando no hay señal, la señal de entrada se divide en tramos de 20 segundos mediante una ventana deslizante de 2,5 segundos y longitud 20 s. A continuación estimamos la desviación típica en cada tramo. Si esta no supera un umbral mínimo calculado a partir de la señal buena detectada por diferencia entre periodos y detector de FM, todo el tramo se marca como malo.

A continuación, para detectar los picos provocados, entre otros por las desconexiones del usuario con los electrodos textiles, calculamos la derivada en cada muestra del tramo mediante la diferencia de amplitud entre estas. Al ser estos picos más abruptos que los creados por un signo de lucha o la señal de respiración la derivada obtenida es mayor. Finalmente, se compara la derivada de cada muestra con un umbral. Si lo supera se marca como señal mala los 2 segundos previos y los 10 posteriores de señal, independientemente del valor que tenía. Sólo en caso de que no supere el umbral y no haya sido marcada previamente la muestra se marca como buena.

### 3.4.5 Fusión de resultados

Cada algoritmo de la etapa de detección de señal buena está enfocado a buscar algunas de las características que definen la señal como buena o mala. Es por ello que al aplicarlos todos, obtenemos cuatro resultados distintos. Por tanto, es necesario juntarlos, ponderando las

particularidades de cada uno de ellos, en un único resultado para obtener la decisión muestra a muestra de señal buena o mala de esta etapa.

En primer lugar, cabe recordar que los algoritmos de diferencia entre periodos, detector de FM y detector de signos de lucha se enfocan específicamente en la detección de algunas de las diversas características que definen la señal buena. Como no abarcan todas ellas, el único resultado seguro se obtiene cuando la muestra está marcada como buena. En cambio, con el detector de movimiento/desconexión sucede justo lo contrario, se enfoca exclusivamente en detectar señal mala.

Teniendo en cuenta lo comentado anteriormente, se ha fusionado los resultados de la siguiente manera:

1. Toda la señal se supone mala al principio.
2. En aquellos lugares donde una muestra se ha marcado como buena en al menos uno de los siguientes algoritmos se marca como buena: diferencia entre periodos, detector de FM y detector de signos de lucha.
3. Finalmente, las muestras marcadas como malas por el detector de movimiento/desconexión son marcadas como malas en el resultado fusionado.

### 3.5 Filtrado de resultados

Una vez conseguido detectar la señal buena pero antes de empezar a detectar los tramos útiles para el TEDD es necesaria esta etapa por las siguientes razones:

1. Existencia de falsos negativos en la etapa de detección de señal buena.
2. Presencia, en la señal de entrada, de espurios y artefactos pequeños que provocan que la señal sea marcada como mala pero que no afectan al resultado del algoritmo TEDD.
3. La necesidad del TEDD de esperar 5 periodos antes de volver a mostrar resultados.
4. El muestreo minuto a minuto que realiza el TEDD de sus propios resultados muestra a muestra. Esto implica que si un tramo de señal buena no dura lo suficiente para que durante al menos 30 segundos el TEDD pueda dar nuevos resultados muestra a muestra no es útil. Es decir, aproximadamente necesitamos un tramo de minuto de señal buena ininterrumpida para que este sea útil.

5. Los tramos cortos de señal mala rodeados de tramos largos de señal buena no afectan a los resultados del TEDD.

Por tanto, con esta etapa se quiere evitar que por un error en la etapa de detección de señal buena o por un pequeño artefacto dentro de un tramo de 1 minuto de señal mayoritariamente buena se descarte por el sistema. Aún cuando no afecte al resultado del TEDD. Es por ello que en esta etapa los tramos cortos de señal mala se marcan como buenos si cumplen con las siguientes tres condiciones:

1. El tramo malo dura menos de 30 segundos
2. El tramo es malo porque de los algoritmos de diferencia entre periodos, detector de FM y detector de signos de lucha no lo han marcado como bueno.
3. Los tramos de señal buena adyacentes duran más que el tramo malo.

En la siguiente figura podemos ver el resultado:

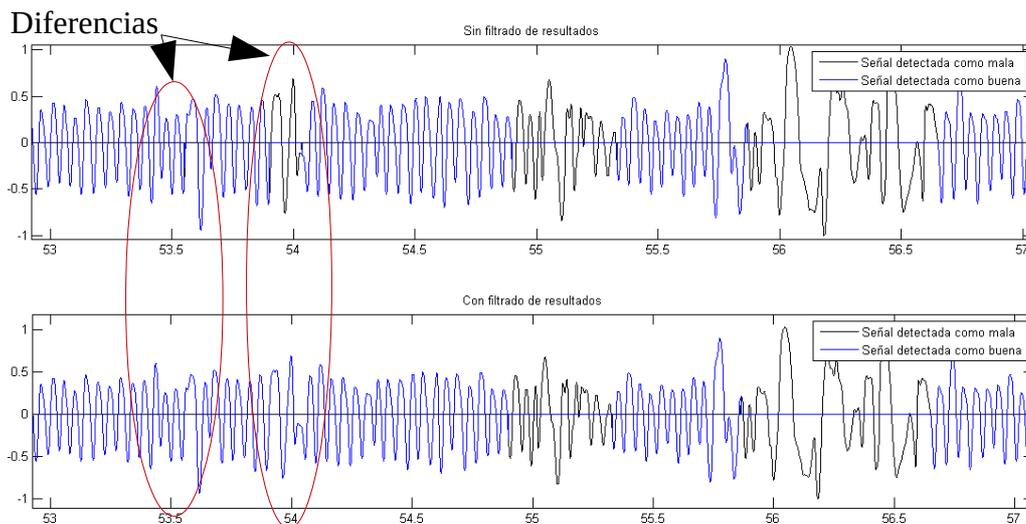


Figura 24: Resultado de la etapa. Arriba los resultados sin filtrar y abajo los resultados filtrados.

### 3.6 Detección de tramos útiles para el TEDD

El objetivo de esta etapa es indicarle al TEDD aquellas muestras útiles para él, es decir, aquellas muestras que cumplen con las condiciones de este (sección 1.2.2). Para llevar a cabo este objetivo, como el nombre de la etapa indica, se detectan los tramos útiles para el TEDD existentes en la señal. La detección de estos tramos se realiza mediante el siguiente algoritmo:

1. Se supone que toda la señal de entrada no es útil.
2. Se evalúa qué tramos de señal contienen como mínimo 5 periodos de señal detectada como buena. Estos son marcados como útiles, es decir, las muestras que lo componen se marcan como muestras útiles para el TEDD.
3. Para aquellos tramos marcados como útiles, se mira si a partir del quinto periodo, incluido este, hay 30 segundos de señal útil. Si no cumple con esta condición el tramo se vuelve a marcar como no útil ya que es demasiado corto.

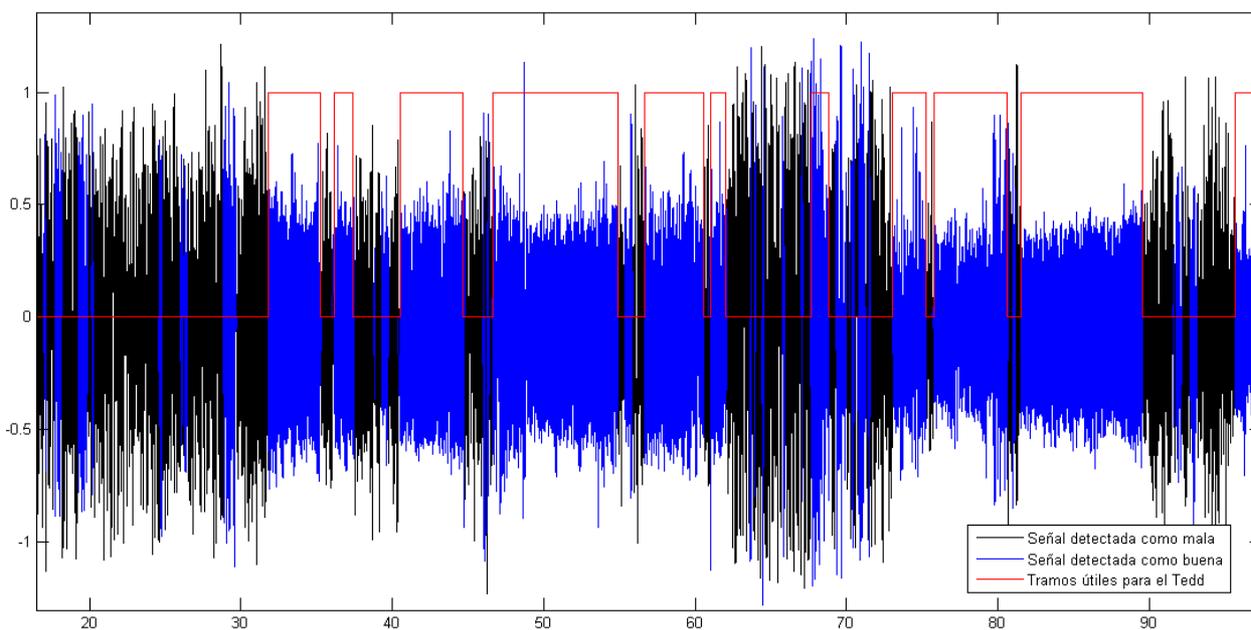


Figura 25: Resultado de la detección del tramos TEDD. El valor 1 de la línea roja indica muestra útil

## 3.7 Funcionamiento en tiempo real

El sistema en tiempo real implementado en Java ya no es un prototipo. Permite la implementación en situaciones reales donde se requieren resultados sin tener toda la señal completa y puede ser utilizado en aplicaciones para el sistema Android con el TEDD en su versión de aplicación móvil.

### 3.7.1 Latencia del sistema

El sistema en tiempo real tiene una latencia con respecto a la señal de entrada. Esta en principio no es constante y depende de los diversos algoritmos del sistema. Sin embargo, para evitar

la modificación del algoritmo TEDD, los resultados de tramos útiles se guardan en un buffer con el objetivo de que el sistema tenga siempre una latencia constante.

La latencia final del sistema es la suma de las latencias de cada etapa del sistema. Por ello es necesario conocer la latencia que introduce cada algoritmo que conforma el sistema. En las siguientes tablas podemos ver los retrasos máximos y mínimos introducidos por cada algoritmo y etapa del sistema:

	Retraso mínimo (s)	Retraso máximo (s)
Acondicionamiento de señal	0	0
Diferencia entre periodos	36	60
Detector de FM	35	35
Detector de signos de lucha	40	40
Detector de movimiento/desconexión	40	40
Fusión de resultados	0	0
Filtrado de resultados	0	40
Detector de tramos TEDD	0	30 + 4 periodos

Tabla 2: Retraso en segundos de los distintos algoritmos.

	Retraso mínimo (s)	Retraso máximo (s)
Acondicionamiento de señal	0	0
Detección de señal buena	40	60
Filtrado de resultados	0	40
Detección de tramos útiles para el TEDD	60 <sup>2</sup>	60

Tabla 3: Retraso en segundos de las diversas etapas

La latencia del sistema es entonces:

$$\begin{aligned}
 Latencia_{m\acute{a}xima} &= \sum \text{Retraso m\acute{a}ximo de cada etapa} \approx 160 \text{ s} \\
 Latencia_{m\acute{i}nima} &= \sum \text{Retraso m\acute{i}nimo de cada etapa} \approx 100 \text{ s}
 \end{aligned}$$

Para poder garantizar una latencia constante es necesario dimensionar el buffer final de

2 Tal y como esta implementado el algoritmo en Java necesita tener siempre un retraso fijo. Es por ello que contiene un retraso constante de 60 segundos para incluir la hipotesis del retraso maximo. Supone que el periodo maximo del seal es de 7,5 segundos.

resultados para el peor escenario posible. Por tanto, el sistema tiene una latencia constante de 160 segundos respecto a la señal de entrada.

### 3.7.2 Diferencias respecto al prototipo en MATLAB

Los dos sistemas desarrollados son muy parecidos, en los dos casos contienen los mismos algoritmos y etapas. A continuación, explico las diferencias que hay en cada etapa.

#### ***Acondicionamiento de la señal***

Se continúa realizando el filtrado con filtros de Butterworth de orden 2 pero la señal es filtrada por el algoritmo TEDD y no por MATLAB. Estos son un poco distintos provocando que algunas veces los resultados del sistema puedan variar respecto al código en MATLAB. Sin embargo, estas diferencias son muy pequeñas ya que los resultados de cada tramo sólo se diferencian por una muestra o dos.

#### ***Detección de señal buena***

En la etapa de detección de señal buena hay más diferencias entre los dos sistemas y depende de cada algoritmo en concreto. En cualquier caso, todos tienen en común que por cada muestra nueva que llega al sistema este debe comprobar, para cada uno de ellos, si tiene suficientes muestras no analizadas por ese algoritmo en concreto antes de aplicarlo. Si puede se aplica el algoritmo pero si no, se guarda la muestra en un buffer y se queda a la espera de la llegada de una nueva muestra. A continuación, se detallan las otras diferencias que existen en cada uno de los algoritmos:

- Diferencia entre periodos: para escoger el tramo de 30 segundos sólo utiliza las muestras no analizadas del buffer. Además durante un tiempo los resultados se guardan de forma temporal en otro buffer para poder realizar la corrección de estos. La corrección de los resultados no espera hasta haber analizado toda la señal sino que cada vez que se calcula una diferencia entre periodos se aplica la corrección sobre el antepenúltimo resultado obtenido por el algoritmo.
- Detector de FM: utiliza tanto muestras analizadas como sin analizar. Como no podemos aplicar la demodulación FM a toda la señal, esta se aplica por tramos de 15 segundos. Tal y como está explicado en el anexo 6 se debe utilizar en la demodulación más señal de la estrictamente requerida. A fin de disminuir la deformación de los picos en la señal demodulada, son una parte fundamental en el algoritmo, se utiliza 20 segundos como margen de seguridad a cada lado del tramo deseado. Además, como también se comenta en este anexo, se filtra la señal obtenida mediante un filtro paso bajo de frecuencia de corte normalizada 0,3. Finalmente, el demodulador de FM implementado en Java no tiene en

cuenta la frecuencia portadora de la señal. Por tanto, la señal demodulada no es la misma que en MATLAB ya contiene una componente continua proporcional a la frecuencia portadora. Sin embargo, como ya se explicó anteriormente (sección 3.4.2) esta componente no afecta al resultado del método.

- **Detector de signos de lucha:** en la estimación de la mitad del periodo previo al pico del signo de lucha se utilizan sólo los 15 segundos anteriores a este y no toda la señal previa como en el prototipo.
- **Detector de movimiento/desconexión:** para evitar una latencia mayor en el sistema, la actualización de la desviación típica de la señal buena sólo utiliza los resultados del detector de FM y no los resultados conjuntos de este y del de diferencia entre periodos.
- **Fusión de resultados:** sólo utiliza aquellas muestras que ya han sido analizadas por los otros métodos de la etapa. Es por ello que realiza un control de cuales son.

### ***Filtrado de resultados***

Las diferencias en esta etapa son debidas a que los tramos nuevos analizados por la etapa de detección de señal buena no son de longitud constante ni estamos ante toda la señal. Es por ello que se precisa que internamente se guarde la longitud de los tramos buenos y malos anteriores para poder aplicar después las condiciones de filtrado.

### ***Detección de tramos útiles para el TEDD***

En la etapa de detección de tramos útiles para el TEDD sucede, en parte, lo mismo que en la anterior. En el algoritmo explicado para el prototipo no ha sido necesario introducir cambios. Simplemente, la etapa guarda la longitud de los tramos malos y buenos anteriores y espera a tener la cantidad suficiente de señal nueva analizada pero no utilizada para aplicar el algoritmo.

Además, existe otra diferencia en la implementación de la estimación del periodo. Esta estimación utiliza como referencia el percentil 60 del primer tramo de señal buena. La diferencia proviene de la búsqueda de este primer tramo. En el sistema en tiempo real se confía en un algoritmo interno del TEDD para encontrarlo. En cambio, en el prototipo es él mismo quien busca al tramo bueno entre los tramos de señal buena detectado por la etapa de detección de señal buena. Es por ello que el valor del percentil varía y provoca que en algunos casos la estimación del periodo entre los dos sistemas cambie algunas muestras.

En resumen, el sistema en tiempo real es muy parecido al prototipo en MATLAB ya que los algoritmos que conforman los sistemas son esencialmente los mismos. Las únicas diferencias

importantes son: la latencia, la etapa de acondicionamiento de señal que provoca pequeñas diferencias entre la señal acondicionada por MATLAB y por el TEDD y el valor del percentil 60 utilizado para la detección de los periodos en el detector de tramos del TEDD.

## 4 Resultados

### 4.1 Introducción

Se han realizado distintos ensayos del sistema para comprobar su funcionamiento y ser ajustado para obtener el máximo rendimiento. En este caso, se han utilizado tanto pruebas que se habían realizado anteriormente para comprobar el funcionamiento del algoritmo TEDD como nuevas específicas para el sistema.

El sistema ha sido sometido a diversas pruebas durante su creación. Es por ello que no todas buscan un mismo objetivo. Al principio, estaban enfocadas a validar la etapa de detección de señal buena y, más adelante, al desempeño global del prototipo en MATLAB. Finalmente, se han reutilizado algunos ensayos para evaluar el funcionamiento del sistema en tiempo real. En la siguiente figura podemos ver las cronología de las pruebas:

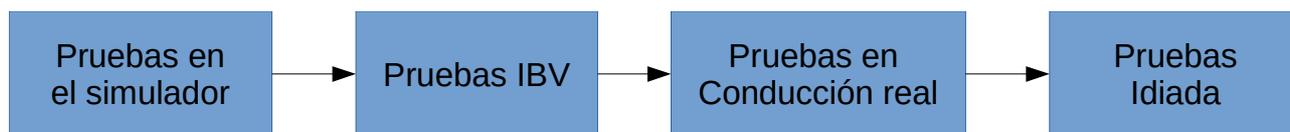


Figura 26: Cronología de las pruebas

Para realizar el análisis de las distintas pruebas, se han creado unos datos de control realizados por un observador externo a partir de la señal y del video. Estos datos de control varían en formato y contenido según las pruebas. Además, como no siempre se puede distinguir de forma unívoca si en un punto dado la señal es buena o mala, los datos de control dan dos valores para cada tramo. El primero de ellos exige que la señal considerada buena sea sin lugar a dudas buena y el segundo permite un grado de incertidumbre mayor. Con ello conseguimos que en los tramos dudosos no aparezcan errores artificiales introducidos por el criterio de la persona que los ha realizado.

### 4.2 Pruebas realizadas

#### 4.2.1 Pruebas en el simulador

Las pruebas en el simulador sirven como una primera aproximación al problema a resolver, es decir, la detección de tramos útiles para el TEDD. Un objetivo secundario de esta prueba es la evaluación del funcionamiento de los algoritmos de detección de señal buena diferencia entre periodos, detector de FM y detector de movimiento/desconexión.

Estas pruebas se han realizado en el simulador de conducción del Laboratorio del IEB de la UPC. Las pruebas están divididas en cinco tramos distintos de una duración aproximada de 3 minutos. Cada tramo refleja una situación distinta en la respiración de una persona. Además, el inicio de cada tramo está marcado por una apnea. Las situaciones simuladas han sido las siguientes:

- Respiración controlada a 12 respiraciones por minuto.
- Respiración libre.
- Conducción.
- Habla.
- Simulación de somnolencia mediante una respiración modulada en FM.

Se han realizado 8 pruebas distintas y se han utilizado los sensores de banda PLUX, los electrodos textiles y la cámara Kinect al mismo tiempo para extraer 3 señales de respiración por cada prueba realizada.

Debido al objetivo y al formato de la prueba, los datos de control indican un margen de la cantidad de señal buena en cada tramo. Además, ante la existencia de apneas y la no utilización del detector de lucha, los resultados se incluyen una situación llamada relajada. Esta aumenta en un 10% los márgenes dados por los datos de control para corregir el error introducido por las apneas.

#### **4.2.2 Pruebas IBV**

Pensando en la necesidad de verificación del algoritmo de detector de signos de lucha, se han utilizado las pruebas IBV. Estas pruebas son anteriores al desarrollo del sistema y tenían como objetivo la verificación del comportamiento del TEDD ante conductores con elevada somnolencia. Algunos de ellos se durmieron durante la prueba y muchos no estaban en aptas condiciones para conducir un coche.

Los ensayos se hicieron en el entorno controlado del simulador de conducción de IBV. Consistieron en la conducción, por parte de profesionales del transporte, de un coche virtual. Los conductores conducieron en dos estados de somnolencia distintos: con privación de sueño durante la noche anterior y después de un día de trabajo. Se utilizó la banda PLUX como sensor de respiración. Finalmente, los datos de control indican únicamente los lugares donde existen signos de lucha en la señal.

### 4.2.3 Pruebas en conducción

Hasta ahora las diferentes partes del sistema han sido probadas con datos extraídos dentro de un entorno controlado. Por ello, el objetivo de estas pruebas en conducción ha sido evaluar el funcionamiento global del sistema en un entorno real. Para ello, las pruebas han consistido en la conducción por carretera, ciudad y autopista. En total se han realizado 4 pruebas con una duración total de 5 horas y se ha utilizado la banda PLUX como sistema de medida de respiración.

En esta prueba los datos de control dividen la señal en tramos de un minuto. Estos, por simplicidad, se marcan según la tabla siguiente, intentando siempre asignar el valor más alto posible:

Valor del tramo	Descripción
0	No hay señal buena o sólo en tramos cortos y separados. Además, en los extremos no hay más de 10 segundos de señal buena.
1	Existe señal buena durante más 15 segundos por la izquierda del tramo
2	Existe señal buena durante más 15 segundos por la derecha del tramo
3	Existe señal buena durante más 15 segundos en cada extremo del tramo
4	Existe señal buena durante más del 90% del tramo

Tabla 4: Descripción de los valores de los datos de control

A partir de los valores de los datos de control se extraen automáticamente los tramos donde no puede, se puede o es posible aplicar el TEDD. Mediante este sistema se evitan errores frecuentes en la decisión de donde aplicar el TEDD por parte del observador externo que los realiza. Además, es un sistema rápido pero a la vez suficientemente preciso cuando sólo nos interesa conocer los tramos útiles de la señal.

### 4.2.4 Pruebas Idiada

Como en las pruebas anteriores, la finalidad de estas ha sido comprobar el funcionamiento global del sistema en un entorno real. Estas pruebas fueron realizadas previamente al desarrollo del sistema y estaban diseñadas para comprobar el funcionamiento de diversos algoritmos de detección de somnolencia, entre ellos el TEDD, en conductores.

Esta pruebas tuvieron una duración de aproximadamente de 5 horas, incluyendo breves paradas cada dos horas para descansar. La ruta seguida combina tramos por ciudad, carretera y autopista. Se utilizaron un total de 4 pruebas de este tipo para evaluar el rendimiento del sistema en condiciones de conducción real. Los datos de control son del mismo formato que el de las pruebas

comentadas en el apartado anterior.

## 4.3 Resultados de las distintas etapas

### 4.3.1 Acondicionamiento de la señal

En las pruebas realizadas se ha podido observar que se elimina completamente el ruido y la componente continua del señal. Además, la normalización de la señal corrige algunos artefactos de amplitud pequeños y hace más constante la amplitud de la señal.

### 4.3.2 Detección de señal buena

#### *Diferencia entre periodos*

En la evaluación de su funcionamiento se han utilizado las pruebas en el simulador. Los resultados de la tabla 5 indican el número de tramos relativos donde la cantidad de señal buena detectada por el sistema está dentro de los márgenes dados por los datos de control.

	Normal (%)	Situación relajada (%)
Respiración controlada	71,43	77,77
Respiración libre	73,02	84,13
Conducción	77,77	79,36
Habla	79,36	88,88
Simulación de somnolencia	69,84	71,43
<b>Media</b>	<b>74,28</b>	<b>80,31</b>

Tabla 5: Resultados de las pruebas en el simulador

Como se puede observar en la tabla 5, este método obtiene buenos resultados, alrededor del 75 – 80 % de acierto dependiendo de que márgenes se utilicen. Sus principales desventajas son que los signos de lucha y situaciones con variaciones elevadas en la frecuencia de la señal, por ejemplo, en la simulación de somnolencia, no se detectan como señal buena. Además, como se observa en la figura 27, obtiene falsos negativos aislados en tramos de señal buena y algún falso positivo en situaciones de habla y movimiento. Sin embargo, estos últimos efectos no son preocupantes ya que la mayoría de estos pueden ser corregidos en las etapas posteriores del sistema.

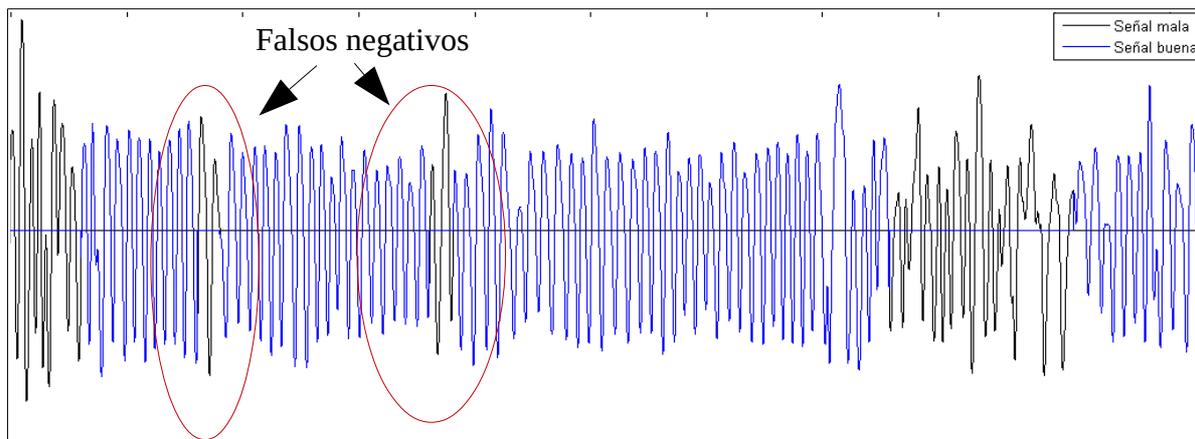


Figura 27: Resultado del algoritmo diferencia entre periodos

### Detector de FM

En la evaluación de su rendimiento se han utilizado las pruebas en el simulador. Como en la evaluación del algoritmo de diferencia entre periodos (sección 4.3.2), los resultados de la tabla 6 indican el número de tramos relativos donde la cantidad de señal buena detectada por el sistema está dentro de los márgenes dados por los datos de control.

	Normal (%)	Situación relajada (%)
Respiración controlada	76,19	84,13
Respiración libre	76,19	79,37
Conducción	73,02	77,77
Habla	82,54	92,06
Simulación de somnolencia	66,66	68,25
<b>Media</b>	<b>74,92</b>	<b>80,32</b>

Tabla 6: Resultados de las pruebas en el simulador

Como se puede observar en la tabla 6, este método obtiene buenos resultados. Ronda el 75% o el 80% de acierto dependiendo que márgenes se utilicen. Además, aunque en estos resultados no se vean reflejados por ser un tramo demasiado corto, detecta de forma correcta la señal cuando esta varía en frecuencia, es decir, en situaciones de somnolencia (sección 2.2). También destaca el gran desempeño que tiene en tramo largos de señal buena. Sin embargo, para que detecte correctamente la señal buena necesita como mínimo 10 segundos de esta. Además, los tres primeros y últimos segundos del tramo de señal buena no siempre se detectan bien por el mismo motivo expuesto a la hora de la corrección interna de los resultados del algoritmo (sección 3.4.2). Finalmente, como se observa en la figura 28, tiene una alta sensibilidad para algunos tipos de artefacto y no detecta

correctamente los signos de lucha.

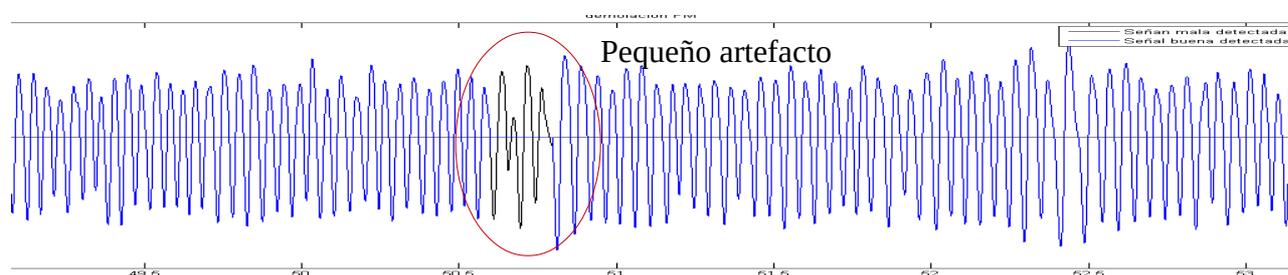


Figura 28: Tramo largo de señal buena con un pequeño artefacto que se detecta como señal mala (señal en negro)

### Detector de signos de lucha

En la evaluación de su rendimiento, únicamente se han utilizado las pruebas IBV. Los resultados de la tabla 7 indican la cantidad relativa donde el algoritmo de detector de lucha ha detectado los signos de lucha correctamente.

	Resultados (%)
Sujeto 1 (después de un día de trabajo)	100
Sujeto 1 (con privación de sueño)	92,85
Sujeto 2 (después de un día de trabajo)	100
Sujeto 3 (después de un día de trabajo)	100
<b>Media</b>	<b>98,21</b>

Tabla 7: Resultados de las pruebas IBV

Como se puede observar en la tabla 7, el detector de lucha es casi perfecto cuando la somnolencia en los conductores es elevada. Como ya se ha comentado en la sección 4.2.2, en la mayoría de las pruebas los conductores y conductoras no eran aptos para conducir un coche.

En los otros ensayos realizados durante el desarrollo del sistema se ha podido observar que los bostezos y apneas son detectados (figura 29) aunque los suspiros, al contener el patrón de signo de lucha más débil, no siempre se detectan correctamente. Además, como se observa en la figura 30, aparece algún falso positivo en tramos de habla o conversación porque, como se comenta en la sección 2.3, estos tramos pueden seguir exactamente el mismo patrón que los signos de lucha. Sin embargo, la mayoría de estos falsos positivos desaparecen aumentando los distintos umbrales del algoritmo aunque entonces algunos de los bostezos y apneas no se detectan. Para poder acabar de ajustar el algoritmo son necesarias más pruebas donde el conductor esté somnoliento. Finalmente, los artefactos debidos a movimientos respecto al sensor o desconexiones provocan falsos positivos

aunque no tienen efecto sobre el sistema global al existir un detector de este tipo de artefactos que marca la señal como mala.

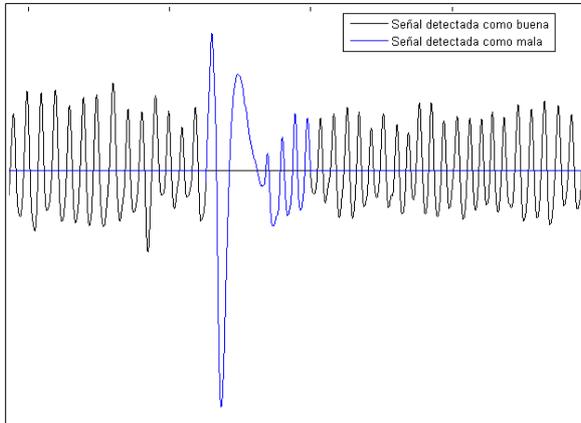


Figura 29: Signo de lucha detectado correctamente (azul)

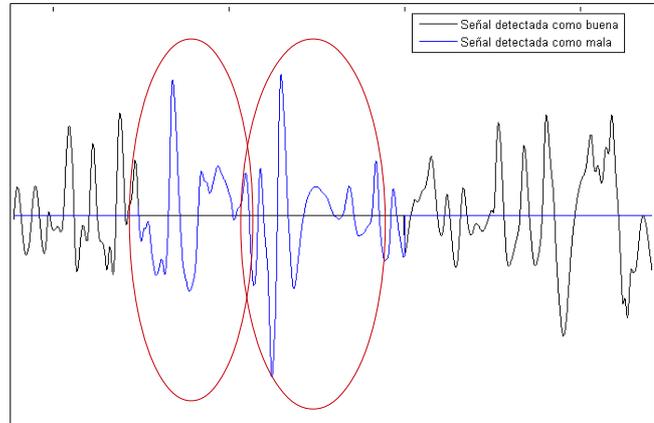


Figura 30: Falsos positivos (azul) en un tramo de habla

### **Detector de movimiento/desconexión**

Se han utilizado las pruebas del laboratorio para evaluar su funcionamiento. En estas se ha observado que ante situaciones de no señal de cualquier tipo o desconexiones del usuario en los sensores textiles funciona muy bien. Sin embargo, pequeñas desconexiones o movimiento respecto al sensor si se utiliza la cámara Kinect no siempre se detectan correctamente. Además, las apneas muy largas pueden acabar siendo confundidas por la no existencia de señal debido a la gran zona plana que tienen. Finalmente, faltan más pruebas en conducción real y utilizando como sensores de respiración la cámara Kinect y los electrodos textiles para acabar de ajustar el detector de movimiento/desconexión.

### **Fusión de resultados**

En la evaluación del rendimiento de este algoritmo se han utilizado las pruebas en el simulador con el objetivo de poder comparar los resultados con los de los algoritmos de diferencia entre periodos y detector de FM. Además, con el fin de realizar esta comparación de la forma más exacta posible, en el algoritmo de fusión de resultados no se han tenido en cuenta los resultados del detector de signos de lucha ni del detector de movimiento/desconexión.

	Normal (%)	Situación relajada (%)
Diferencia entre periodos	74,28	80,31
Detector de FM	74,92	80,32
Fusión de resultados	76,51	83,49

Tabla 8: Comparación de los resultados

Como se puede observar en la tabla 8, los resultados mejoran entre un 1,5% y 3% aproximadamente. Además, aunque la ganancia no sea excesiva, se consigue compensar la mayoría de las desventajas que tienen los algoritmos de diferencia entre periodos y detector de FM. Esto, añadido a los dos detectores que faltan, permite obtener una buena detección de señal buena al final de la etapa.

### 4.3.3 Filtrado y detección de tramos útiles para el TEDD

En la evaluación del rendimiento de las etapas de filtrado y detección de tramos útiles para el TEDD se han utilizado las pruebas en conducción y las pruebas de Idiada porque son las únicas que mediante los datos de control de estas pruebas se extraen los tramos útiles de la señal.

En las tablas adjuntas 9-12 se indica la cantidad relativa donde el sistema coincide con los tramos útiles extraídos a partir de los datos de control (coincidencias) y en valor absoluto de los verdaderos positivos (TP), los falsos negativos (FP), los verdaderos negativos (TN) y los falsos negativos (FN) existentes. A la hora de calcular la coincidencia, los tramos útiles dudosos, como por ejemplo, un tramo marcado con el valor 2 seguido por uno de 1, se consideran acertados por el algoritmo al ser las dos soluciones posibles.

A continuación, las tablas 9 y 10 se presentan los resultados de las pruebas en conducción:

	Coincidencia (%)	TP	FN	TN	FP	Sensibilidad	Especificidad
Sujeto 1	82,86	13	6	8	0	0,68	1
Sujeto 2	80	9	3	21	6	0,75	0,78
Sujeto 3	82,08	23	15	39	4	0,61	0,91
Sujeto 4	91,06	45	7	52	4	0,87	0,93
<b>Media</b>	84	22,5	7,75	30	3,5	0,73	0,9

Tabla 9: Resultados de las pruebas en conducción cuando no se utiliza la etapa de filtrado de resultados

	Coincidencia (%)	TP	FN	TN	FP	Sensibilidad	Especificidad
Sujeto 1	91,42	16	3	8	0	0,84	1
Sujeto 2	84,44	11	1	21	6	0,92	0,78
Sujeto 3	87,73	32	6	36	7	0,84	0,84
Sujeto 4	87,80	50	2	43	13	0,96	0,77
<b>Media</b>	<b>87,85</b>	<b>27,25</b>	<b>3</b>	<b>27</b>	<b>6,5</b>	<b>0,89</b>	<b>0,85</b>

Tabla 10: Resultados de las pruebas en conducción cuando se utiliza la etapa de filtrado de resultados

Como se pueden ver en las tablas 9 y 10, la utilización de la etapa de filtrado de resultados aumenta la coincidencia cerca de una 4%. Además, la sensibilidad aumenta sensiblemente, más de un 0,15, aunque baje media décima la especificidad del sistema.

Si sólo nos centramos en el rendimiento final del sistema en estas pruebas, es decir, los tramos útiles para el TEDD correctamente detectados, se observa que la coincidencia media es cercana al 88%. Además, las detecciones correctas son 5 veces mayores que las falsas.

Las próximas tablas 11 y 12 presentan los resultados de las pruebas de Idiada:

	Coincidencia (%)	TP	FN	TN	FP	Sensibilidad	Especificidad
Sujeto 1	87,27	64	40	131	8	0,62	0,94
Sujeto 2	72,85	217	104	44	0	0,68	1
Sujeto 3	86,17	82	30	163	22	0,73	0,88
Sujeto 4	82,19	45	11	3	2	0,8	0,6
<b>Media</b>	<b>82,12</b>	<b>102</b>	<b>46,25</b>	<b>85,25</b>	<b>8</b>	<b>0,71</b>	<b>0,86</b>

Tabla 11: Resultados de las pruebas Idiada cuando no se utiliza la etapa de filtrado de resultados

	Coincidencia (%)	TP	FN	TN	FP	Sensibilidad	Especificidad
Sujeto 1	88,86	86	18	115	24	0,83	0,83
Sujeto 2	91,12	294	27	37	7	0,92	0,84
Sujeto 3	90,43	107	5	154	31	0,96	0,83
Sujeto 4	91,78	53	3	2	3	0,95	0,4
<b>Media</b>	<b>90,55</b>	<b>135</b>	<b>13,25</b>	<b>77</b>	<b>16,25</b>	<b>0,91</b>	<b>0,73</b>

Tabla 12: Resultados de las pruebas Idiada cuando se utiliza la etapa de filtrado de resultados

Como en los anteriores resultados, la utilización de la etapa de filtrado es beneficiosa. El valor de coincidencia aumenta en 8 puntos y la sensibilidad del sistema en 0,2 aunque la especificidad baje.

#### 4.3.4 Comparación entre el sistema en tiempo real y el prototipo en MATLAB

En la comparación de resultados entre el prototipo y el sistema en tiempo real se han utilizado las pruebas en conducción. Para asegurarnos que un error en la detección de señal buena no quede enmascarado por los tramos útiles para el TEDD, los datos que se comparan son la detección de señal buena y de tramos útiles. Las siguientes tablas 13 y 14 muestran los resultados obtenidos:

	Minutos iguales	Minutos distintos	% iguales	% distintos
Sujeto 1	28,94	0,06	99,81	0,19
Sujeto 2	38,86	0,13	99,95	0,05
Sujeto 3	100,23	0,15	99,85	0,15
Sujeto 4	115,25	0,06	99,95	0,05
<b>Media</b>	70,82	0,1	99,89	0,11

Tabla 13: Resultados de detección de señal buena

	Minutos iguales	Minutos distintos	% iguales	% distintos
Sujeto 1	26,82	0,57	97,92	2,08
Sujeto 2	37,48	0,02	99,95	0,05
Sujeto 3	98,41	0,8	99,2	0,8
Sujeto 4	115,3	0,018	99,98	0,016
<b>Media</b>	69,5	0,35	99,26	0,74

Tabla 14: Resultados de detección de tramos útiles

Como se puede ver en las tablas 13 y 14, los resultados entre el prototipo y el sistema en Java son cercanos al 100%. Con ello se puede afirmar que en la práctica los dos sistemas obtienen los mismos resultados. Las diferencias principales provienen, como se comentó en la sección 3.7.2, del filtrado de la señal y del cálculo del percentil. En la etapa detección de señal buena estas diferencias son debidas principalmente a que los métodos encargados de detectarla marcan un periodo de forma distinta por no ser la señal exactamente la misma debido al filtrado. En el caso de la detección de tramos útiles para el TEDD, esta diferencia se suma con las variaciones de una o dos muestras en los extremos de los tramos debido que el valor de los percentiles para estimar los periodos de la

señal no son los mismos.

#### 4.3.5 Mejora en el rendimiento del TEDD

Una vez se ha desarrollado el sistema, es necesario evaluar el impacto que tiene este en los resultados del algoritmo TEDD. Para ello, se han utilizado las pruebas de IBV, de Idiada y en conducción con el fin de recrear las siguientes situaciones en las que se puede encontrar el algoritmo TEDD: mezcla de señal buena y mala con un conductor despierto (pruebas Idiada + pruebas en conducción) o mezcla de señal buena y mala pero con un conductor con una elevada somnolencia (pruebas IBV).

Con el objetivo de transmitir de la mejor forma posible los resultados obtenidos, primero se realizará un análisis cualitativo de estos, es decir, se mostrarán dos ejemplos para el análisis de los distintos efectos que tiene el sistema desarrollado sobre el TEDD. Seguidamente, se mostrarán dos gráficos con los resultados numéricos obtenidos.

La figuras 31 y 32 muestran dos ejemplos en la utilización del sistema. En los dos casos, en el gráfico superior se observa el resultado obtenido por el sistema. En azul están marcadas las muestras detectadas como útiles y en rojo como no útiles. En el gráfico inferior se muestra el resultado del TEDD en minutos. La línea azul oscuro indica el resultado obtenido por el TEDD sin utilizar el sistema de detección de artefactos, la línea roja es el resultado utilizando el sistema y finalmente la línea azul clara marca el umbral donde el conductor lucha por no dormirse.

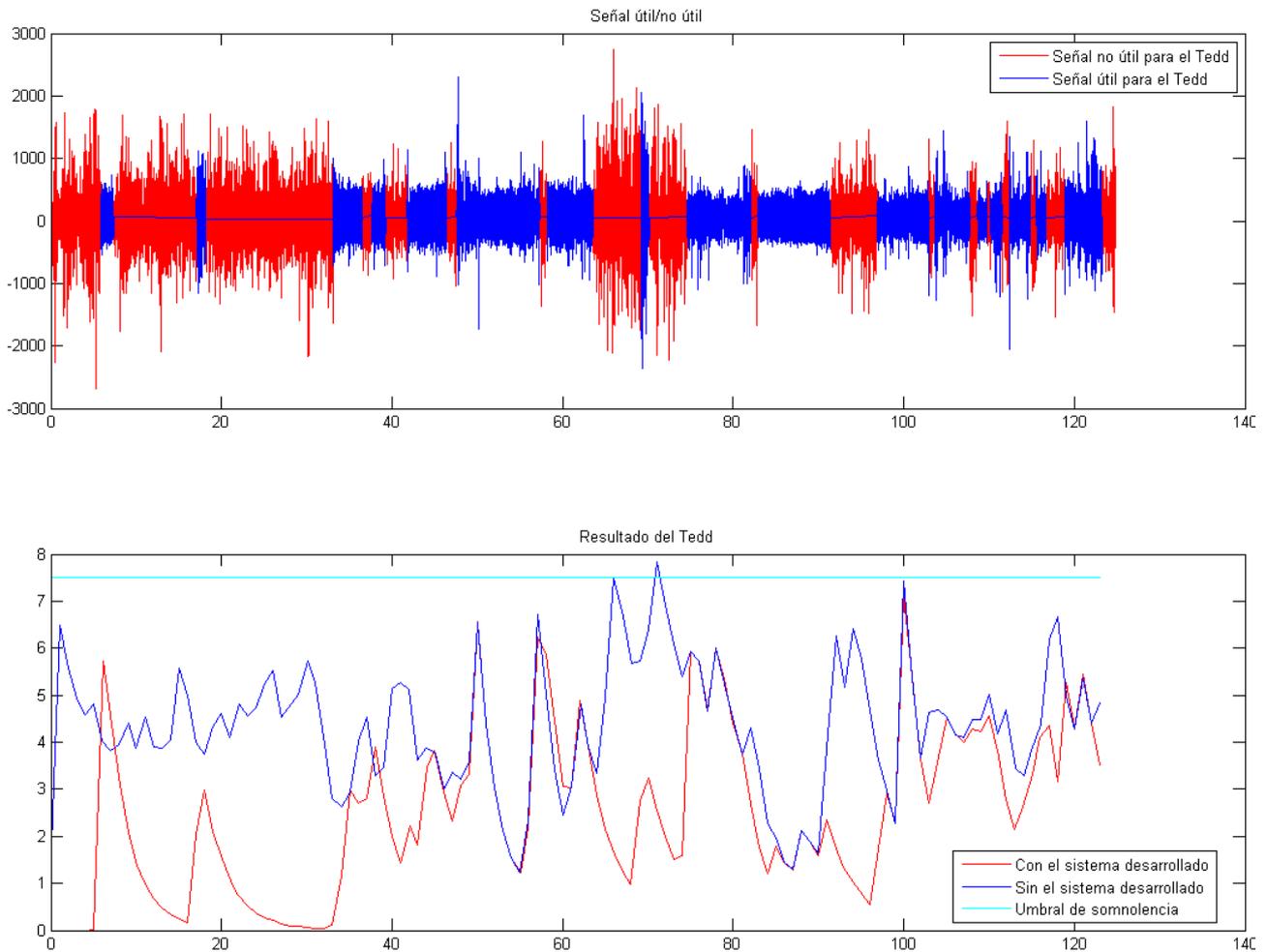


Figura 31: Resultados con un conductor sin somnolencia

Como se puede observar durante los primeros 30 minutos en la figura 31, cuando la señal no es útil el índice del TEDD cae de forma exponencial. Además, el TEDD no necesita un tramo largo de señal útil para que el índice crezca. Finalmente, como se observa alrededor del minuto 70, se evitan los picos en el resultado provocados por la señal mala.

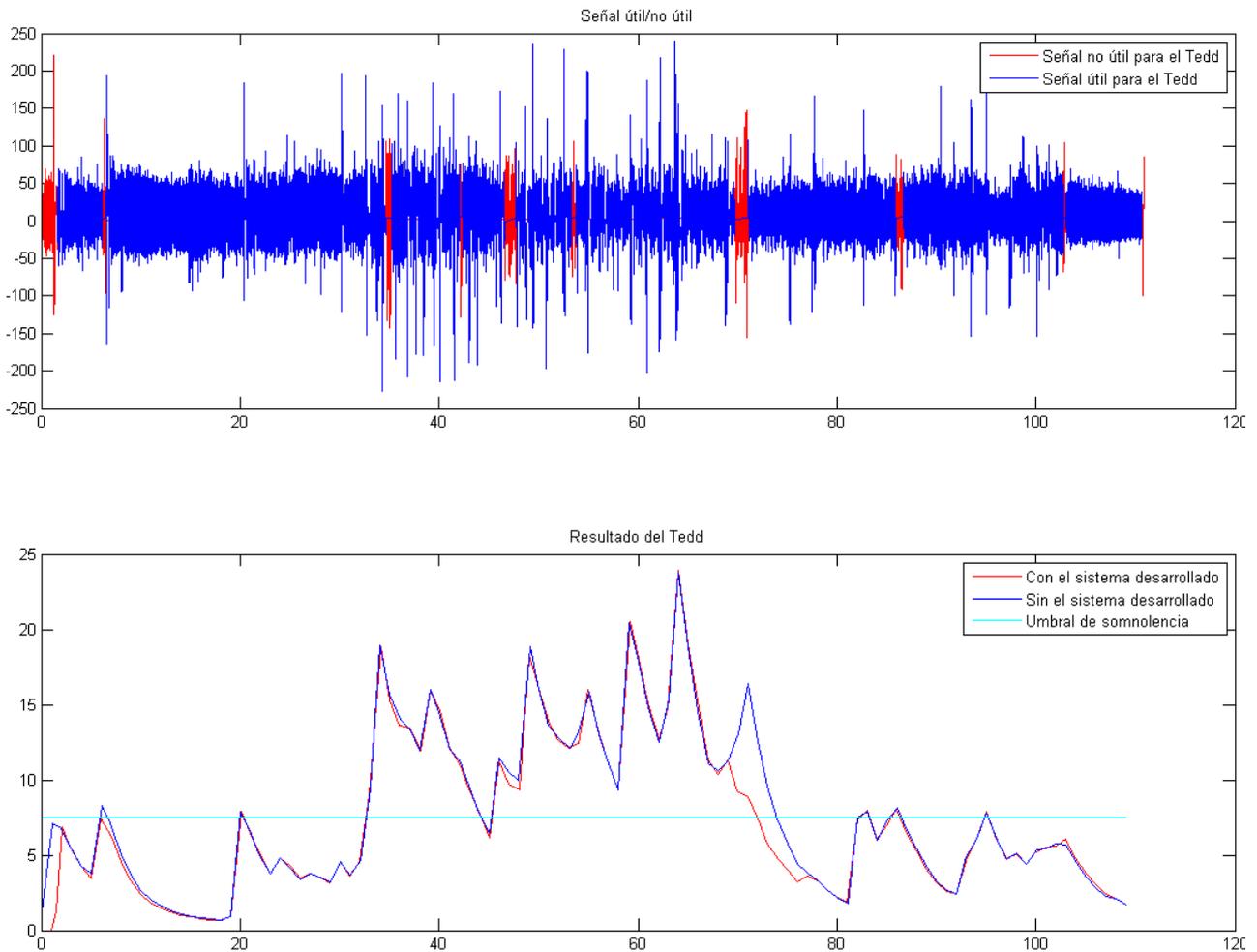


Figura 32: Resultados con un conductor con somnolencia elevada

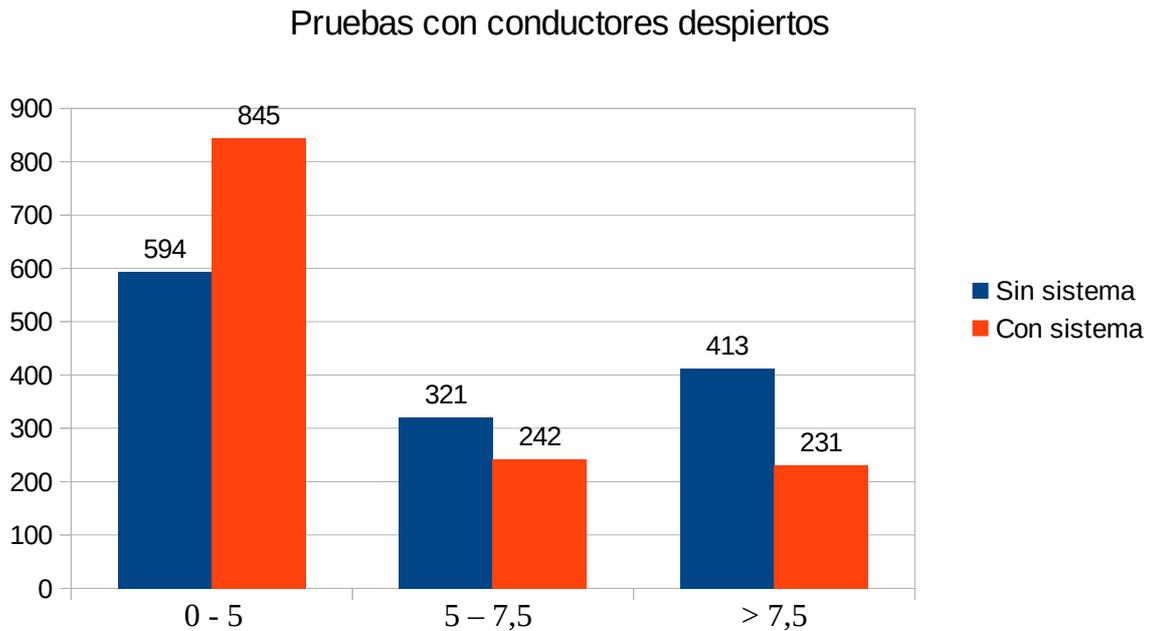
Como puede verse en la figura 32, cuando la señal es útil durante un largo periodo de tiempo, los resultados no varían por la utilización del sistema de detección de artefactos. Las diferencias aparecen cerca de los tramos malos debido a que si el TEDD utiliza el sistema desarrollado ignora estos periodos de señal mala en su cálculo del resultado.

A continuación, los gráficos 1 y 2 presentan los resultados numéricos obtenidos. En el anexo 6 están los resultados desglosados por prueba. En los gráficos el resultado del algoritmo TEDD se clasifica en tres tramos distintos dependiendo del valor del índice final:

- Entre 0 y 5: el conductor está despierto.
- Entre 5 y 7,5: es una situación intermedia donde el conductor está despierto. No se puede extraer más información de ella.
- Por encima de 7,5: el conductor lucha por no dormirse. Es en esta situación donde el

conductor puede no ser apto para conducir. Actualmente, aún no hay un umbral definido para distinguir entre apto o no.

Finalmente, el valor indicado en las columnas es el número de minutos donde el resultado del TEDD está dentro del tramo especificado.



*Gráfico 1: Resultados en la pruebas con conductores despiertos*

Como se puede ver en el gráfico 1, utilizando el sistema desarrollado se reducen en gran proporción los resultados mayores de 7,5 y en menor medida los comprendidos entre 5 y 7,5. Esta reducción es debida a la eliminación de los tramos malos en el cálculo de los resultados del TEDD. Aún así existen valores mayores de 7,5 porque en una de las pruebas la persona bostezaba durante todo el trayecto y en otra, la persona acaba con somnolencia.

### Pruebas con conductores somnolientos/dormidos

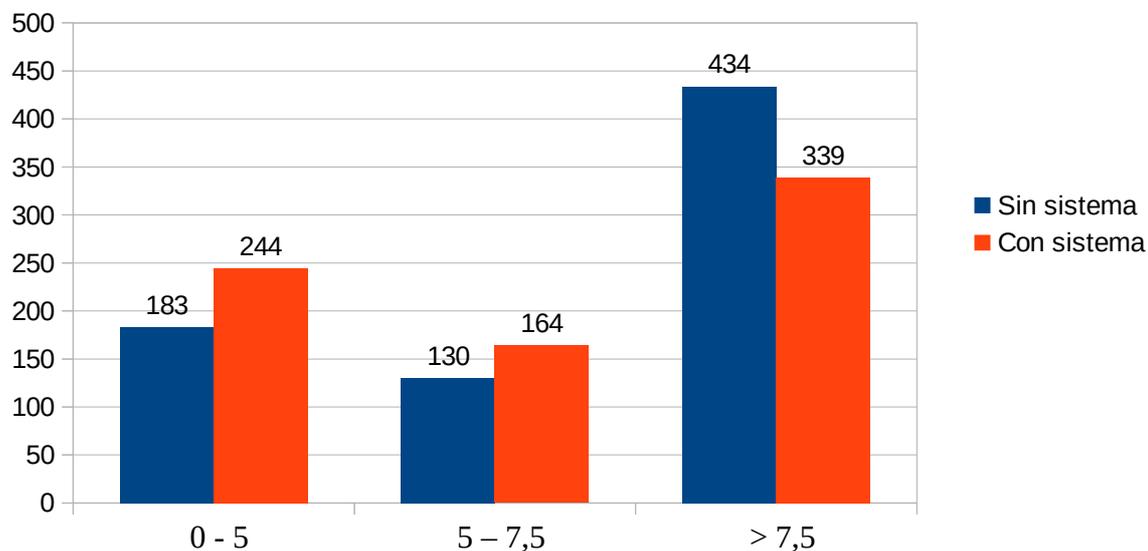


Gráfico 2: Resultados en la pruebas con conductores somnoliento o dormidos

El gráfico 2 muestra también una reducción en resultados mayores de 7,5 al utilizarse el sistema desarrollado. Esto es debido a que algunos conductores acaban durmiéndose en la prueba o tienen una somnolencia tan elevada que dejan de respirar bien en el intento de no dormirse. Es por ello que producen tramos de señal mala que son detectados por el sistema.

## 5 Conclusiones

En vista de los resultados obtenidos, tanto el prototipo en MATLAB como el sistema en tiempo real funcionan muy bien. Su precisión es elevada, aciertan en el 89% de los casos, se obtienen pocos falsos negativos y el detector de lucha ante conductores con somnolencia elevada es casi perfecto, tiene una precisión mayor del 95%. Además, otra ventaja destacable es la independencia ante el sistema de adquisición de la señal respiratoria. De todos los parámetros existentes en el sistema de detección automática de artefactos, únicamente uno se debe cambiar en función del sistema de medida empleado. Por tanto, este sistema puede ser utilizado para determinar si la señal de respiración es adecuada para ser analizada por el algoritmo TEDD, cumpliendo el objetivo principal de este trabajo.

La limitación principal de los sistemas viene dada por la misma señal. Esta puede contener dos o tres periodos parecidos o formas de signo de lucha intercalados con tramos cortos, entre 1 y 10 segundos generalmente, de señal buena (sección 2.3).

La figuras 33 y 23 muestran esta situación. La figura 33 muestra un tramo de conducción por ciudad donde dos formas de onda son detectadas como signo de lucha cuando no lo son y hay tramos cortos de señal buena alrededor. En la figura 23, en cambio, se observa que hay tramos malos con periodos parecidos que inducen al algoritmo de diferencia entre periodos a una detección errónea y tramos malos intercalados en señal detectada como buena. Estos tramos malos, en la etapa de filtrado de resultados, serán detectados como buenos provocando que en el resultado final aparezca un falso positivo en los tramos útiles.

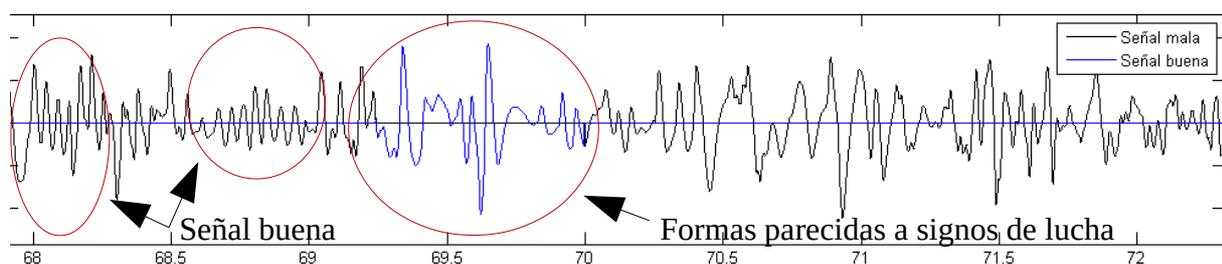


Figura 33: Tramos de conducción por ciudad

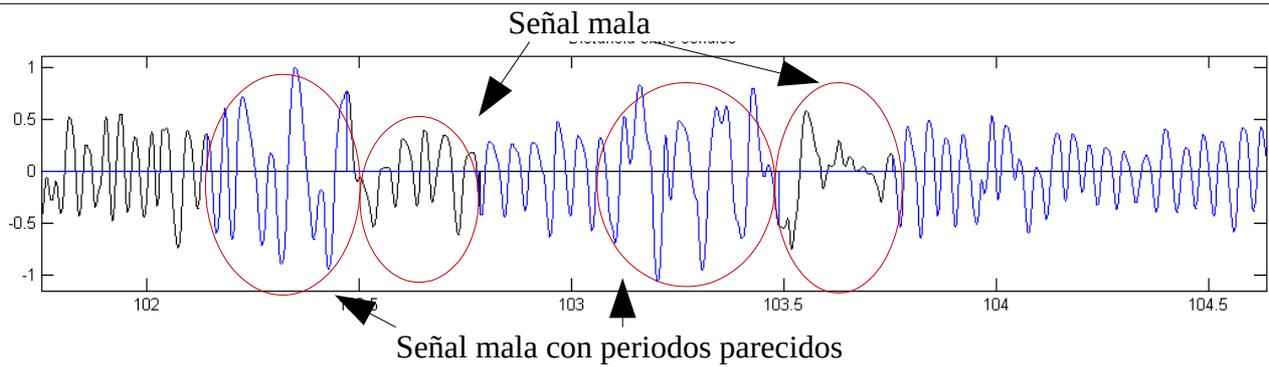


Figura 34: Tramos buenos y malos intercalados y tramos malos con periodos parecidos

Cuando se utiliza el sistema de detección de artefactos con el algoritmo TEDD, los resultados de este mejoran en precisión al conocer que tramos de señal debe ignorar. Además, la utilización del sistema desarrollado no influye en los resultados del TEDD si el tramo de señal buena es grande. Sólo hay influencia en tramos cortos de señal buena debido a la no utilización de tramos malos.

Finalmente, los siguientes pasos a realizar son una mayor investigación en la forma de los signos de lucha ante somnolencia no muy elevada para poder ajustar el detector de signos de lucha. También la realización de más pruebas en conducción real con conductor de somnolencia para acabar de ajustar el sistema. Por último, son necesarias más pruebas en conducción con la respiración extraída mediante los sensores textiles y la cámara Kinect para ajustar el detector de movimiento respecto al sensor/desconexión y para evaluar si son necesarios ajustes adicionales en el sistema global.

## 6 Anexos

### Anexo A: Demodulación FM de la señal por tramos

En algunas situaciones, se requiere demodular una señal FM cuando no se tiene por completo la señal. Por ello se hace necesario demodularla por tramos. Sin embargo, como se puede ver en las figuras 35 y 36, las dos señales demoduladas, una con toda la señal y la otra utilizando sólo el tramo de señal se quiere demodular, no coinciden.

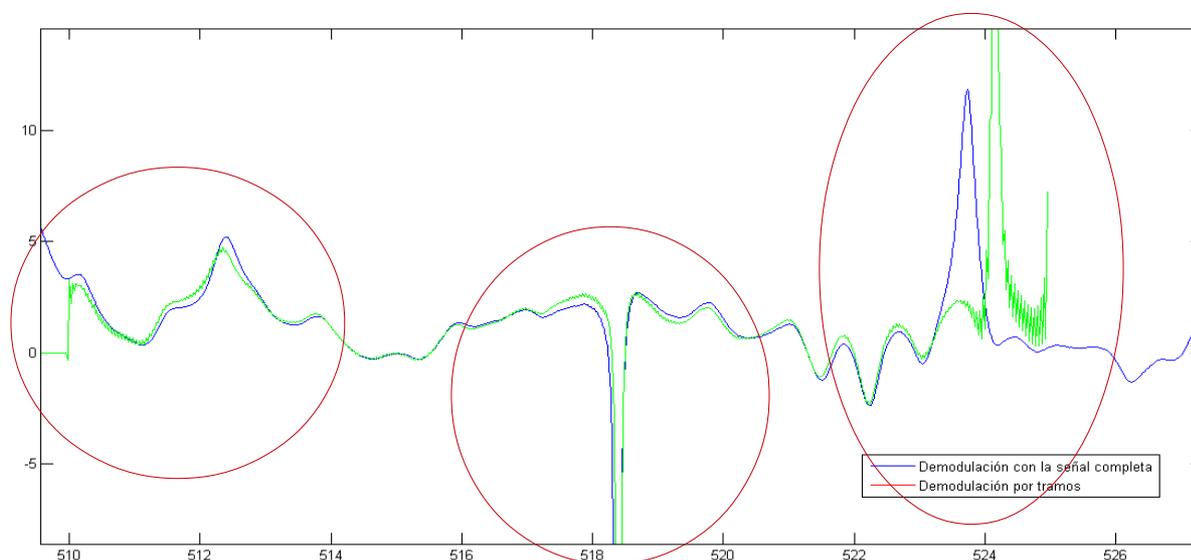


Figura 35: Demodulación FM con la señal completa (azul) y por tramos (verde)

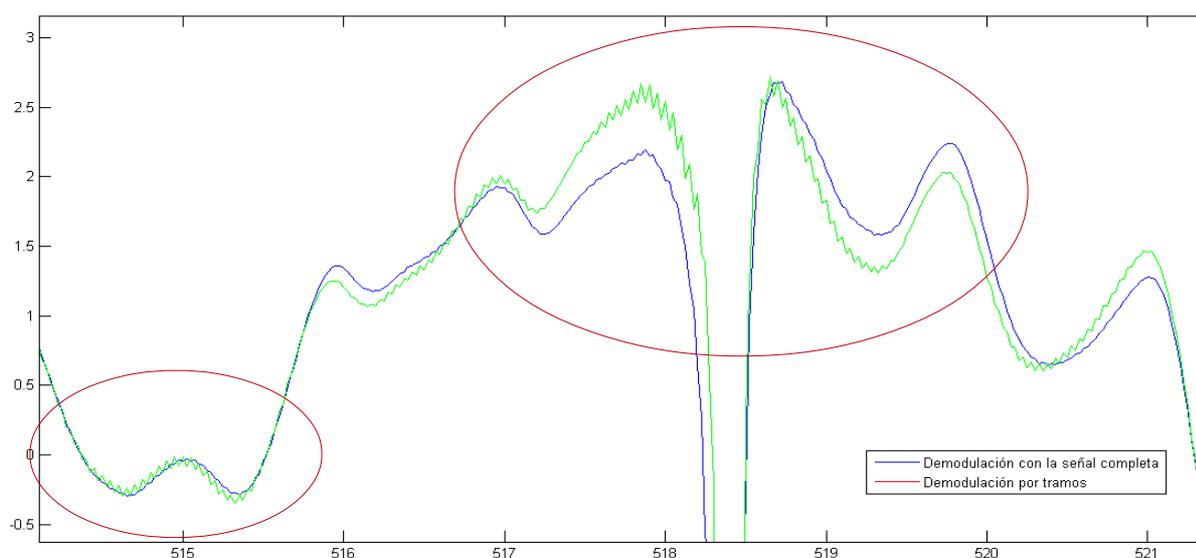


Figura 36: Región ampliada de la figura 35

En el ejemplo de la figura 35, para obtener un tramo de 15 segundos de señal demodulada se ha utilizado únicamente los 15 segundos correspondientes de señal. Como se puede observar en la figura 35, las dos señales demoduladas no coinciden en los extremos ni en los picos. Además, en la figura 36 se observa la existencia de ruido de alta frecuencia superpuesto a la señal demodulada deseada.

Por tanto, si se quiere realizar la demodulación de un tramo concreto de la señal, se requiere utilizar un tramo más largo formado por el tramo deseado y unos márgenes de seguridad y filtrar el resultado paso bajo para eliminar el ruido de alta frecuencia introducido. De forma experimental, he comprobado que dejando unos márgenes en los extremos del tramo de 10 segundos y filtrando el resultado mediante un filtro paso bajo de Butterworth de orden 1 con frecuencia de corte normalizada 0,3 Hz es suficiente si se desea demodular la señal de respiración por tramos. La figura 37 muestra el resultado obtenido utilizando los parámetros anteriores:

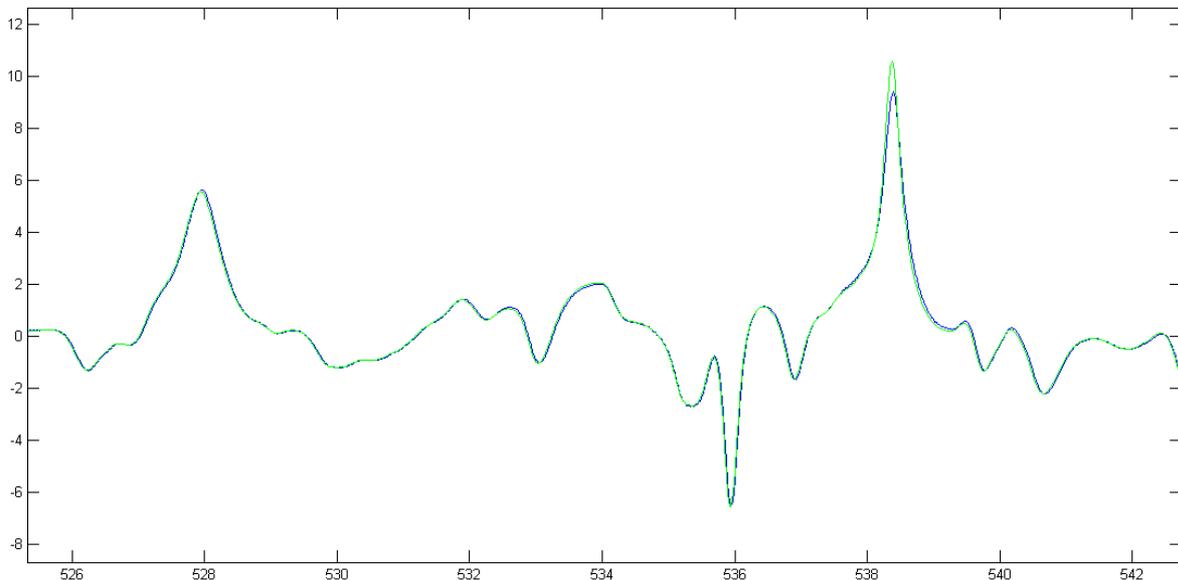


Figura 37: Demodulación de una señal por tramos siguiendo los requisitos

Como se observa en la figura, únicamente en picos abruptos y elevados las señales divergen en amplitud. Sin embargo, a mayor margen de seguridad utilizado para demodular la señal, más parecido son las dos señales demoduladas.

## Anexo B: Tablas de los resultados del rendimiento del TEDD

Los resultados de las tablas indican el número de minutos donde el resultado del TEDD está dentro del rango.

	0 - 5		5 – 7,5		> 7,5	
	Sin sistema	Con sistema	Sin sistema	Con sistema	Sin sistema	Con sistema
Sujeto 1	87	112	36	12	1	0
Sujeto 3	107	107	0	0	0	0
Sujeto 2	19	42	24	4	3	0
Sujeto 4	33	34	2	1	0	0

Tabla 15: Resultados en minutos de las pruebas en conducción

	0 - 5		5 – 7,5		> 7,5	
	Sin sistema	Con sistema	Sin sistema	Con sistema	Sin sistema	Con sistema
Sujeto 1	237	311	59	14	29	0
Sujeto 2	60	83	110	109	176	154
Sujeto 3	30	124	48	68	195	71
Sujeto 4	21	32	42	34	9	6

Tabla 16: Resultados en minutos de las pruebas de Idiada

	0 - 5		5 – 7,5		> 7,5	
	Sin sistema	Con sistema	Sin sistema	Con sistema	Sin sistema	Con sistema
TH_1s	44	48	21	20	45	42
TH_1v	9	12	11	34	95	69
TH_2v	27	32	18	21	63	55
TH_4s	63	67	18	19	16	11
TH_4v	14	21	14	18	82	71
TH_5s	17	46	22	28	63	28
TH_13s	9	18	26	24	70	63

Tabla 17: Resultados en minutos de las pruebas de IBV

## 7 Bibliografía

- [1] Campañas realizadas, <http://www.dgt.es/es/la-dgt/campanas/>
- [2] Otro factores de riesgo: el sueño,  
[http://www.dgt.es/PEVI/documentos/catalogo\\_recursos/didacticos/did\\_adultas/suenio.pdf](http://www.dgt.es/PEVI/documentos/catalogo_recursos/didacticos/did_adultas/suenio.pdf)
- [3] Otros factores de riesgo: la fatiga,  
[http://www.dgt.es/PEVI/documentos/catalogo\\_recursos/didacticos/did\\_adultas/fatiga.pdf](http://www.dgt.es/PEVI/documentos/catalogo_recursos/didacticos/did_adultas/fatiga.pdf)
- [4] Raúl Macías Macías, Miguel Ángel García González, Juan Ramos Castro, Ramon Bragós Bardia, Mireya Fernández Chimeno, (2013), Contactless electrical bioimpedance system for monitoring ventilation. A biodevice for vehicle environment.
- [5] Nathan Burba, Mark Bolas, David M. Krum, Evan A. Suma, (), Unobtrusive Measurement of Subtle Nonverbal Behaviors with the Microsoft Kinect
- [6] Noelia Rodríguez Ibáñez, Federico Guede Fernández, Ricard Soler i Kopp, Miguel Ángel García-González, Juan Ramos Castro, Mireya Fernández-Chimeno, (2013), Inattention detection in professional fleets using a smartphone portable device system based on respiration signal variability
- [7] Jereme Lovekin, Kasturi Rangan Krishnamachari, Robert E. Yantorno, Daniel S. Benincasa, Stanley J. Wenndt, (2001), Adjacent pitch period (APPC) as usability measure of speech segments under cochannel conditions.