



UNIVERSITAT
POLITÈCNICA
DE VALÈNCIA



ESCUELA TÉCNICA
SUPERIOR INGENIEROS
INDUSTRIALES VALENCIA

Curso Académico:

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

RESUMEN

El estrés laboral es una alteración física o psíquica que afecta negativamente a la salud de las personas. Este estrés incorporado a la conducción supone un incremento en el riesgo de sufrir accidentes de tráfico. Por ello, su evaluación en conductores resulta clave para evitar estos eventos y futuros problemas de salud. Para conocer el comportamiento del organismo se han elaborado dos análisis con las señales biomédicas del electrocardiograma, electromiograma y electrodermograma.

Las señales del primer análisis proceden de la base de datos PhysioNet. El protocolo de adquisición consta de tres periodos de conducción donde el nivel de estrés se va modificando: relajación, ciudad y autopista. Los parámetros que han resultado más relevantes en la diferencia entre relajación y conducción han sido la frecuencia cardíaca, la tasa de alta/baja frecuencia, media cuadrática normalizada, percentil 90 y media de la amplitud.

Para validar los resultados obtenidos, se ha desarrollado un experimento similar con un simulador de conducción de autobús. Los resultados indican que la conducción en zonas metropolitanas supone un incremento en el nivel de estrés del sujeto. Para registrar la evolución temporal del estrés se ha desarrollado una métrica de estrés formada por los parámetros más significativos. La evaluación de ésta se ha realizado sobre las dos bases de datos. En general, se reflejan incrementos puntuales y diferenciados de las zonas de conducción frente a la etapa de relajación.

La incorporación de esta métrica de estrés en el seguimiento de los trabajadores podría ser una herramienta capaz de proporcionar información en tiempo real de la situación de éstos. Con ello, situaciones peligrosas activarían un aviso sonoro o visual para informar tanto a las empresas como a los empleados del riesgo presente.

Palabras clave: estrés, conducción, electrocardiograma, electromiograma, electrodermograma, conductancia de la piel, señal, tráfico, métrica, simulador.

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

RESUM

L'estrès laboral és una alteració física o psíquica que afecta negativament la salut de les persones. Aquest estrès incorporat a la conducció suposa un increment en el risc de patir accidents de trànsit. Per això, la seua avaluació en conductors resulta clau per evitar aquests esdeveniments i futurs problemes de salut. Per conèixer el comportament de l'organisme s'han elaborat dues anàlisis amb els senyals biomèdiques de l'electrocardiograma, electromiograma i electrodermograma.

Els senyals de la primera anàlisi procedeixen de la base de dades PhysioNet. El protocol d'adquisició consta de tres períodes de conducció on el nivell d'estrès es va modificant: relaxació, ciutat i autopista. Els paràmetres que han resultat més rellevants en la diferència entre relaxació i conducció han sigut la freqüència cardíaca, la taxa d'alta / baixa freqüència, mitjana quadràtica, percentil 90 i la mitjana de l'amplitud.

Per validar els resultats obtinguts, s'ha desenvolupat un experiment similar amb un simulador de conducció d'autobús. Els resultats indiquen que la conducció en zones metropolitanes suposa un increment en el nivell d'estrès del subjecte. Per registrar l'evolució temporal de l'estrès s'ha desenvolupat una mètrica formada pels paràmetres més significatius. L'avaluació d'aquesta s'ha realitzat sobre les dues bases de dades. En general, es reflecteixen increments puntuals i diferenciats de les zones de conducció enfront de l'etapa de relaxació

La incorporació de la mètrica d'estrès en el seguiment dels treballadors podria ser una eina capaç de proporcionar informació en temps real de la situació d'aquests. Amb això, situacions perilloses activarien un avís sonor o visual per informar tant a les empreses com als treballadors del risc present.

Paraules clau: estrès , conducció , electrocardiograma, electromiograma , conductància de la pell, senyal , trànsit, mètrica, simulador.

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

ABSTRACT

Work stress is a physical or mental alteration that adversely affects the health of people. This stress in driving represents an increase in the risk of traffic accidents. Therefore, its assessment is very important to avoid these events and future health problems. To understand the behaviour of the organism two analyses have been developed using electrocardiogram, electromiogram and electrodermal activity.

The signals of the first analysis come from PhysioNet, a databank. The acquisition protocol consists of three periods of driving where the stress level is modified: relaxation, city and highway. The parameters that have been the most important in the difference between relaxation and driving have been heart rate, the rate of high / low frequency, root mean square, 90th percentile and the mean of the amplitude.

To validate the results, it has developed a similar experiment with a bus driving simulator. The results indicate that in metropolitan areas driving an increase in the stress level of the subject. To record the evolution of stress, a metric has been developed using the most significant parameters. This assessment has been done about both databases. In general, specific and differentiated increases are reflected between areas of driving and relaxation phase.

Incorporating stress metrics in monitoring of workers could be a tool capable of providing real time information about them. Dangerous situations would trigger an audible or visual warning to inform both companies and employees about the present risk.

Keywords: stress, driving, electrocardiogram, electromyogram, electrodermal activity, skin conductance, signal, traffic, metric, simulator.

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

Índice general

Listado de acrónimos 10

I.MEMORIA

1. Justificación y objetivo 14

 1.1 Justificación 14

 1.2 Objetivo 14

2. Antecedentes 16

 2.1 Estrés 16

 2.1.1 Enfoques en el estrés 16

 2.1.2 Tipos de estrés 17

 2.1.3 Estrés en conductores 17

 2.1.4 Problemas de salud 18

 2.1.5 Estudios para la detección del estrés 19

 2.2 Electrocardiograma 22

 2.3 Electromiograma 23

 2.4 Electrodermograma 25

3. Materiales y métodos 28

 3.1 Base de datos pública 28

 3.1.1 Protocolo de adquisición 28

 3.1.2 Disponibilidad de las señales 29

 3.1.3 Remuestreo 30

 3.1.4 Segmentos de análisis 31

 3.2 Base de datos propia 33

 3.2.1 Hardware empleado 33

 3.2.2 Software empleado 36

 3.2.3 Protocolo de registro 38

 3.2.4 Acondicionamiento de las señales 41

 3.3 Obtención de parámetros 43

 3.3.1 Cálculo de IBI 43

 3.3.2 Parámetros ECG 45

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

3.3.3	Parámetros EMG y EDA.....	49
3.4	Métrica de estrés	51
3.4.1	Normalización de los parámetros	51
3.4.2	Ponderación de los parámetros	53
3.4.3	Métrica de estrés multimodal	53
4.	Resultados y discusión	54
4.1	Base de datos pública.....	54
4.1.1	ECG	54
4.1.2	EMG.....	59
4.1.3	EDA	64
4.2	Base de datos propia.....	72
4.2.1	ECG	72
4.2.2	EMG.....	75
4.2.3	EDA	79
4.3	Métrica de estrés	82
4.3.1	Métrica de estrés ECG	82
4.3.2	Métrica de estrés EMG.....	84
4.3.3	Métrica de estrés EDA.....	86
4.3.4	Métrica del estrés multimodal	87
5.	Conclusiones.....	90
6.	Mejoras y trabajos futuros.....	92
	Anexos	94
	Bibliografía	102
II. ESTUDIO ECONÓMICO		
1.	Presupuesto	108
1.1	Presupuesto parcial nº 1. Recursos materiales	108
1.2	Presupuesto parcial nº 2. Recursos humanos	109
1.3	Presupuesto total	109

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

Listado de acrónimos

DEP	Densidad espectral de potencia
ECG	Electrocardiograma
EDA	Electrodermograma
EMG	Electromiograma
HF	Alta frecuencia
HR	Frecuencia cardiaca
HRV	Variabilidad de la frecuencia cardiaca
HRVA	Heart Rate Variability Software
IBI	Intervalo entre latidos
L100	Tasa espectral con ventana Hanning de 100 segundos
LF	Baja frecuencia
MUAPs	Potencial de acción de una unidad motora
NN	Intervalos entre latidos
NN50	Número de intervalos mayores de 50 ms
pNN50	Porcentaje de intervalos mayores de 50 ms
Resp	Respiración
RMS	Media cuadrática
RR	Intervalo entre ondas R
SC	Conductancia de la piel
SDNN	Desviación estándar
SNA	Sistema nervioso autónomo

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

SNP	Sistema nerviosos periférico
TINN	Número total de índices de los intervalos
Tr	Tiempo refractario
Trr	Tiempo entre ondas R
VLF	Muy baja frecuencia
WaveForm DataBase Toolbox	WFDB

I. MEMORIA

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

1. Justificación y objetivo

1.1 Justificación

Actualmente uno de los principales aspectos que la sociedad trata de mejorar es la salud y la calidad de vida. Habitualmente, la primera consideración es el cuidado de la salud física, pero también es necesario tener presente la salud mental.

El agotamiento, estrés o depresión son algunos de los riesgos psicosociales que pueden afectar a nuestra salud mental. En el ámbito laboral, el estrés provocado por el nivel de exigencia y el ritmo de vida resulta una de las enfermedades más frecuentes de la sociedad actual. Entre las consecuencias más graves sobre nuestro organismo se encuentran las enfermedades crónicas y la disminución de la calidad de vida.

En general el estrés es un proceso psicológico normal que nos permite actuar en situaciones de emergencia. Sin embargo, el sometimiento continuado a éste puede empeorar la situación, desencadenando un comportamiento erróneo que no ayude a mejorarla. Por ejemplo, determinadas situaciones de tráfico presentan las características idóneas para desarrollar estrés en conductores y provocar accidentes. Además, si consideramos al conductor como un trabajador encargado de la seguridad de un grupo de personas, las consecuencias derivadas de éstos pueden resultar muy graves.

Con ello, este proyecto surge con el objetivo de analizar el estrés de los conductores de autobús bajo situaciones peligrosas. La detección y evaluación de la salud de los trabajadores son aspectos claves para la mejora de la seguridad vial y la reducción de las terribles consecuencias derivadas de los accidentes de tráfico.

1.2 Objetivo

El principal objetivo de este proyecto es el desarrollo de herramientas que permitan la evaluación del estrés y/o relajación de los conductores mediante el análisis de un conjunto de señales biomédicas.

Como objetivos secundarios, necesarios para alcanzar el principal, se tienen el análisis de una base de datos pública relacionada con el estrés en conducción y la obtención de una métrica de estrés que permita visualizar la evolución del estrés de un conductor cuando se somete a diferentes situaciones de conducción.

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

Además, con el objetivo de validar los resultados obtenidos sobre la base de datos pública, se contempla la obtención de una base de datos propia procedente de un simulador de conducción de autobuses.

2. Antecedentes

2.1 Estrés

El estrés es el proceso automático y natural del cuerpo que se inicia frente a situaciones desafiantes o amenazadoras, a las cuales se les debe dar una respuesta apropiada mediante determinados recursos del organismo (Akrani, 2011). Se puede describir como una situación de tensión o preocupación que todas las personas han sufrido en algún momento y que, en determinadas ocasiones puede aumentar la motivación para llevar a cabo una tarea o mejorar el rendimiento. Sin embargo, también puede ser dañino si provoca sobre-estrés o afecta gravemente al desarrollo de nuestra vida diaria.

Cuando el organismo se ve sometido a situaciones estresantes se produce una respuesta por parte del sistema nervioso junto con ciertas hormonas (Sánchez Pérez, 2014). El inicio se produce en el hipotálamo, donde se envían señales a las glándulas adrenales para producir adrenalina y cortisol. Estas hormonas viajan por el torrente sanguíneo y producen variaciones sobre la frecuencia cardíaca, la frecuencia respiratoria, la presión arterial o el metabolismo. Otros cambios son la dilatación de los vasos, de las pupilas o la liberación de glucosa para obtener más energía. Además, el organismo produce más sudor. Al conjunto de cambios producidos se le conoce como respuesta al estrés.

2.1.1 Enfoques en el estrés

La definición del término estrés en el ámbito psicológico debe considerarse teniendo en cuenta 3 enfoques distintos (Vindel, 2013). Concretamente, se puede establecer como una reacción o respuesta del individuo, como un estímulo o como una interacción entre el estímulo y los recursos del individuo.

Cuando las características de una situación provocan la necesidad de adaptación de un individuo al nuevo entorno, se estudia el estrés como un estímulo (Vindel, 2013). Los grandes acontecimientos como eventos catastróficos o impredecibles son ejemplos de situaciones inesperadas y estresantes que producen un cambio en el comportamiento del individuo y que pueden afectar a su salud. De la misma forma, eventos de menor alcance pero producidos diariamente o permanentemente también se clasifican como estímulos estresores.

El siguiente enfoque planteado para el estrés es su consideración únicamente en eventos que producen respuestas fisiológicas (Vindel, 2013). Este comportamiento se denomina Síndrome de Adaptación General y consta de tres fases: alarma, resistencia y agotamiento. Solo se consideran estímulos estresores aquellos que producen una respuesta de reajuste o

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

reequilibrio. Dentro de la variedad de estímulos estresores están contenidos los estímulos emocionales.

Finalmente, el último enfoque planteado es el estrés como interacción entre las características del estímulo y los recursos del individuo (Vindel, 2013). En este caso, la respuesta producida va a depender más de la capacidad del individuo para gestionar la situación que de las propias características de dicha situación. Cuando el individuo, frente a unas circunstancias estresantes, considere que no posee los suficientes recursos para responder correctamente a ellas, actuarán los mecanismos de reacción de estrés.

2.1.2 Tipos de estrés

Podemos encontrar hasta 3 tipos de estrés (Smith, 2016). Cada uno de ellos tiene una duración, síntomas, tratamientos y características.

El estrés agudo es la forma más típica de estrés (Smith, 2016). Suele aparecer bajo determinadas situaciones e incluso puede llegar a resultar estimulante y ayudar al desarrollo de la actividad. Sin embargo, este tipo de estrés de baja duración puede derivar en problemas más graves como agonía psicológica, dolores de cabeza o malestar estomacal. Todo ello va a depender del estímulo estresor y de la capacidad del individuo para actuar frente a éste. En general, debido a su corta duración no causa daños importantes.

El estrés agudo episódico es similar al estrés agudo, pero de manera recurrente (Smith, 2016). Suele aparecer en personas que asumen demasiadas responsabilidades, no pueden organizarlas correctamente y tienden a actuar como una “máquina de estrés”. Ello provoca síntomas como los dolores de cabeza, hipertensión o incluso enfermedades cardíacas que pueden afectar gravemente a su salud.

A diferencia del estrés agudo, el estrés crónico no resulta fascinante (Smith, 2016). Se trata de un estrés que deteriora la salud de la persona, tanto a nivel mental como físico. Las situaciones estresantes parecen no desaparecer provocando una sensación de sobrepresión y de preocupación que produce un deterioro en la felicidad y salud de la persona. Por tanto, se trata de un estrés de largo plazo que puede provocar infartos, apoplejía, violencia y en algunas ocasiones, resolverse con el suicidio.

2.1.3 Estrés en conductores

Cuando una persona conduce, se llevan a cabo una serie de eventos que pueden afectar a nivel de estrés (Kennard, 2012). Existen determinados eventos predecibles como fijarse tanto en los retrovisores como en la carretera cuando se va a cambiar de carril que aumentan el estrés. Situaciones como frenar rápidamente para evitar una colisión o tener un coche demasiado cerca

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

no pueden predecirse y afectan en mayor medida a ese estrés. Todo ello hace que la conducción sea una de las actividades más estresantes.

A pesar de ser considerada como una actividad más en la vida diaria, el entorno que genera la conducción puede ser mucho más estresante que el formado para otras actividades donde tenemos la capacidad de disipar el estrés (Kompier, 1996). Nuestros cuerpos están diseñados para responder físicamente frente a estímulos estresores. Sin embargo, dentro del vehículo la capacidad de movimiento se encuentra bastante limitada y existe un riesgo de no poder ejercer un control completo sobre dicho vehículo. A esto se le añade la presencia de otros conductores que pueden actuar incorrectamente y, ante la incapacidad para controlar esa situación aumentar nuestro nivel de estrés.

Si además de esto se considera el uso de un vehículo más grande como pueda ser un autobús, la situación empeora. A lo largo de los años, se han llevado a cabo numerosos estudios que afirman que los conductores de autobuses padecen situaciones de alto estrés, sobre todo en las zonas metropolitanas (Kompier, 1996). En estos estudios se observa como el absentismo por enfermedades o la incapacidad de trabajar son problemas muy frecuentes en estos conductores. Además, el abandono de los puestos debido a enfermedades afecta a trabajadores más jóvenes que los de otros sectores. Las principales limitaciones para ejercer su trabajo están relacionadas con problemas en la espalda, tendones, desórdenes mentales y enfermedades cardiovasculares.

2.1.4 Problemas de salud

Las enfermedades que afectan a los conductores de autobuses van desde problemas músculo-esqueléticos hasta problemas psicológicos como la fatiga o la tensión (Kompier, 1996).

- Los problemas músculo-esqueléticos constan de dolores en espalda, cuello, hombros y rodillas. Pueden resolverse haciendo ejercicio, siendo tratados por un profesional médico y con la administración de fármacos.
- La fatiga, tensión o sobrecarga mental son algunos de los problemas psicológicos que pueden experimentar.
- Desórdenes en el sueño.

Todas estas afecciones están influenciadas por las diferentes demandas a las que se ven sometidos los conductores (Kompier, 1996). Parte de su tarea consta de mantener una buena actitud con los pasajeros, una buena conducción y cumplir con los horarios establecidos. En ocasiones, los pasajeros requieren de cierta información sobre horarios, rutas o paradas que hacen que el trabajador deba interactuar con ellos a la vez que prestar atención al tráfico denso de las ciudades y conducir con precaución de acuerdo a las normas de tráfico.

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

Otro de los elementos que influye en la situación laboral es el espacio físico de trabajo (Kompier, 1996). Al tratarse de un autobús donde el aprovechamiento de espacio es un factor clave para un buen diseño del vehículo, la cabina del conductor queda limitada a un espacio reducido que deriva en inconvenientes como la dificultad para el ajuste del asiento al trabajador.

Por otro lado, al tratarse de un empleo con trato directo a personas, cada vez es más frecuente la aparición de situaciones violentas o problemáticas con algunos pasajeros (Kompier, 1996).

Por último, la falta de organización en el horario de trabajo provoca la creación de turnos partidos que pueden crear una situación de inestabilidad en la vida diaria del trabajador (Kompier, 1996).

En el Figura 2 se muestra un resumen de la situación de un conductor donde debe prestar atención a un conjunto de demandas y las consecuencias en la salud debido a éstas.

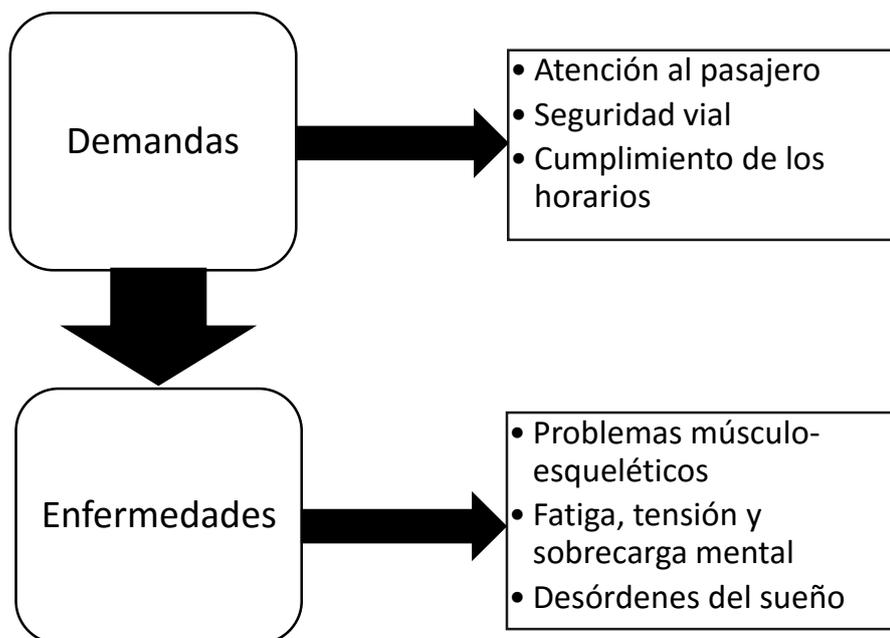


Figura 1 Resumen de las principales demandas y enfermedades derivadas del estrés de los conductores

2.1.5 Estudios para la detección del estrés

La salud es uno de los factores más importantes para asegurar una buena calidad de vida. Como ya se ha visto en apartados anteriores, la importancia de una buena salud mental también es un elemento influyente en ésta. Por ello, a lo largo de los años han sido varios los estudios planteados para la evaluación del estrés. En ellos se han extraído diferentes parámetros sobre un conjunto de señales fisiológicas relevantes ante la presencia de estímulos estresores.

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

En el estudio realizado por Healey et. Al. (Healey, 2005) se propuso el análisis de las señales del electrocardiograma (ECG), electromiograma (EMG) y electrodermograma (EDA) para el estudio del estrés en conductores. Para ello, se elaboró un protocolo de conducción para la adquisición de los datos. En éste se incluían diferentes lugares de conducción como la ciudad y la autopista.

Para la evaluación del estrés se realizó el cálculo de un conjunto de parámetros como la frecuencia cardiaca (*HR*), la media y la varianza del EMG y EDA. Para el análisis de la variabilidad de la frecuencia cardiaca se realizó un análisis espectral de la evolución temporal de ésta. La hipótesis inicial es que el espectro de frecuencias de las variaciones de la frecuencia cardiaca contiene información del tono simpático. En efecto, el sistema nervioso parasimpático modula la frecuencia cardiaca a las frecuencias entre 0 a 0,5 Hz. En cambio, el sistema nervioso simpático modula dicho ritmo en frecuencias inferiores a 0,1 Hz.

De esta manera, conociendo que el sistema nervioso autónoma (SNA) regula el organismo en situaciones de estrés y sabiendo cuáles son los rangos de frecuencias en los que cada uno de los sistemas que lo forma actúa, se puede establecer un parámetro que relacione los cambios producidos en la frecuencia cardiaca con el estrés de sujeto.

Los resultados obtenidos del estudio indicaron que en la mayoría de los conductores estudiados la conductividad de la piel y las métricas de la frecuencia cardiaca mostraban una gran correlación con el nivel de estrés de cada uno de ellos.

En el siguiente estudio, realizado por M. Fechir et. al. (M. Fechir, 2008), el principal objetivo era conocer el nivel de estrés producido en determinadas tareas. Concretamente, las tareas fueron la presentación de imágenes que tenían un efecto positivo, negativo y neutro (control), un test de interferencia entre palabra y color, aritmética mental en un tiempo limitado, cantar una canción y dar una charla espontánea. Las señales registradas fueron el ECG, el EMG y el EDA. Sobre las grabaciones obtenidas de los 11 participantes se evaluaron los siguientes parámetros: la activación emocional medida a través de la sudoración, la vasoconstricción de la piel, la frecuencia cardiaca, la presión sanguínea y la actividad electromiográfica del trapecio.

En general, todas las tareas resultaron significativamente estresantes cuando se comparaban con la métrica control. Sin embargo, el análisis del comportamiento del sistema nervioso simpático no resultó significativo para determinadas tareas como dar una charla o realizar ejercicios mentales. Por otro lado, la frecuencia cardiaca o la sudoración tuvieron una correlación significativa con los niveles de clasificación del estrés.

En el estudio de Sanjib Patra et. al. (Sanjib Patra, 2010) se evaluaban los efectos de las actividades diarias sobre el descanso nocturno de las personas. Sobre la única señal evaluada, el ECG, se realizó un análisis donde se estudiaron parámetros como la frecuencia cardiaca, el número de intervalos mayores de 50 ms (*NN50*), el porcentaje de intervalos mayores de 50 ms (*pNN50*), el número total de índices de los intervalos (*TINN*), la energía en la baja frecuencia y alta frecuencia y la relación entre ambas.

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

Para este estudio, la señal fue grabada mientras el sujeto realizaba tareas rutinarias y durante las horas de sueño. Durante los periodos nocturnos, los resultados obtenidos indicaron un descenso en la frecuencia cardiaca, en la tasa de baja y alta frecuencia y un aumento en el $pNN50$.

Por último, William et. al. (Aaron Williamon, 2013) evaluaron el estrés sobre músicos que actuaban frente a una gran audiencia y podían padecer problemas de ansiedad cuando se encontraban frente a estas situaciones. El indicador clave que utilizaron en el estudio fue la variabilidad de la frecuencia cardiaca, analizándola en el dominio de las frecuencias. Por ello, la única señal necesaria para el análisis fue el ECG.

En dicho estudio, se repitió y controló un experimento donde se analizaba la respuesta psicológica de músicos expertos en actuaciones de bajo y alto estrés. Para el análisis espectral se utilizaron los algoritmos actuales. De nuevo, se obtuvo la energía para cada una de las bandas de frecuencia y los resultados demostraron que en la relajación la tasa era menor.

Por otro lado, también se evaluó la desviación estándar de los intervalos RR. Las medidas básicas como la media y la desviación estándar permitieron distinguir claramente entre los estados de bajo y alto estrés.

En la Tabla 1 se recoge un resumen de los 4 artículos, sus señales estudiadas y los parámetros considerados para la detección del nivel de estrés.

Tabla 1 Resumen de las señales y parámetros analizados en los estudios contemplados

Estudio	Señales	Parámetros
Healey et. al.	ECG, EMG, EDA	HR, tasa baja frecuencia/alta frecuencia, media y varianza del EMG y EDA
M. Fechir et. al.	ECG, EMG, EDA	Sudoración, vasoconstricción de la piel, HR, presión sanguínea y EMG del trapecio
Sanjib Patra et. al.	ECG	HR, NN50, $pNN50$, TINN
William et. al.	ECG	Desviación estándar de RR, tasa baja frecuencia/alta frecuencia

En conclusión, casi todos los estudios han considerado el ECG, EMG y EDA como principales señales relacionadas con el estrés. Por tanto, se proponen estas señales para el desarrollo del proyecto.

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

2.2 Electrocardiograma

La señal electrocardiográfica es la representación de la actividad eléctrica del corazón utilizada para la detección de enfermedades cardiovasculares. El dispositivo empleado para la adquisición de la señal es un electrocardiógrafo. Y según la cantidad de derivaciones empleadas, existen diversas formas para la obtención de la señal. Concretamente, hay tres conjuntos de derivaciones:

- Derivaciones de las extremidades: conocidas como las derivaciones estándar I, II y III. Están definidas como la diferencia de potencial entre los vértices del triángulo de Einthoven tomadas por parejas.
- Derivaciones precordiales: conocidas como V_1 , V_2 , V_3 , V_4 , V_5 , V_6 . Se emplean para la medida de potenciales cercanos al corazón. Y se definen como derivaciones unipolares basadas en la diferencia del potencial de cada extremidad con respecto a la central terminal de Wilson, promedio del potencial de extremidades.
- Derivaciones aumentadas de Goldberger: conocidas como aVR, aVL y aVF. Son similares a las derivaciones precordiales, pero aumentadas. Se obtienen como la diferencia de cada extremidad con respecto a la media de las otras dos extremidades.

Teniendo en cuenta la posibilidad de obtención del ECG en los tres tipos de derivaciones, al conjunto de las 12 derivaciones se le llama ECG estándar. A través de éstas, se consigue representar el 90% de la actividad eléctrica de un corazón sano. En la Figura 2 se muestra la forma del ECG estándar para todas las derivaciones.

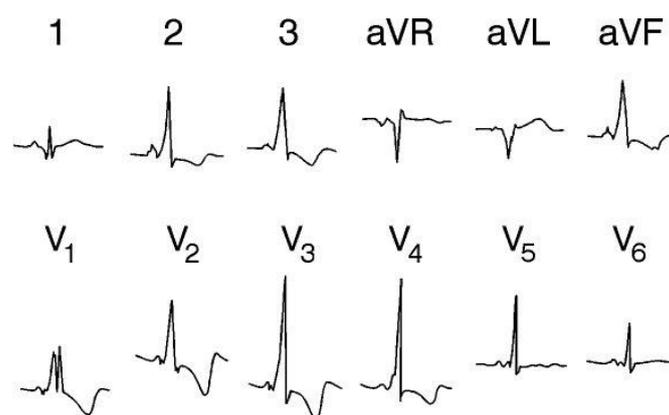


Figura 2 Forma de las diferentes derivaciones de un ECG estándar (IRA FOX, 2013)

En la Figura 3 se muestran las principales características de las señales: las ondas y su nomenclatura. Para un individuo sano, estas señales están formadas por la onda P, complejo

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

QRS, onda T y onda U. Cada una de las ondas está relacionada con una parte del ciclo cardiaco (Portillo Márquez, 2009).

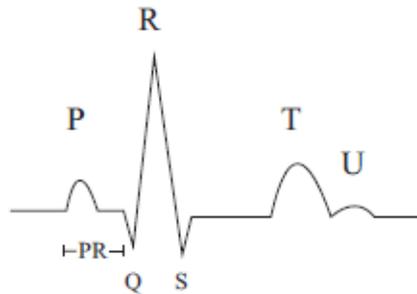


Figura 3 Nomenclatura y forma de las ondas presentes en un latido cardiaco

La primera onda detectada es la onda P. Está relacionada con la despolarización de las aurículas. En general, la duración de dicha onda no debe exceder los 100 ms y el voltaje máximo de 0,25 mV. Para todas las derivaciones resulta de amplitud positiva a excepción de la aVR, donde es negativa y la V₁ que suele ser isodifásica.

El complejo QRS está formado por la unión de las ondas Q, R y S. Representa la despolarización de los ventrículos, aunque coincide también con la repolarización de las aurículas. En general, es un periodo de mayor amplitud pudiendo alcanzar los 3,5 mV con una duración entre 60 a 100 ms.

- Onda Q: es la primera onda del complejo y tiene valores negativos.
- Onda R: sigue a la onda Q, es positiva y presenta la mayor amplitud de las tres.
- Onda S: es la onda consecutiva a la onda R.

De nuevo, dependiendo de la derivación observada podrá variar el signo de la amplitud del complejo.

La onda T representa la repolarización de los ventrículos. La duración aproximada es de 200 ms y la amplitud es menor que el complejo QRS, alcanzando los 0,5 mV. Generalmente, dicha amplitud es positiva para todas las derivaciones a excepción de la aVR.

Por último, con escasa amplitud se encuentra la onda U que suele aparecer en las derivaciones precordiales y sigue inmediatamente a la onda T. Su amplitud es un tercio de la onda T.

2.3 Electromiograma

El EMG es una prueba diagnóstica que consiste en el registro de la actividad eléctrica de los músculos mediante el uso de electrodos. Cuando un músculo se somete a un estímulo voluntario o involuntario como, por ejemplo, un movimiento realizado por el sujeto, se generan una serie

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

de potenciales de acción que producen actividad eléctrica. Dicha actividad se puede registrar con unos electrodos colocados en diferentes localizaciones.

La forma de la señal del EMG registrada va a depender de diferentes factores como el músculo de medida, el tipo de electrodo o la fuerza del sujeto. En general, la amplitud típica suele oscilar entre 0,1 a 1 mV con un ancho de banda de 5 Hz a 10 kHz.

La adquisición se puede realizar colocando los transductores sobre la piel o insertándolos dentro de un músculo obteniendo así una medida invasiva. La medida superficial es el método más empleado ya que no requiere de ninguna incisión y, por tanto, el riesgo para el paciente es mínimo. Con ello, según la adquisición se podrán emplear electrodos de superficie o de aguja (Rash, 2016):

- De superficie (Rash, 2016): se pueden emplear dos tipos de electrodos, activos o pasivos. Los electrodos de superficie activos se caracterizan por incluir amplificadores integrados que reducen la impedancia de contacto y no requieren de geles conductores para mejorar la adquisición de la señal. En cambio, los pasivos carecen de estos amplificadores e incorporan geles conductores. En la Figura 4 se muestra un EMG de superficie.

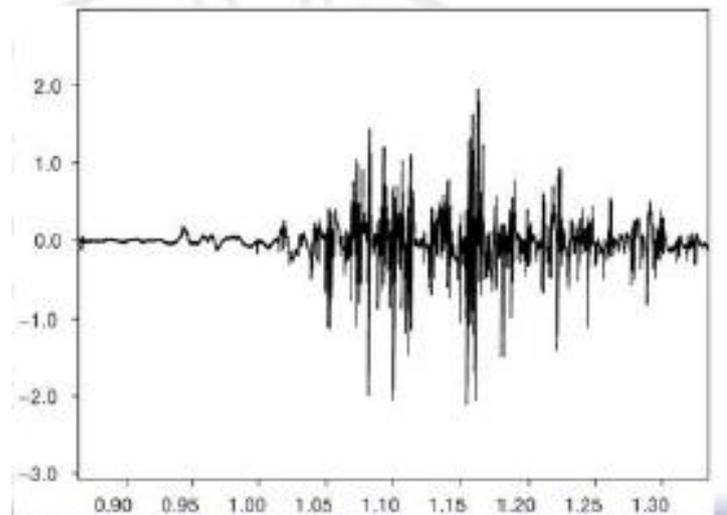


Figura 4 Ejemplo de la forma y características típicas de un señal de electromiograma de superficie

- De aguja (Rash, 2016): requieren de su inserción en el músculo donde se va a realizar la adquisición. Pueden ser monopolares o coaxiales. Los electrodos de aguja monopolares constan de una aguja aislada en toda su longitud, a excepción de la punta. Y los coaxiales están formados por una aguja con unos conductores metálicos en el interior. Éstos están aislados entre sí y con la aguja, solo en su extremo no presentan aislamiento y en esa zona capturan el registro. Este registro está relacionado con la actividad eléctrica de unidades motoras (MUAPs) que constan de una neurona motora junto con las fibras musculares que inerva. En la Figura 5 se muestra la adquisición de MUAPs.

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

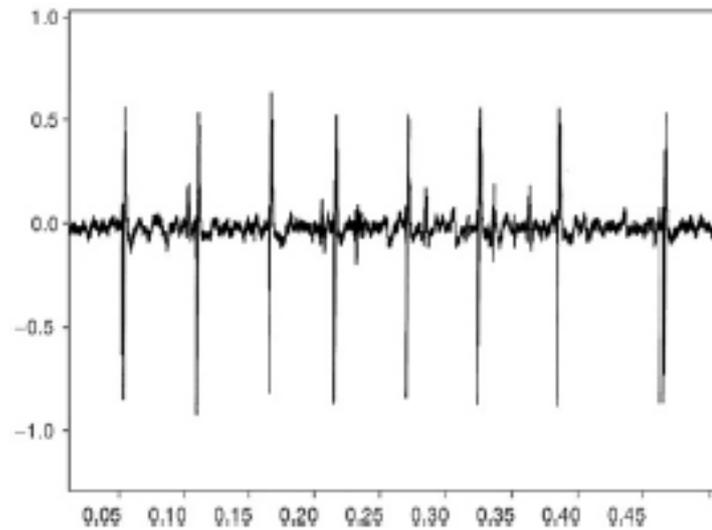


Figura 5 Ejemplo de la forma y características típicas de un electromiograma obtenido con aguja

El uso de cada tipo de electrodos va a depender del músculo y de la información requerida. En determinadas ocasiones, el acceso a un músculo va a estar condicionado por su localización pudiendo ser necesario el uso de técnicas invasivas para el registro. Además, la información obtenida puede variar según el transductor empleado ya que las características del EMG pueden verse modificadas por el uso de transductores superficiales o invasivos. Concretamente, los electrodos superficiales recogen un mayor número de potenciales de acción y se puede cruzar información de músculos adyacentes. En el caso de los electrodos invasivos, la información obtenida corresponde únicamente a una zona del músculo de medida. Por tanto, las variaciones de la señal registrada están asociadas al comportamiento de las células cercanas a los electrodos.

2.4 Electrodermograma

El EDA se define como el cambio en las propiedades eléctricas de la piel. La medición es relativamente simple y puede emplearse como herramienta para el estudio del comportamiento del SNA, así como del sistema simpático periférico (SNP) (Peuscher, 2012). Esta señal también se puede describir en términos de resistencia, conductancia o potencial electrofisiológico ya que proviene de glándulas sudoríparas cuya secreción es la causante de la variación en la resistencia y conductividad de la piel. Está formada por varias componentes que se pueden relacionar con diferentes estímulos (Thies, 2010).

- La primera de ellas es el nivel de conductancia de la piel. Se trata de la componente tónica, situada en el rango de frecuencias de 0 a 0,05 Hz. Permite obtener información sobre la activación psico-física.

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

- La componente fásica es la respuesta de la conductancia de la piel con un rango de frecuencias de 0,05 a 1,5 Hz. Muestra la respuesta a un estímulo específico.
- La respuesta de la conductancia no específica es la última componente, que se considera independiente al estímulo. Para calcular el estado emocional general es útil realizar el seguimiento tanto de la frecuencia como de la amplitud media.

En la Figura 6 se muestra la forma de la señal con unos parámetros que la caracterizan.

- La latencia corresponde al tiempo que transcurre desde la aparición de un estímulo hasta que se produce un cambio en la respuesta.
- El tiempo de recuperación es el tiempo necesario para que la amplitud máxima de la señal se vea reducida un 63%.
- El rango de valores de la señal se extiende desde 1 hasta el infinito y la magnitud de medida es el μS .

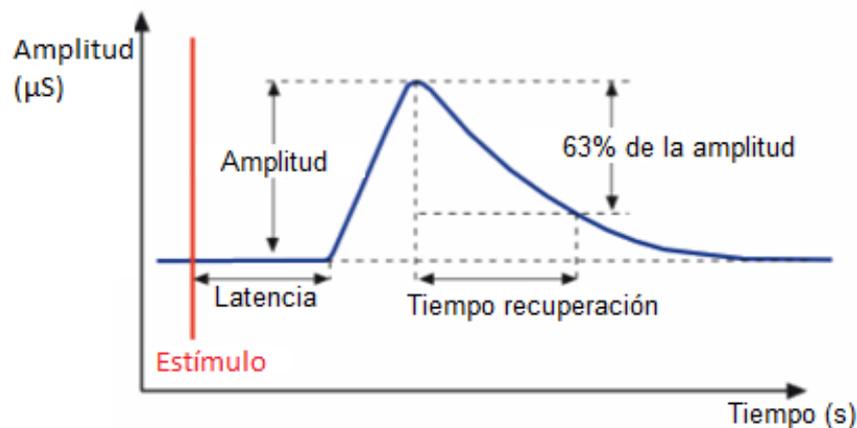


Figura 6 Parámetro relevantes de la onda de la conductancia de la piel (Thies, 2010)

El EDA refleja la activación del SNA, encargado del control de funciones viscerales tales como la frecuencia cardiaca, la digestión, la respiración o la transpiración. Dicho sistema está formado por el sistema nervioso simpático y el sistema nervioso parasimpático. El primero es el encargado de mediar en la respuesta de estrés hormonal y regula los mecanismos homeostáticos de los organismos vivos. Por el contrario, el parasimpático trata de mantener un estado de descanso o relajación tras la realización de un esfuerzo. De esta forma, en el estudio del estrés de un organismo esta señal suele considerarse por su relación con diversos factores que regulan la respuesta frente al estrés.

Para el registro del EDA, existen diversos métodos:

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

- Medición electrofisiológica como el ECG o EMG: los electrodos empleados son los mismos que los utilizados para la adquisición de las señales del ECG o el EMG. En este caso, el electrodo activo se coloca en la palma de la mano y el electrodo referencia podría situarse en la parte dorsal de la misma mano.
- Variación en la resistencia o conductividad de la piel: medida de la variación de la resistencia o la conductividad mediante unos electrodos situados, por ejemplo, en los dedos.
- Combinación de ambas

En muchas ocasiones, el principal método empleado se basa en la medida de la señal electrofisiológica, resistencia o conductividad en alguna zona corporal donde haya una gran cantidad de glándulas sudoríparas. En la Figura 7 se muestra la colocación de los electrodos para la medición de la resistencia o la conductividad sobre los dedos, zona con gran cantidad de glándulas.



Figura 7 Colocación de los electrodos para la obtención de la señal EDA (Peuscher, 2012)

De esta manera, el EDA resulta tener un método fácilmente reproducible y económico que hace que se considere para el estudio de las situaciones de estrés gracias a su relación directa con el SNA y, por tanto, con los mecanismos de regulación del estrés de un organismo.

3. Materiales y métodos

3.1 Base de datos pública

La base de datos PhysioNet (2016) ofrece el acceso a una gran cantidad de datos relacionados con las señales fisiológicas de determinadas situaciones. Actualmente contiene más de 70 bases de datos sobre señales multiparamétricas cardiopulmonares, electrocardiograma, mioeléctricas, neuroeléctricas, cardiovasculares, intervalo RR, marcha y equilibrio e imagen.

Además de proporcionar datos para poder introducir tanto en Matlab como en Octave, existe la posibilidad de utilizar el toolkit WaveForm DataBase Toolbox (WFDB) que permite procesar datos y extraer parámetros y características.

Para el estudio de situaciones de estrés en conductores de autobús, se encuentra la base de datos *Stress Recognition in Automobile Drive* (PhysioNet, 2016). Esta base de datos contiene una colección de 17 grabaciones multiparamétricas de voluntarios que se han sometido a conducciones por las calles de Boston, Massachusetts (Healey, 2005). Durante éstas, las medidas fisiológicas adquiridas fueron ECG, EMG, EDA y respiración.

Los archivos proporcionados por la base de datos son de dos tipos. El formato del archivo que contiene la señal digitalizada es .dat y la información de ese archivo que permite conocer la longitud del mismo y el canal de cada una de las señales es hea.

3.1.1 Protocolo de adquisición

Para poder tratar realmente la base de datos utilizada es necesario conocer el diseño del experimento, el protocolo de conducción y la adquisición de los datos (Healey, 2005).

El experimento fue diseñado para monitorizar a un grupo de conductores en situaciones reales con el objetivo de que los resultados obtenidos fueran más aplicables en un futuro. Para ello, se plantearon diversas etapas.

La primera de ellas consistía en proporcionar un mapa a todos los participantes para conocer la ruta indicada. Durante la realización del estudio, un copiloto los acompañaba y anotaba en un cuestionario el nivel de estrés en cada momento.

Todos los participantes condujeron a media mañana o media tarde cuando había poco tráfico en las carreteras. Tanto al inicio como al final del proceso, como medida control los conductores estuvieron en un garaje con los ojos cerrados durante 15 minutos.

Una vez habían descansado, el estudio se basó en circular por diferentes calles donde el tráfico era mayor y podían encontrarse con diferentes altercados que afectaban a su nivel de

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

estrés. Después la ruta los llevaba hacia la autopista para crear situaciones de estrés medio y finalmente volvían al punto inicial. En general, la duración del proceso era de 50 min a 1,5 h.

Para poder medir las señales fisiológicas se utilizaron 4 tipos de sensores, cada uno de ellos para una señal en concreto. Todos ellos se conectaron a un convertidor analógico-digital FlexComp que a su vez estaba conectado a un ordenador incorporado en el vehículo.

En el caso del ECG, la adquisición fue tomada de la derivación II modificada para disminuir el efecto de los artefactos y maximizar la onda R, ya que el *HR* y su variabilidad, obtenidos a través de la onda R, resultan claves como parámetros. La frecuencia de muestreo de la señal fue 496 Hz.

Para el EMG, la adquisición se obtuvo del trapecio izquierdo, que resulta un indicador del estrés emocional. La frecuencia de muestreo fue 15.5 Hz después de haber pasado por un filtro de media.

La conductancia de la piel se midió en la palma de la mano derecha y en la planta del pie izquierdo. La respiración fue medida con un sensor elástico que se colocó alrededor del diafragma del conductor. Para ambas señales se utilizó la misma frecuencia de muestreo, 31 Hz.

3.1.2 Disponibilidad de las señales

La información detallada en el artículo de la base de datos indica la existencia de un total de 17 grabaciones. Cada una de ellas debe contener al menos 4 señales necesarias para la obtención de los parámetros. Sin embargo, tal y como se puede observar en la Figura 8, algunas de las conducciones no contienen todas las señales. En este ejemplo, la conducción 2 carece del EMG.

```
drive02 5 15.5 78056
drive02.dat 16x32 1000 16 0 -1236 14736 0 ECG
drive02.dat 16x2 1000 16 0 1802 13501 0 foot GSR
drive02.dat 16 1.0001/bpm 16 0 75 -19070 0 HR
drive02.dat 16 100 16 0 0 -9226 0 marker
drive02.dat 16x2 500 16 0 5804 -14191 0 RESP
```

Figura 8 Ejemplo de fichero hea con información de las señales almacenadas para la conducción 2

Realizando el mismo procedimiento con el resto de conducciones, se descartan algunos de ellas para el cálculo de señales del EMG y EDA. Ello provoca que según la señal analizada el número de sujetos varíe. En la Tabla 2 se indican los canales de las señales para todas las conducciones.

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

Tabla 2 Información de los canales y señales disponibles de las 16 conducciones examinadas

Conducción	Canal del ECG	Canal del EMG	Canal del EDA Pie	Canal del EDA Mano
1				
2			2	
3	1		2	3
4	1		2	3
5	1	2	3	4
6	1	2	3	4
7	1	2	3	4
8	1	2	3	4
9	1	2	3	4
10	1	2	3	4
11	1	2	3	4
12	1	2	3	4
13	1	2	3	
14				
15	1	2	3	4
16	1	2	3	4

3.1.3 Remuestreo

Tras la elección de las señales disponibles para el análisis, el siguiente paso consiste en la adecuación de éstas a las condiciones fijadas por el artículo de Healey. Mediante el Toolkit WFDB se puede acceder a la información sobre la señal, la frecuencia de muestreo y el tiempo.

Inicialmente, el artículo indica las frecuencias correspondientes para cada una de las señales. Sin embargo, al realizar la comprobación de éstas en la base de datos, dichas frecuencias no coinciden. Según el sujeto la frecuencia varía, con lo que deberemos remuestrear las señales.

La Figura 9 recoge las tres señales de la conducción 6 adaptadas a las mismas condiciones que el artículo.

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

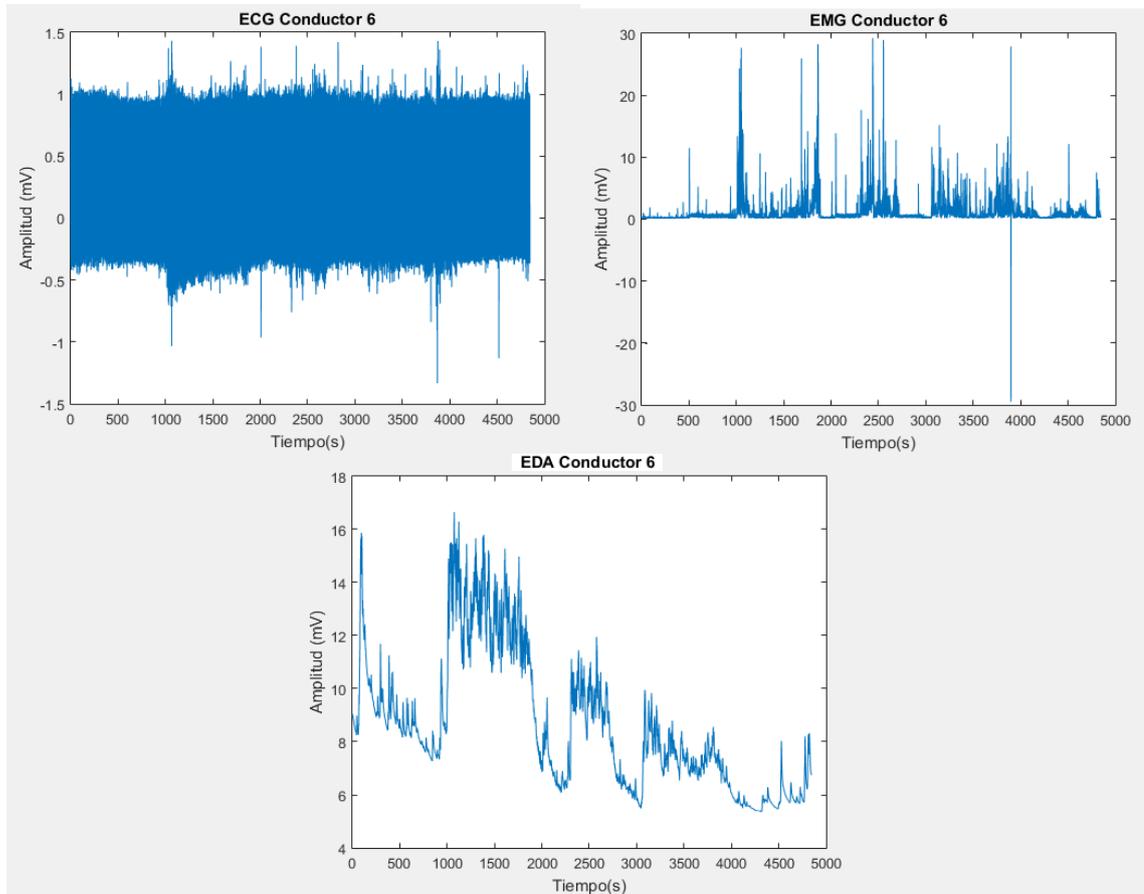


Figura 9. Ejemplo de señales biomédicas de la base de datos PhysioNet adaptadas a las condiciones del artículo

3.1.4 Segmentos de análisis

Para el análisis del comportamiento de los sujetos durante la etapa de conducción, la métrica de estrés desarrollada en el artículo se basaba en unos cuestionarios y un vídeo que registraba los movimientos del conductor durante las diversas etapas del experimento. Posteriormente esta métrica era utilizada para correlacionarse con la evolución de diferentes parámetros. Sin embargo, en la base de datos únicamente se proporcionan las señales fisiológicas y, por tanto, no se conoce el nivel exacto de estrés de los sujetos.

Por ello, para poder estudiar los cambios por estrés de los sujetos ha sido necesario idear una alternativa a través de la información proporcionada en el artículo. Como se ya ha comentado en apartados anteriores, el desarrollo del experimento se basaba en tres periodos principales: rest (relajación/control), city (ciudad) y highway (autopista). En la Figura 10 se muestra el orden empleado para el experimento y los tiempos en los cuáles los sujetos se encontraban en cada una de las fases.

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

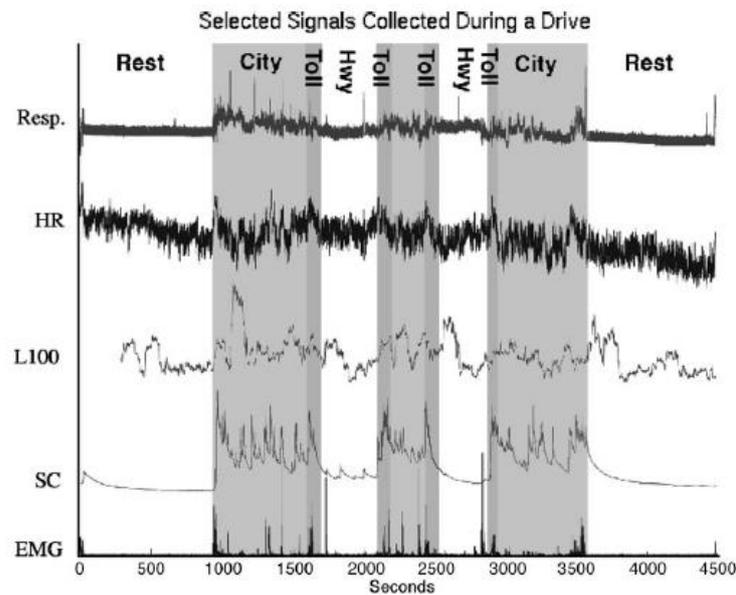


Figura 10 Evolución de algunos parámetros (HR y L100 (tasa espectral con ventana Hanning de 100 segundos)) y señales biomédicas (Resp. (respiración), SC (electrodermograma), EMG (electriomiograma)) a lo largo de toda la conducción y especificación de las diversas zonas: rest (control) city (ciudad), toll (peaje), highway (autovía) (Healey, 2005).

Los primeros 15 minutos sirve como medida control y a continuación, se inicia la conducción por ciudad que conecta mediante peaje con la autopista. De nuevo, se produce un breve periodo de ciudad seguido de autopista. Luego, se vuelve a la ciudad para finalizar el proceso en otro periodo control de 15 minutos.

Por tanto, el análisis de las señales se ha separado en los 3 periodos de conducción con 2 partes para cada uno de ellos. Fijándonos en el eje de abscisas de la Figura 10, la Tabla 3 recoge los segmentos temporales utilizados como ventanas para el análisis paramétrico.

Tabla 3 Intervalos temporales de los periodos de conduccion del experimento de PhysioNet

Control inicial	Control final	Ciudad inicial	Ciudad final	Autopista inicial	Autopista final
0 a 900 s	900 s finales	1000 a 1600 s	3000 a 3600 s	1700 a 2000 s	2600 a 2900 s

Una vez establecidos los segmentos de análisis, se debe proceder al cálculo de una ventana que contenga los datos analizados. El tamaño de ésta se define con los parámetros T y S y la duración es de 300 segundos. La fórmula aplicada para su actualización es la siguiente:

$$T = 1 + (i - 1) \cdot (twin \cdot fs) \quad [1]$$

$$S = T + (twin \cdot fs) \quad [2]$$

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

Donde i es la iteración, win es el tamaño en tiempo de la ventana y f_s es la frecuencia de la señal.

Finalizada la obtención de la ventana temporal, ya se puede iniciar el proceso de parametrización de las señales.

3.2 Base de datos propia

La base de datos de PhysioNet sirve como herramienta principal para la obtención de parámetros relevantes en situaciones de estrés. A continuación, se propone el desarrollo de un protocolo similar al anterior pero aplicado sobre una plataforma de simulación de conducción de autobuses. Con ésta, se pretende crear una base de datos que valide los resultados obtenidos con la base de datos de PhysioNet.

3.2.1 Hardware empleado

3.2.1.1 Simulador de conducción de autobús

El simulador de conducción forma parte de un proyecto de investigación del Instituto de Diseño y Fabricación (IDF) que pretende registrar un conjunto de señales fisiológicas y evaluar el nivel de estrés. El objetivo final es la implementación de este proyecto en empresas del transporte público de autobuses para que puedan registrar la situación de sus empleados y avisar en situaciones de estrés.

Este simulador consta de dos bloques generales; el interior del vehículo (Figura 11A) y la pantalla (Figura 11B). El interior está formado por la cabina de conducción con el asiento, el volante, los pedales y cambios de marcha. El sistema de simulación está compuesto por tres video proyectores sincronizados y una pantalla semicircular.

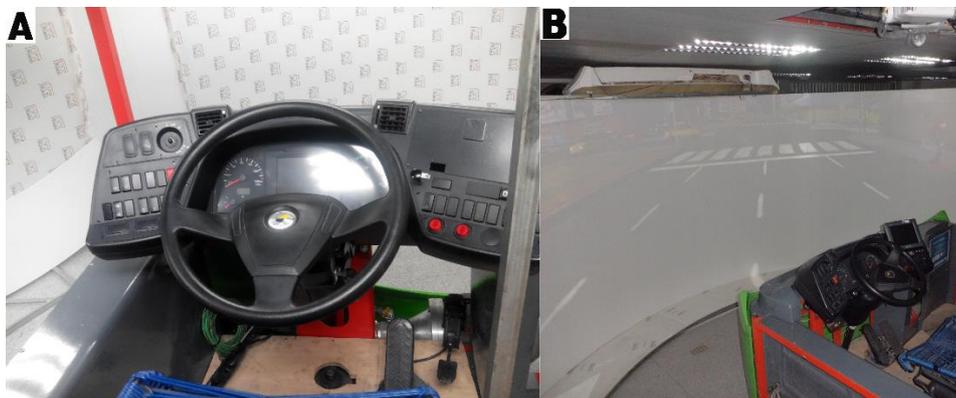


Figura 11 Partes del simulador de conductor de autobús

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

La visualización y renderizado del simulador se obtiene con el programa de software libre OGRE (versión 1.8.1) y el cálculo de la dinámica de los cuerpos rígidos y sus colisiones se realiza con PhysX SDK (versión 3.3.1). La parte correspondiente a inteligencia artificial de vehículos y peatones se basa en un gráfico de navegación, empleado para guiar los coches y los peatones por el escenario de la manera más realista posible.

El simulador es capaz de renderizar imágenes a 32 FPS con un escenario de 0,8 km² de área. Concretamente, la zona de circulación es una parte de la ciudad de Valencia donde se pueden diseñar diversos entornos de conducción, de tal manera que se puede circular por una ciudad con peatones y gran multitud de vehículos o reducir la cantidad de estos hasta circular sin tráfico.

3.2.1.2 BiTalino

El dispositivo empleado para la adquisición de las señales se llama BITalino (BITalino, 2016). Se trata de un dispositivo del ámbito low-cost que permite captar señales fisiológicas, entre otras.

Dentro de la página oficial de BITalino existen varios tipos de kits con precios que oscilan desde 149,00€ hasta 169,00€ cuyas diferencias radican en el número de canales, resolución, batería y sensores incorporados. En nuestro caso, se ha comprado el Board Kit cuyo precio resulta ser el más económico.

Todas las señales pueden captarse y verse por pantalla en tiempo real, aunque también existe la posibilidad de guardarlas como ficheros de datos para tratarlas posteriormente. El software oficial proporcionado de manera gratuita por BITalino es OpenSignals.

- **Elementos del Board Kit**

En la Figura 12 se muestra el conjunto de elementos del dispositivo más simple, que son (biosignals, 2013):

- 1x hardware BITalino
- 1x cable con tres terminales para EMG y ECG
- 1x cable con dos terminales para EDA
- 5x electrodos de gel
- 1x batería Li-Po de 500 mAh 3,7 V

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

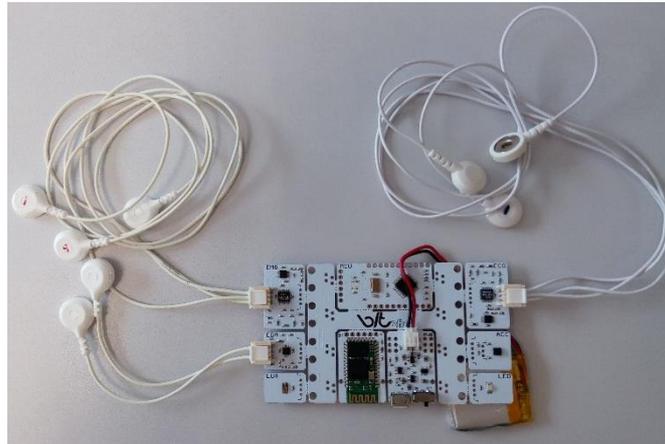


Figura 12 Elementos que componen el kit básico de BITalino

La placa de hardware de BITalino está formada por 10 bloques, cada uno de ellos encargado de la adquisición de un tipo de señal u otra función. En general, el diseño está planteado como un todo en uno donde se pueden modificar los bloques adaptándolos a las condiciones deseadas.

Los cables proporcionados contienen 2 (EDA) y 3 (EMG y ECG) terminales que se unen a unos transductores con gel conductor. En el kit inicial se proporcionan 5 electrodos, pero no son reutilizables. Por ello, en caso de realizarse más de una adquisición es necesario comprar más a través de la página web oficial.

La batería LiPo proporciona una autonomía aproximada de 6 horas pudiendo recargarse con un cable de salida microUSB conectado a una fuente de alimentación.

- **Módulos de BITalino**

El dispositivo básico está formado por un total de 10 bloques: microcontrolador, módulo de alimentación, Bluetooth, ECG, EMG, EDA, LUX, ACC, LED y el bloque de unión. A continuación, se procede a una breves descripción acerca de la función de los bloques empleados en el proyecto.

El bloque del microcontrolador {1} (bitalino, 2015) convierte las señales analógicas del sensor en un formato digital y muestrea todos los canales.

El módulo de alimentación {2} (bitalino, 2015) está diseñado para proporcionar dos salidas con un voltaje de 3,3 V que pueden alimentar independientemente la parte analógica y la parte digital del circuito de adquisición. También se puede usar una salida de 1,65 V utilizada como tensión de referencia para los sensores de señales diferenciales.

El Bluetooth {3} (bitalino, 2015) es el módulo que permite la conexión en tiempo real de la placa con un ordenador. Se trata de la versión 2.0 con un alcance de 10 metros.

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

El módulo del ECG {4} (bitalino, 2015) permite la adquisición de señales bioeléctricas como la frecuencia cardiaca. La medida diferencial, el precondicionamiento de la señal analógica, la alta relación de señal-ruido o la facilidad de uso son algunas de las características del bloque. No obstante, para asegurar una mínima influencia de ruido es aconsejable adquirir una señal diferencial.

El siguiente bloque de gran interés es el EMG {5} (bitalino, 2015), encargado de la adquisición de la señal bioeléctrica asociada a la activación muscular. Con características técnicas similares al bloque de ECG, el dispositivo está diseñado para EMG superficial con una configuración bipolar para reducir la influencia del ruido.

El bloque del EDA {6} (bitalino, 2015) es el encargado de registrar las variaciones en el nivel de sudoración de una persona. Para ello, el dispositivo capta los cambios en la resistencia de la piel traduciéndolos en valores numéricos.

En la Figura 13 se indican cada una de las partes de la placa BITalino. La zona marcada con un círculo discontinuo señala el interruptor de encendido y apagado del dispositivo.

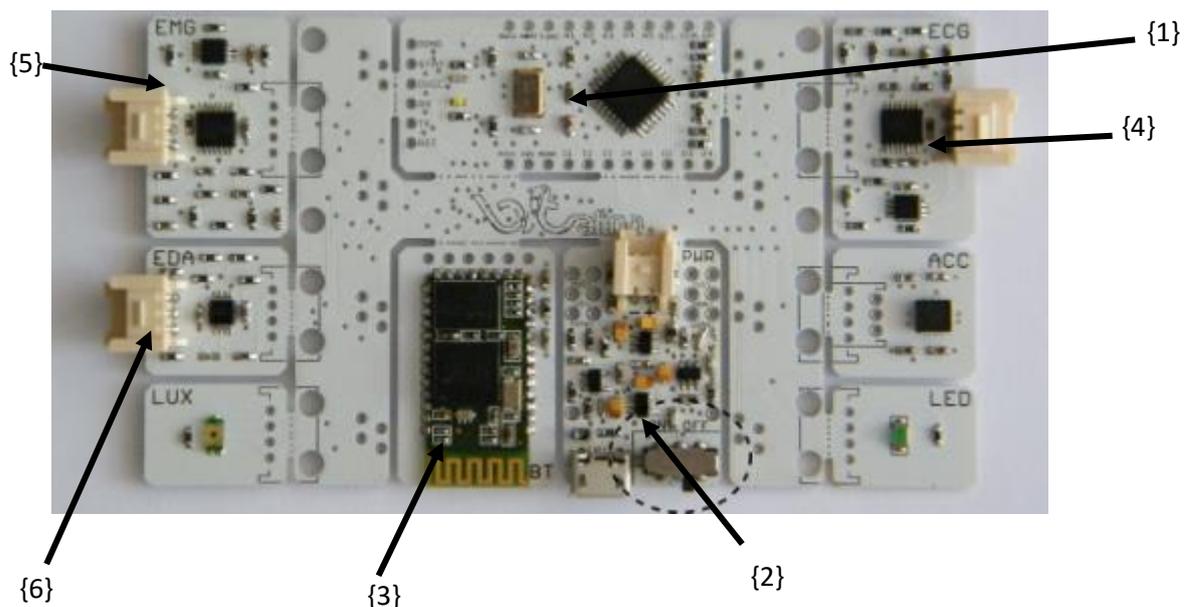


Figura 13 Componentes principales de la placa BITalino (biosignals, 2013)

3.2.2 Software empleado

La visualización de las señales del dispositivo BITalino puede realizarse de diferentes formas. Si bien existe la opción de configurar directamente su conexión con MATLAB, la página web del dispositivo proporciona un software de adquisición, visualización y procesamiento en tiempo real.

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

OpenSignals permite la adquisición de múltiples señales, la configuración de parámetros tales como la resolución o la frecuencia de muestreo y el almacenamiento de datos en varios formatos.

- **Conexión del dispositivo por Bluetooth**

Uno de los principales requisitos para utilizar el dispositivo es la conexión Bluetooth entre BITalino y el ordenador ya que la comunicación se realiza por esta vía, por lo que será necesario incorporarlo. En el caso de no disponer de uno, se pueden adquirir adaptadores conectados al ordenador por USB.

Según el sistema operativo el procedimiento para hacer la conexión tiene pequeñas variaciones, pero en general consta de 4 etapas (BITalino, 2015):

1. Accedemos a Preferencias del Sistema para activar el Bluetooth. Encendemos BITalino.
2. Buscamos dispositivos para conectarse y entre ellos debería de estar BITalino.
3. Una vez encontrado, se selecciona y en la opción de emparejado se debe introducir un código de emparejado.
4. Se introduce el código 1234 y el dispositivo está listo para utilizarse.

- **Configuración de OpenSignals**

Aunque ya se ha conectado BITalino con el ordenador, el programa todavía no lo ha identificado por lo que al intentar adquirir o visualizar una señal, el sistema avisa de que no se ha podido encontrar ningún dispositivo. Por tanto, debemos dar de alta nuestro dispositivo en el software accediendo al apartado de configuración.

Finalizado este paso, ya se puede acceder a las funciones de adquisición y visualización de señales. Además de la identificación del dispositivo, el apartado de configuración incluye diversos subapartados para la elección del lugar y tipo de fichero guardado, la frecuencia de muestreo de la adquisición y la configuración de los canales.

El almacenamiento de las señales adquiridas se puede realizar en dos formatos: txt o h5. Este último permite la organización y almacenamiento de grandes cantidades de datos numéricos y está apoyado por plataformas como MATLAB.

Dentro de las herramientas proporcionadas para la configuración de la adquisición, se encuentra la elección de la frecuencia de muestreo de la señal. En nuestro caso, todas las señales han sido muestreadas a 1000 Hz, pero también podría ser a 1, 10 ó 100 Hz. Como con BITalino se pueden utilizar hasta 6 tipos de sensores, el programa proporciona 6 canales y la posibilidad de configurar cada uno de ellos. De tal forma que a cada señal se le puede asociar un canal de adquisición y un nombre (Fig. 14).

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”



Figura 14 Configuración del almacenamiento de las señales en los canales

En la Figura 15 se muestra un ejemplo de señal de ECG adquirida a 1000 Hz y almacenada en el canal 3. El fichero generado es formato txt y podrá cargarse tanto en OpenSignals como en otras plataformas capaces de leer este formato.



Figura 15 Ejemplo de señal de ECG obtenida con BITalino y mostrada por OpenSignals

3.2.3 Protocolo de registro

3.2.3.1 Colocación de los electrodos

El conjunto de señales adquiridas ha resultado similar a las empleadas en el artículo de Healey, donde se registraron ECG, EMG y EDA. Únicamente se ha optado por obtener la señal EDA de la mano puesto que, por cuestiones de ergonomía y limitaciones del dispositivo empleado, resulta más complicado para la conducción adquirir también la señal del pie.

El siguiente paso consiste en la elección de los lugares de colocación de los electrodos que acompañan al dispositivo BITalino. Para el ECG, se ha optado por una configuración de tres electrodos en el torso. En la Figura 16 se muestra la colocación de los electrodos donde el positivo es el rojo, azul para el neutro y negro para el negativo.

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

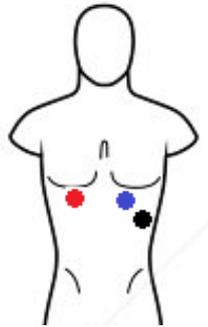


Figura 16. Colocación de los electrodos para el ECG

En el caso del EMG, los electrodos se han ubicado para la obtención de la actividad muscular del trapecio superior. Independientemente de la colocación del positivo y negativo, el electrodo neutro ha sido posicionado en el acromion para minimizar al máximo la interferencia del ECG. En la Figura 17 se indica concretamente su ubicación, así como la configuración de colores que continúa siendo la misma que para el ECG.



Figura 17. Colocación de los electrodos para el EMG

La señal del EDA solo requiere de dos electrodos y no es necesario indicar su polaridad. Se ha optado por ubicarlos en las yemas de los dedos, donde se comprobó que realizaba mejor contacto para la adquisición. La Figura 18 muestra la configuración escogida.

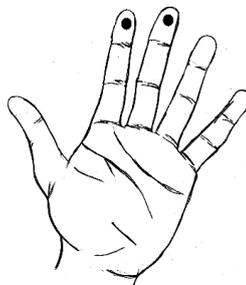


Figura 18. Colocación de los electrodos para el EDA

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

Previamente a la adquisición de las señales se ha limpiado la zona con alcohol. Los electrodos adhesivos contenían gel conductor para conseguir un mejor contacto de la piel con el electrodo.

3.2.3.2 Diseño del experimento

El simulador de autobús permite modificar el entorno de conducción, de tal forma que el usuario puede conducir con muchos vehículos y peatones o circular por una ciudad fantasma. En nuestro caso y para simular fielmente el protocolo de adquisición de la base de datos de PhysioNet, se ha optado por dos situaciones:

- La simulación de ciudad se ha desarrollado con gran cantidad de vehículos y peatones que cruzan repentinamente por los pasos de cebra.
- La simulación de autopista se ha diseñado en la misma zona de circulación que ciudad, pero se ha optado por eliminar los vehículos y peatones. Además, el recorrido realizado se ha modificado para conducir por un circuito cerrado con vías rectas, más fieles a las características de una autopista.

La Figura 19 corresponde a la zona simulada de Valencia. La ruta marcada en azul simula la conducción en autopista y la línea discontinua en rojo marca el recorrido establecido para la ciudad.

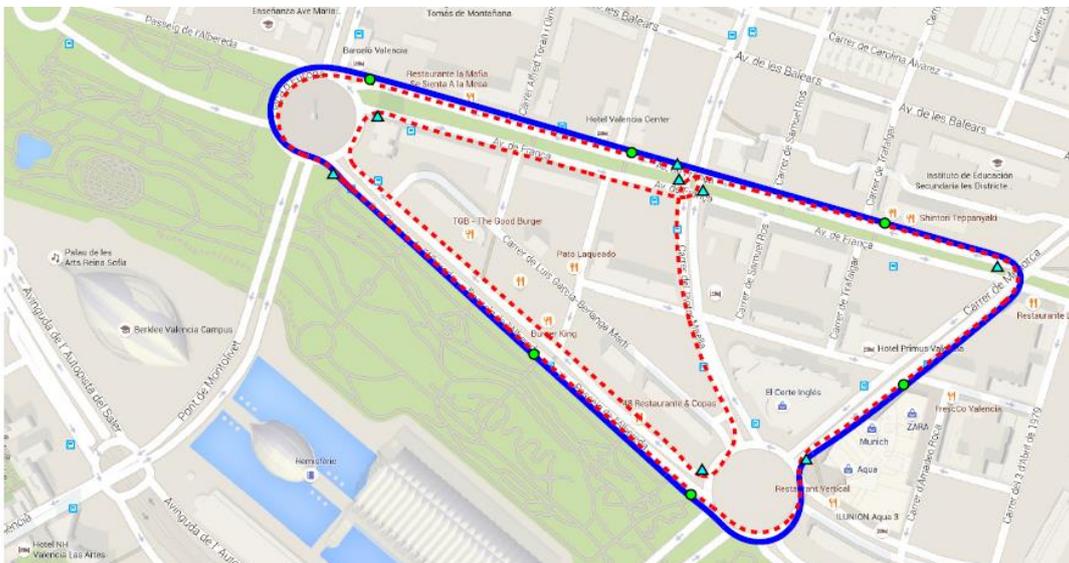


Figura 19. Mapa de la zona de conducción de Valencia para el periodo de ciudad (rojo) y autopista (azul)

El orden definido para el desarrollo del experimento se ha basado en el artículo de Healey et. al. Antes de iniciar el simulador se han tomado 10 minutos de relajación que han servido como periodo de control. Posteriormente, se han llevado a cabo periodos de 10 minutos con el

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

siguiente orden: ciudad, autopista y ciudad. Finalmente, se han registrado 10 minutos donde el sujeto se ha sometido a otro periodo de relajación.

3.2.4 Acondicionamiento de las señales

Tras la realización del experimento se han obtenido señales de 4 conducciones diferentes. Ocasionalmente y debido a dificultades asociadas al contacto entre electrodos y piel, la señal del EDA no se ha obtenido para algunos periodos. La Figura 20 muestra un ejemplo de las tres señales adquiridas.

En el caso del EMG la señal adquirida ha sido filtrada para la eliminación de la posible interferencia de la red eléctrica. Además, contiene valores negativos y pese a la colocación de un electrodo sobre el acromion se ha introducido la interferencia del ECG. Por tanto, dicha señal deberá ser adaptada antes de la obtención de los parámetros.

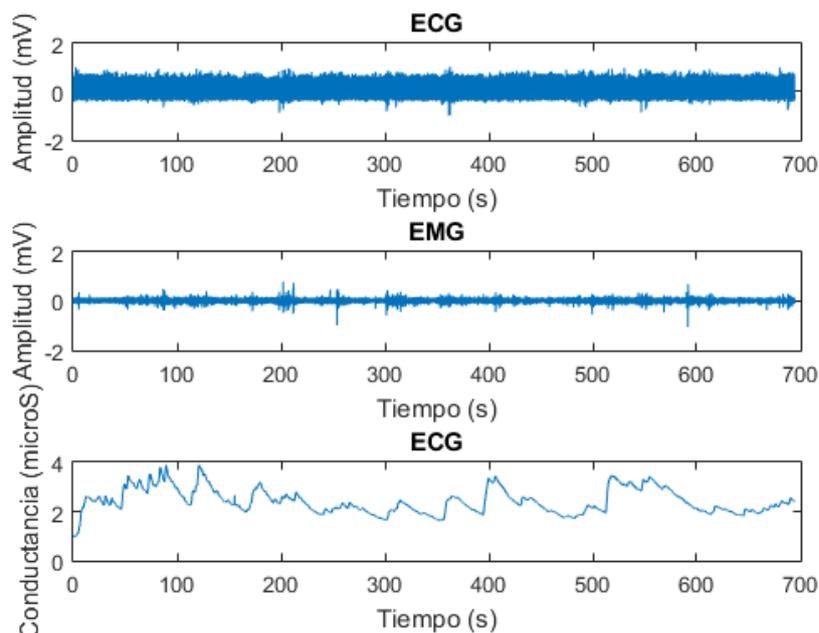


Figura 20. Señales originales tras la realización del experimento

Las señales originales del ECG y EMG se muestran en la Figura 21. Tal y como se puede observar, se produce un acoplamiento del latido cardiaco sobre la señal muscular.

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

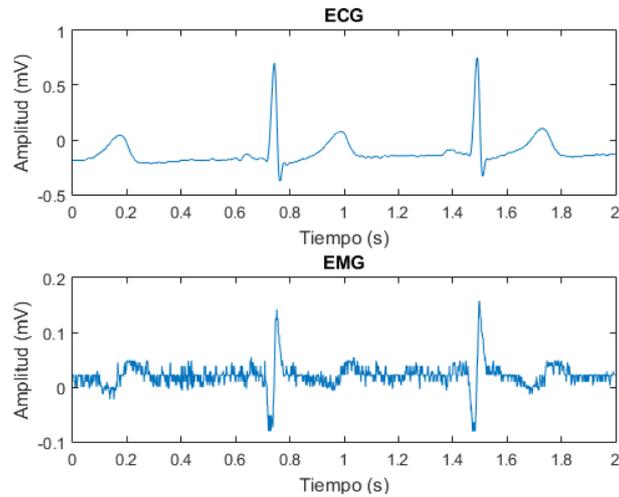


Figura 21. Ejemplo del acoplamiento producido de la señal del ECG sobre el EMG de una conducción

Para su eliminación se han considerado dos opciones. La primera opción consiste en la aplicación de un filtro paso alto con frecuencia de corte 30 Hz. En cambio, la segunda se basa en la sincronización de las dos señales, la convolución del ECG con la señal muscular y la consecuente substracción de la señal cardiaca (A.L., 2009).

En la Figura 22 se muestra la aplicación de ambos métodos. Con el filtro de 30 Hz parte de la influencia del ECG es anulada, pero también se reduce considerablemente la amplitud de la señal. Sin embargo, la eliminación del ECG con el segundo método consigue reducir la influencia del latido cardiaco y conservar tanto la amplitud como la forma original de la señal muscular. Será esta última la opción considerada.

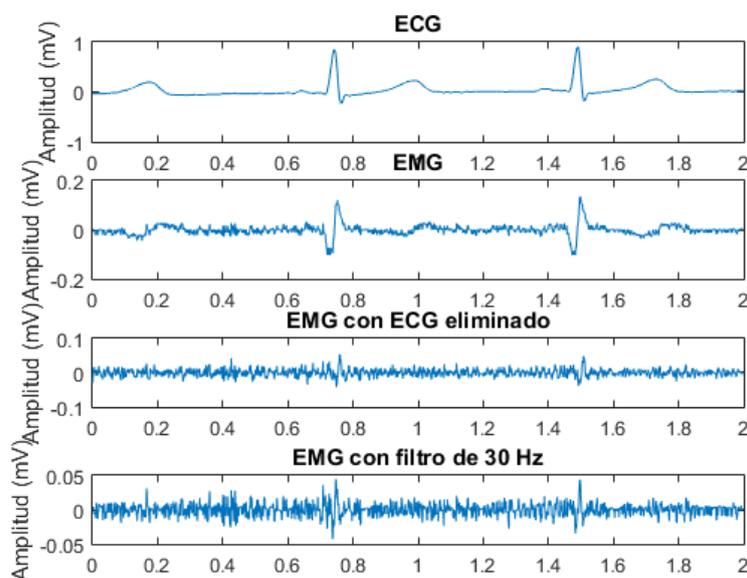


Figura 22. Aplicación de filtro de 30 Hz y eliminación del ECG para acondicionar la señal del EMG

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

Finalmente, solventado el problema de acoplamiento del ECG se debe rectificar la señal para obtener valores únicamente positivos. La Figura 23 corresponde a la señal final de EMG empleada para la obtención de parámetros.

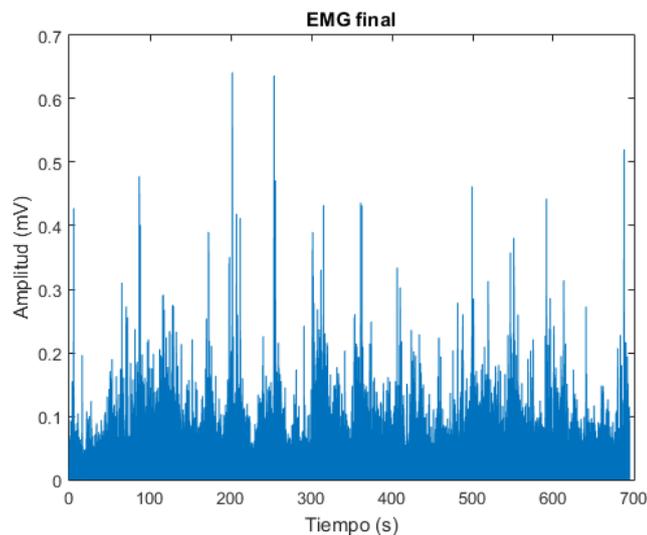


Figura 23. Ejemplo de señal de EMG tras el preprocesamiento.

3.3 Obtención de parámetros

3.3.1 Cálculo de IBI

El primer paso, indispensable para el estudio del comportamiento del ECG, es la obtención de los intervalos entre latidos (IBI). A través de la detección previa de las ondas R con el algoritmo de Pan-Tompkins se puede extraer. Dicha señal permite obtener información sobre el tiempo que hay entre cada una de las ondas R y es la inversa de la frecuencia cardiaca latido a latido.

El funcionamiento del algoritmo está formado por 6 pasos:

1. Filtro paso banda: para eliminar la interferencia muscular, la red eléctrica, las oscilaciones de la línea base y las ondas T se aplica un filtro paso banda de 2º orden. Las frecuencias de corte superior e inferior son 15 y 5 Hz, respectivamente. Dicho filtro se puede descomponer en un filtro paso alto y un filtro paso bajo con las siguientes expresiones:

$$\text{Filtro paso alto: } y[n] = 2 \cdot y[n - 1] - y[n - 2] + x[n] - 2 \cdot x[n - 6] + x[n - 12] \quad [3]$$

$$\text{Filtro paso bajo: } y[n] = -y[n - 1] + 32 \cdot x[n - 16] + x[n - 32] \quad [4]$$

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

2. Derivada: con la obtención de la derivada de la señal se potencian las pendientes de los complejos QRS. Se aplica una derivada de 5 puntos de la siguiente forma:

$$y[n] = \left(\frac{1}{8T}\right) \cdot (-x[n-2] - 2 \cdot x[n-1] + 2 \cdot x[n+1] + x[n+2]) \quad [5]$$

3. Transformación no lineal: se basa en la conversión de la señal a positiva antes de integrar para acentuar las frecuencias altas y reducir las bajas frecuencias.

$$y[n] = (x[n])^2 \quad [6]$$

4. Integración con ventana móvil: suma de un conjunto de datos incluidos en una ventana móvil para la obtención de la forma de onda y la pendiente de R. El tamaño de la ventana viene dado por N, que son muestras.

$$y[n] = \left(\frac{1}{N}\right) (x[n - (N - 1)] + x[n - (N - 2)] + x[n - (N - 3)] + \dots + x[n - 1] + x[n]) \quad [7]$$

5. Una vez obtenidos los posibles picos de onda R se deben definir los umbrales característicos de cada uno de los niveles. En concreto tenemos:
- Nivel umbral (U) vs nivel ruido (N)
 - Tiempo refractario (Tr)
 - Tiempo RR (Trr)

Las fórmulas para cada uno de los umbrales son:

$$U(n) = 0,125 \cdot y[n-1] + 0,875 \cdot U[n-1] \quad [8]$$

$$N(n) = 0,125 \cdot y[n-1] + 0,875 \cdot N[n-1] \quad [9]$$

$$Trr = N[n] + 0,25 \cdot (U[n] - N[n]) \quad [10]$$

$$Tr[n] = 0,5 \cdot Trr[n] \quad [11]$$

De tal manera que, si la señal es mayor que el umbral Trr, implicaría que se ha superado el tiempo refractario durante el cual no se puede producir otro latido y correspondería a una nueva onda R.

En cambio, si estuviese comprendida entre Trr y Tr, el pico localizado estaría asociado a la onda T. Y en el caso de ser menor que Tr simplemente se trataría de ruido.

En la Figura 24 aparece la señal de IBI de la conducción 3 obtenida tras la aplicación del algoritmo.

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

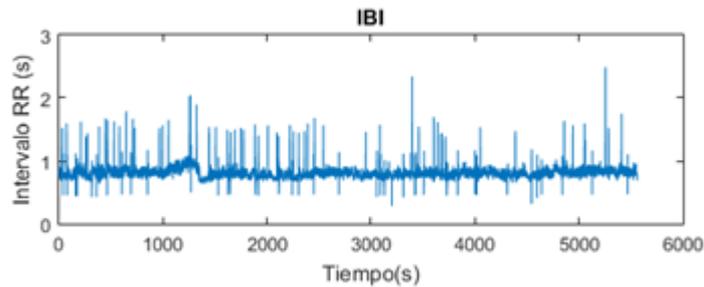


Figura 24 Ejemplo de señal IBI de la conducción 3

3.3.2 Parámetros ECG

La señal del ECG es una de las señales biomédicas más estudiada y que, por tanto, permite su análisis en varios dominios. Existe la posibilidad de parametrizarla mediante un análisis temporal, donde se obtendrán medidas relacionadas con la evolución temporal de la señal. De la misma forma, la transformación de la señal temporal a una señal frecuencial permite analizarla en el dominio de las frecuencias.

- **Dominio temporal**

En el análisis temporal de la señal los parámetros analizados son: *HR*, desviación estándar, *NN50* y *pNN50*.

La frecuencia cardíaca es el número de latidos por unidad de tiempo, generalmente por minuto. Se basa en el número de contracciones de los ventrículos. Cuando el corazón late por encima de los 100 latidos por minuto, se considera que el sujeto se encuentra en taquicardia. En cambio, valores inferiores a 50 latidos por minuto indican una situación de bradicardia. La fórmula para la obtención del parámetro es:

$$HR = \frac{n^{\circ} \text{ de latidos}}{\text{tiempo (s)}} \cdot 60 \text{ (s/min)} \quad [12]$$

La desviación estándar del ECG se obtiene sobre las medias de los intervalos NN calculadas sobre periodos de 5 min. La fórmula estándar para su cálculo es (2016) (Camm, 1996):

$$SDNN = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^k (AV\ NN5_i - AV\ NN)^2}{k-1}} \quad [13]$$

Donde *AV NN5_i*, corresponde a la media de los intervalos de 5 min, *AV NN* es el promedio de todos los intervalos NN y *k* es el número de intervalos incluidos en el periodo calculado.

El siguiente parámetro es el número de intervalos NN adyacentes que tienen una duración superior a los 50 ms. Para obtenerlo, la fórmula aplicada es (2016) (Camm, 1996):

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

$$NN50 = \sum_{i=1}^{k-1} [(NN_i - NN_{i-1}) > 50 \text{ ms}] \quad [14]$$

Donde NN_i es el intervalo evaluado, NN_{i-1} es el intervalo anterior y k representa el número total de intervalos.

El porcentaje de intervalos superiores a 50 ms está íntimamente relacionado con el parámetro anterior y se puede obtener estableciendo la relación entre el $NN50$ y el número total de intervalos. De tal manera que la fórmula empleada es (2016) (Camm, 1996):

$$pNN50 = \frac{NN50}{k-1} \cdot 100 \quad [15]$$

Donde k representa el número total de intervalos NN.

- **Dominio frecuencial**

En el dominio espectral se analiza la energía o potencia de la señal en rangos de frecuencia. Estos pueden definirse detalladamente y establecer varias bandas de frecuencia o considerar dos grandes grupos. Así, el rango de baja frecuencia (LF) se encontraría entre 0 a 0,05 Hz y el rango de alta frecuencia (HF) se obtendría de frecuencias situadas entre 0,15 a 0,5 Hz (Healey, 2005).

La potencia total se define como la integral de la densidad espectral de potencia (DEP) desde DC hasta 0,5 Hz. La DEP es una función matemática que informa de la distribución de potencia o energía de una señal sobre las frecuencias que la forman, es decir, el espectro. Las unidades de medida son ms^2 .

En la Tabla 4 se recoge la separación de la DEP en diferentes bandas de frecuencia.

Tabla 4 Clasificación del rango de frecuencias de la señal de ECG en el dominio espectral

Bandas	Rango de frecuencias (Hz)
VLF	0,003 a 0,05
LF	0 a 0,05
HF	0,15 a 0,5

Para obtener una aproximación de la DEP se calcula el periodograma. La obtención de este se puede realizar con métodos como el periodograma de Welch, el método autoregresivo o el periodograma de Lomb (2016).

El periodograma de Welch se obtiene como la media de los periodogramas calculados sobre ventanas de análisis del conjunto de datos. Un ejemplo de este obtenido de una señal del HRV es la Figura 25.

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

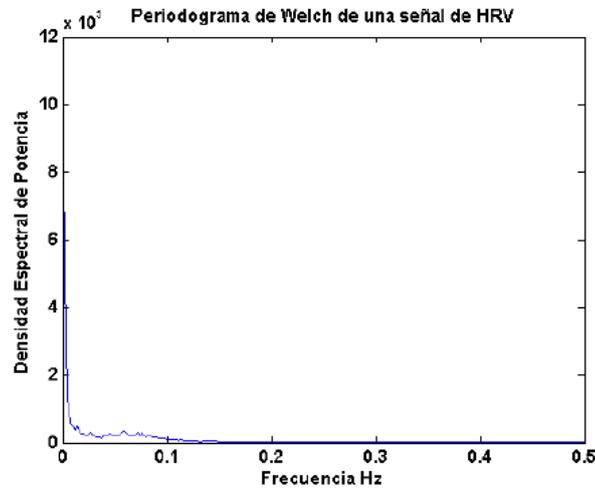


Figura 25 Periodograma de Welch de una señal de HRV (2016)

El método autoregresivo está clasificado como paramétrico. Se basa en la creación de un modelo para la generación de la señal con unos parámetros estimados a partir de los datos iniciales y sobre dicho modelo se obtiene la DEP. La Figura 26 muestra un ejemplo de periodograma obtenido de una señal de HRV.

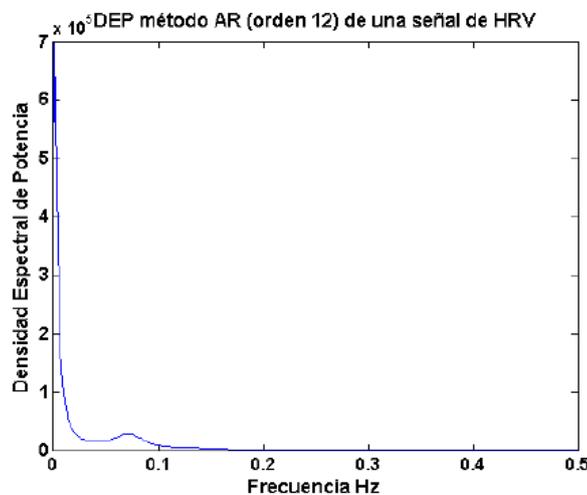


Figura 26 Periodograma por el método de AR de orden 12 de una señal de HRV (2016)

El periodograma de Lomb es un método de estimación espectral que suele aplicarse sobre señales irregularmente muestreadas. Esto permite que señales con problemas en los datos adquiridos puedan utilizarse sin necesidad de calcular estimaciones o interpolar. Como ejemplo se muestra la Figura 27 donde se ha calculado este periodograma para la señal del HRV.

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

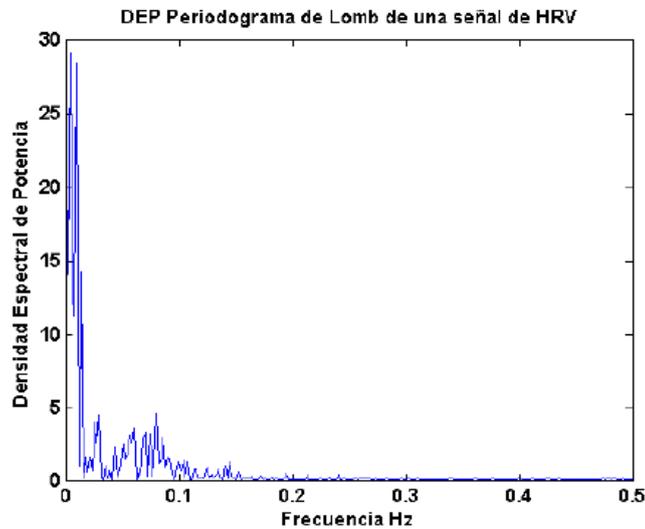


Figura 27 Periodograma de Lomb de una señal de HRV (2016)

Independientemente del método aplicado para la obtención de la DEP, la tasa *LFHF* se puede obtener como la relación entre las potencias obtenidas para cada uno de los rangos de frecuencia. Con ello, la fórmula queda así (Healey, 2005):

$$LFHF = \frac{\sum_{0}^{0,05} PSD(HR)}{\sum_{0,05}^{0,5} PSD(HR)} \quad [16]$$

3.3.2.1 Software empleado para el ECG

- **Matlab**

MATLAB (MathWorks, 2016) es el programa empleado para el análisis del EMG, EDA y ECG. Se trata de un lenguaje de programación de alto nivel que permite el desarrollo de algoritmos y funciones, la visualización y análisis de datos y la comunicación con programas de otros lenguajes y dispositivos hardware. Pertenece al género de software matemático y su fecha inicial de lanzamiento fue en 1984.

La versión más reciente es R2016a que incluye nuevas características para MATLAB y Simulink y solución a determinados bugs. En nuestro caso, para el tratamiento de los datos se ha utilizado la versión R2015a.

- **WFDB Toolbox**

El WFDB (Silva, 2014) (Goldberger AL, 2000), es el toolbox empleado para la incorporación de las señales al entorno de programación. Consta de 17 funciones que permiten la lectura, escritura y procesamiento de señales fisiológicas y series temporales.

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

Usando el Toolbox WFDB se puede acceder a todas las bases de datos del PhysioBank. Una de las características de este es la capacidad de poder acceder a las bases sin necesidad de descargárselas. Ello proporciona un acceso rápido y sencillo para el análisis del amplio rango de señales. Además, muchas de estas contienen información adicional como anotaciones de eventos fisiológicamente relevantes.

El Toolbox es de código abierto y la instalación es muy sencilla gracias a que se distribuye con unos ejecutables precompilados usados por algunas de sus funciones. Para su instalación únicamente es necesario el programa MATLAB u Octave.

Sin entrar en detalle en el conjunto de funciones proporcionadas por el Toolbox, se hará énfasis en algunas de ellas que han resultado útiles para el desarrollo del proyecto y pueden servir como ejemplo de las funciones existentes:

- Función *rdsamp*: permite la lectura de los archivos de señales de grabaciones de WFDB.
- Función *physionetdb*: obtiene información sobre las bases de datos disponibles y sus señales.
- Función *wfdbdemo*: demostración de la Toolbox WFDB.

- **HRVA Toolbox**

El software empleado para la obtención de los parámetros del ECG es un toolbox llamado Heart Rate Variability Software (HRVAS) (Ramshur, 2016). Se trata de un paquete completo de software de análisis de la variabilidad de la frecuencia cardiaca. No se requiere ninguna instalación para su uso, simplemente se debe incorporar en el espacio de trabajo de MATLAB.

Las funciones incorporadas ofrecen varias opciones de preprocesamiento y el análisis de la variabilidad en el dominio del tiempo, frecuencia, tiempo-frecuencia y no-linealidad. Algunos ejemplos de funciones del Toolbox que se han utilizado para el proyecto son:

- La función *timeDomainHRV* permite obtener parámetros como el *HR*, *NN50* y *pNN50* a partir de los intervalos entre latidos y el vector tiempo.
- La función *freqDomainHRV* realiza un análisis en el dominio frecuencial. A partir de los intervalos temporales entre latidos y el tiempo, se puede obtener la PSD de la señal con diferentes métodos como el periodograma de Lomb, Welch o el modelo de autoregresión.

3.3.3 Parámetros EMG y EDA

El análisis de la señal del EMG incorpora un conjunto de parámetros que permiten analizar la fuerza realizada durante los periodos de conducción. Así mismo, sobre la señal del EDA se calcularán estos parámetros para conocer el comportamiento de la sudoración.

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

El primer parámetro es la media de la señal registrada. Se obtiene a través del sumatorio de todos los valores (Romero Villafranca, y otros, 2013):

$$Media = \frac{\sum_{i=1}^k x_i}{k} \quad [17]$$

Donde k es el número total de elementos.

La media cuadrática es una medida estadística definida como la raíz cuadrada del promedio de los elementos al cuadrado. Por tanto, la fórmula es (IEEE, 2003):

$$RMS = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^k x_i^2}{k}} \quad [18]$$

Donde k es el número total de elementos.

Modificando levemente la fórmula anterior se puede obtener el RMS normalizado con respecto al máximo de la señal.

$$RMS \text{ normalizado} = \frac{RMS}{\max(EMG)} \quad [19]$$

El percentil es un parámetro usado en estadística que permite conocer la tendencia central. Para su cálculo, el conjunto de datos utilizados se ordena de menor a mayor y se halla el valor de la variable por debajo del cual se encuentra el porcentaje. En nuestro caso, se propone el cálculo del percentil 75 y 90 (Romero Villafranca, y otros, 2013). La fórmula empleada es:

$$P_m = \frac{m(k+1)}{100} \quad [20]$$

Donde m es el valor del percentil calculado y k es el número total de datos.

Por último, se propone el cálculo de la entropía muestral. La entropía muestral cuantifica la regularidad de los datos, de tal forma que cuanto más predecibles menor será el valor de ésta. Se obtiene a través del logaritmo neperiano de las probabilidades de que dos patrones de m puntos coincidan (A_m y B_m) (J. Algaba del Castillo, 2008).

$$Entropía \text{ muestral } (m, r) = -\ln\left(\frac{A_m}{B_m}\right) \quad [21]$$

Donde r es 0,2 DE y $m = 1$ ó $m = 2$.

Demostración:

Para obtener los dos patrones, se considera una secuencia de N medidas $U_N = \{u_1, u_2, \dots, u_N\}$ donde $x_m(i)$ y $x_m(j)$ son dos patrones de U_N de longitud m. Se define la distancia $d[x_m(i), x_m(j)]$ entre los dos patrones como la máxima diferencia entre sus respectivos componentes, de tal manera que ambos serán similares si la distancia resulta menor que r, que define el criterio de similitud.

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

Ahora se define X_m como el conjunto de todos los patrones de longitud m dentro de U_N . Dado uno de estos patrones como $x_m(i)$ se cuenta el número de patrones de $x_m(j)$ donde $1 \leq j \leq N - m$ para que $d[x_m(i), x_m(j)] \leq r$. A ese número se le llama B_j y para $1 \leq i \leq N - m$:

$$B_m(i) = \frac{B_i}{N-m} \quad [22]$$

Y la probabilidad de que dos patrones de m puntos coincidan será:

$$B_m = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} B_m(i) \quad [23]$$

Para la obtención de $A_m(i)$ y A_m se repite el mismo proceso para $m+1$ y se obtiene:

$$\text{Entropía muestral } (m, r) = \lim_{n \rightarrow \infty} \left\{ -\ln \left[\frac{A_m}{B_m} \right] \right\} \quad [24]$$

Como resulta que N es finito:

$$\text{Entropía muestral } (m, r) = -\ln \left(\frac{A_m}{B_m} \right) \quad [25]$$

3.3.3.1 Software empleado para EMG y EDA

La obtención de estos parámetros no se realizó con ningún toolbox y la implementación de las fórmulas anteriores se ha realizado en el entorno de Matlab. El único parámetro que se ha extraído a partir de una función proporcionada por Mathworks es la entropía muestral (Lee, 2012).

3.4 Métrica de estrés

3.4.1 Normalización de los parámetros

La obtención de una métrica de la evolución temporal del estrés supone el último paso para observar el comportamiento de los parámetros más significativos durante toda la conducción. Atendiendo a los resultados estadísticos de la base de datos (ver Apartado 4.1), se seleccionan como parámetros:

- Del ECG se ha optado por tres parámetros debido a que esta señal es muy relevante en la regulación de la respuesta al estrés. Según las diferencias significativas obtenidas, estos parámetros son: *HR*, *LFHF* y *pNN50*.
- Del EMG se han escogido dos parámetros: percentil 90 y el *RMS*.

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

- Del EDA solo se ha considerado un parámetro, la media. El motivo principal por el cual solo se utiliza uno radica en las dificultades asociadas a la adquisición de la señal. Si no existe un buen contacto entre el electrodo y la piel, la señal no registra ningún valor y no se puede emplear. Por tanto, para evitar la dependencia de ésta se opta por reducir su influencia a un único parámetro.

La normalización de los parámetros para la métrica de estrés se ha realizado para reducir la variabilidad entre sujetos, por la diferencia de unidades entre los parámetros y por el peso relativo otorgado a cada uno.

La normalización del *HR* se ha realizado considerando la edad del sujeto y la máxima y mínima frecuencia cardiaca posible para él. De tal forma que la fórmula aplicada para la normalización es:

$$HR \text{ normalizado} = \frac{HR}{\text{máx } HR} \quad (26)$$

Donde *HR* es el vector de frecuencia cardiaca de toda la señal de ECG y el máximo del *HR* se obtiene como:

$$\text{máx } HR = \text{min } HR + (220 - \text{edad} - \text{min } HR) \cdot k \quad (27)$$

donde $\text{min } HR = 50$, $k \in [0,1]$ y *edad* es la edad del sujeto.

Como el *pNN50* se trata de un porcentaje, se ha dividido por 100 para establecer el rango de valores entre 0 y 1.

$$pNN50 = \frac{pNN50}{100} \quad (29)$$

La tasa de *LFHF* se ha normalizado dividiendo el vector obtenido por el valor máximo.

$$LFHF \text{ normalizado} = \frac{|LFHF - \text{min}(LFHF)|}{\text{máx}(LFHF) - \text{min}(LFHF)} \quad (30)$$

Los parámetros de percentil 90, entropía muestral y media del EDA han sido normalizados de la misma forma quedando sus expresiones así:

$$\text{Percentil 90 } EMG \text{ normalizado} = \frac{|\text{Percentil 90} - \text{min}(\text{Percentil 90})|}{\text{máx}(\text{Percentil 90}) - \text{min}(\text{Percentil 90})} \quad (31)$$

$$RMS \text{ normalizado} = \frac{|RMS - \text{min}(RMS)|}{\text{máx}(RMS) - \text{min}(RMS)} \quad (32)$$

$$\text{Media EDA normalizada} = \frac{|\text{Media} - \text{min}(\text{Media})|}{\text{máx}(\text{Media}) - \text{mín}(\text{Media})} \quad (33)$$

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

3.4.2 Ponderación de los parámetros

Una vez establecidos los parámetros en un rango entre 0 y 1, se han ponderado por un peso asociado directamente a la diferencia significativa (ver Apartado 4.1) de cada uno para que la relación entre ellas se mantenga o sea similar a la relación entre los pesos. En la Tabla 5 se muestra la relación entre las diferencias significativas de cada parámetro.

En el caso del ECG, el *HR* presenta la mayor diferencia significativa y las relaciones con el *LFHF* y *pNN50* son 4 y 45, respectivamente. Para el EMG, la relación con el percentil 90 es 2.

La Tabla 5 contiene las aproximaciones de pesos y la relación entre éstos (entre paréntesis) para el ECG, que debería ser cercana a los valores establecidos. En la Tabla 6, se muestran las aproximaciones para el EMG.

Tabla 5 Aproximaciones de los pesos fijados para el cálculo de las métricas de estrés del ECG y la relación entre éstos (entre paréntesis)

Parámetro del ECG	Primera aproximación	Segunda aproximación	Tercera aproximación
<i>HR</i>	0,79	0,8	0,945
<i>LFHF</i>	0,19 (4)	0,13 (6,15)	0,034 (28)
<i>pNN50</i>	0,02 (45)	0,07 (11,4)	0,021 (45)

Tabla 6 Aproximaciones de los pesos fijados para el cálculo de las métricas de estrés del EMG y la relación entre éstos (entre paréntesis)

Parámetro del EMG	Primera aproximación	Segunda aproximación
<i>RMS EMG</i>	0,66	0,8
<i>Percentil 90 EMG</i>	0,34 (2)	0,2 (4)

3.4.3 Métrica de estrés multimodal

El cálculo de la métrica de estrés multimodal se ha realizado indicando un peso para cada señal. La ponderación depende del número de parámetros analizados. De tal forma que, como el ECG ha necesitado tres parámetros, presenta el mayor peso. A continuación, se encuentra el EMG con dos parámetros. Y finalmente, el EDA con un único parámetro debido a los problemas comentados anteriormente. En la Tabla 7 recoge las ponderaciones finales:

Tabla 7 Ponderaciones finales de las señales para la obtención de la métrica de estrés multimodal

	Métrica de estrés del ECG	Métrica de estrés del EMG	Métrica de estrés del EDA
Ponderación	0,5	0,35	0,15

4. Resultados y discusión

4.1 Base de datos pública

4.1.1 ECG

Tras la implementación de las fórmulas en MATLAB, se procede a la obtención de los resultados paramétricos que serán analizados para establecer la significación estadística. Dichos resultados pertenecen a las tres situaciones para cada una de las señales.

La hipótesis establece que la conducción supone un aumento del estrés en comparación a la etapa de control/relajación. Además, las zonas metropolitanas deben suponer un aumento del estrés en comparación a la conducción por autopista debido a las condiciones de circulación. Esta hipótesis se apoya en el artículo de Healey (Healey, 2005), que indicó que el estrés medio pertenecía a zonas más tranquilas de conducción, como las carreteras y el estrés alto a la circulación por las calles de ciudades.

En la Figura 28 se encuentra la frecuencia cardiaca media de los sujetos. Como el sistema nervioso simpático actúa frente a situaciones de estrés incrementando la frecuencia cardiaca del sujeto, se debería producir un aumento de ésta en los dos periodos de conducción, tal como obtiene Healey en su artículo.

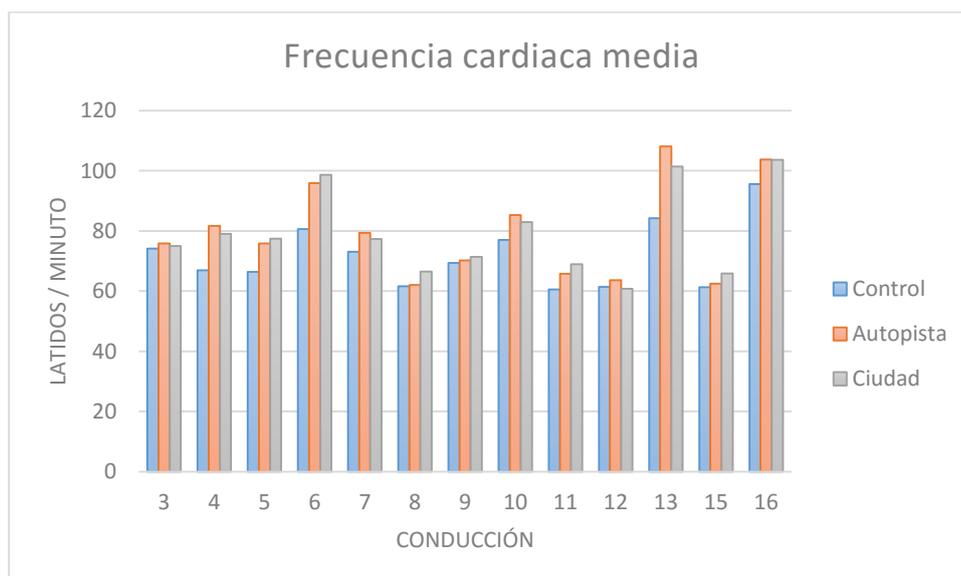


Figura 28 Gráfica de los resultados paramétricos de la frecuencia cardiaca media del ECG

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

Analizando la gráfica se observa como efectivamente se produce un incremento del valor para todas las conducciones. En algunas ocasiones, el periodo de ciudad supera al resto de conducciones como ocurre en la 6. Sin embargo, en la conducción 13 el periodo de autopista consigue superar al resto. Es posible que en ese intervalo de conducción se produjese un evento que provocase un aumento del estrés o que exista un leve solapamiento entre los periodos de conducción.

En la Figura 29 observa la desviación estándar de todos los segmentos NN del periodo analizado. Para algunas adquisiciones, como por ejemplo la 5, se produce una disminución del parámetro en fases de conducción. Sin embargo, en la conducción 16 el comportamiento se invierte y para las dos conducciones asciende. Por tanto, no se observa una tendencia clara cuando los sujetos conducen.

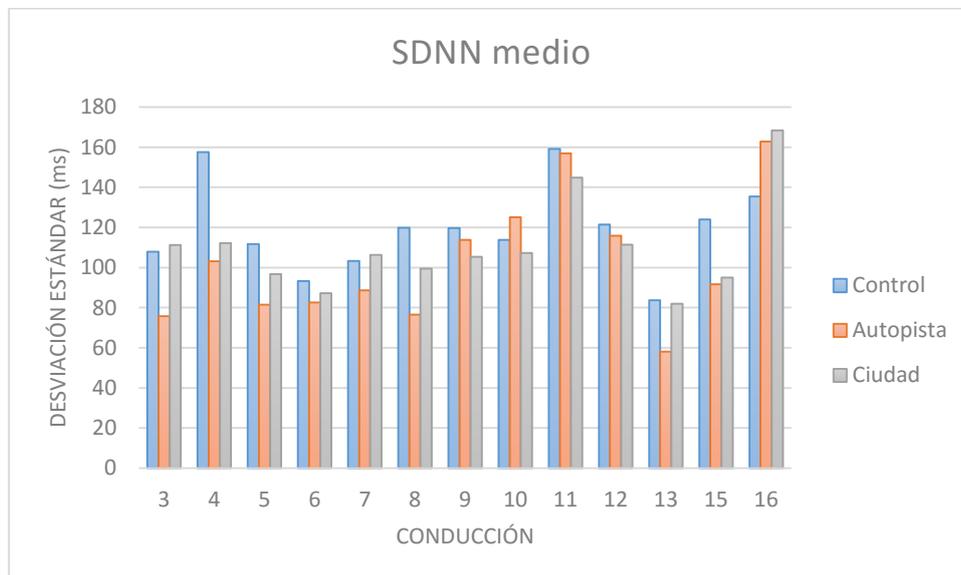


Figura 29 Gráfica de los resultados paramétricos de la desviación estándar media del ECG

Los resultados de la tasa de LFHF se muestran en la Figura 30. La información de la actividad simpática está contenida en las bajas frecuencias (LF) y la actividad parasimpática en las altas frecuencias (HF). De tal manera que en periodos de estrés donde actúa el sistema nervioso simpático debería aumentar la actividad simpática. Por tanto, siguiendo el comportamiento descrito por Healey (Healey, 2005), este parámetro debería verse aumentado.

En general, para la mayoría de sujetos se produce un aumento en ciudad con respecto al control. En algunas ocasiones como en la conducción 3 ó 9 los resultados son similares entre el periodo control y autopista. La conducción por esta zona se considera de bajo-medio estrés con lo que resulta lógico que, si el periodo es tranquilo y no se produce ningún altercado, el conductor se encuentre en un estado de relajación.

Además, para las conducciones 4, 6, 7, 9, 10 y 15 se observa un incremento evidente de la zona de ciudad frente al resto de conducciones. Tal y como se había indicado con la hipótesis

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

inicial, para estas conducciones el estrés sufrido por los sujetos activó de mayor manera la respuesta del sistema nervioso simpático.

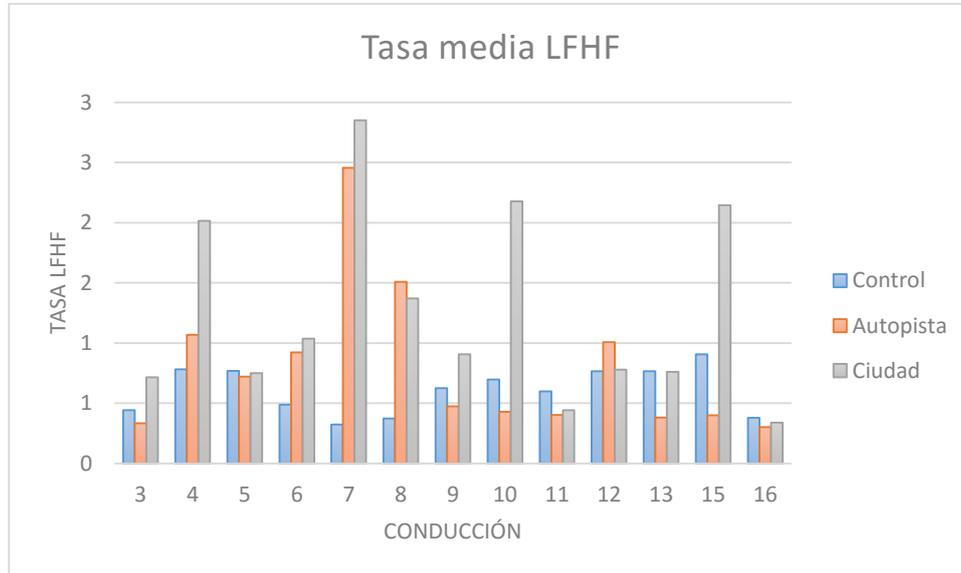


Figura 30 Gráfica de los resultados paramétricos de LFHF media del ECG

El comportamiento de la $NN50$ (Figura 31) está relacionado con el número de latidos y la distancia entre estos. Patra (Sanjib Patra, 2010) obtuvo en su artículo reducciones del parámetro al incrementar el estrés. Esto es debido a que al someterse a estrés aumenta la frecuencia cardíaca y, por tanto, los latidos son más frecuentes provocando una reducción en la diferencia temporal entre la mayoría de éstos.

En general, este comportamiento ocurre para todas las conducciones. Únicamente se observa un incremento en la conducción 16 donde el parámetro aumenta para ambos periodos de estrés. Fijándonos en la tasa $LFHF$ de la conducción 16, ambos periodos tienen un parámetro de menor valor indicando que resultaron menos estresantes que la etapa control. Esto justificaría que también se produzca un aumento en la distancia entre latidos.

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

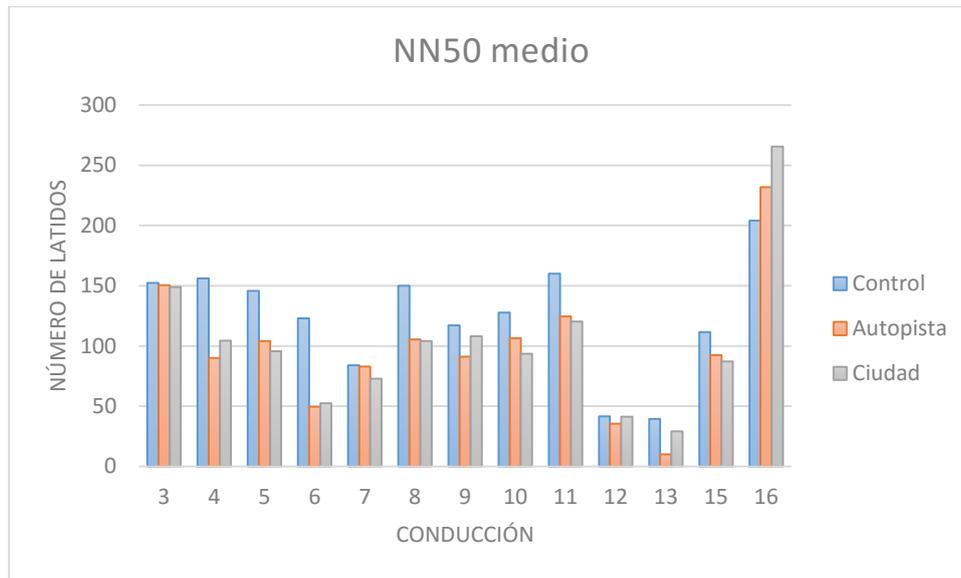


Figura 31 Gráfica de los resultados paramétricos de NN50 medio del ECG

El $pNN50$ es un parámetro íntimamente relacionado con el anterior. En la Figura 32 se muestra el gráfico de barras de su comportamiento. De nuevo, si deduce que el $NN50$ debe reducirse en situaciones estresantes, éste también. Además, en el estudio de Patra (Sanjib Patra, 2010) también se produjo la misma tendencia que en el $NN50$.

En general, el comportamiento del parámetro es similar al esperado a excepción de la conducción 16 donde como ya se había indicado anteriormente para el $pNN50$ y $LFHF$ se produce un incremento en las dos fases de conducción.

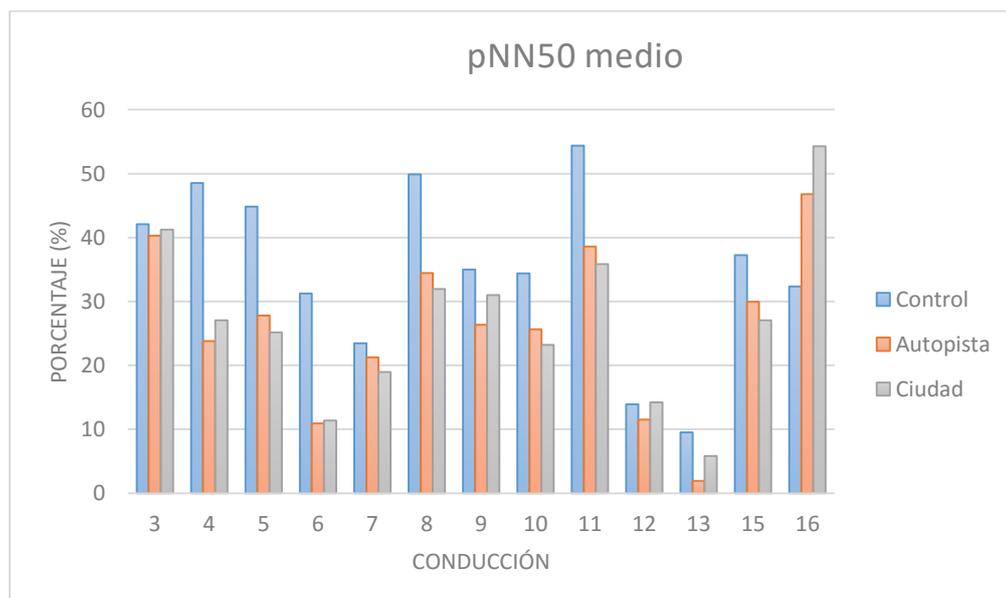


Figura 32 Gráfica de los resultados paramétricos de $pNN50$ medio del ECG

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

La Tabla 8 recoge la media y la desviación estándar de todos los parámetros y la Tabla 9 el análisis estadístico. Fijándonos únicamente en la media, se observa que los parámetros siguen la misma tendencia que las gráficas analizadas. Además, tal y como se ha ido observando en las gráficas anteriores existe una gran variabilidad entre los sujetos, aunque el comportamiento tienda a ser el mismo.

Tabla 8 Media y desviación estándar de los parámetros del ECG en las tres etapas de conducción

Parámetro	Control ($\bar{X} \pm \sigma$)	Autopista ($\bar{X} \pm \sigma$)	Ciudad ($\bar{X} \pm \sigma$)
HR**	71,70 ± 10,15	79,22 ± 14,83	79,13 ± 13,45
SDNN	119,29 ± 21,02	109,8 ± 22,34	102,52 ± 30,29
LFHF***	0,59 ± 0,17	0,8 ± 0,59	1,25 ± 0,76
NN50**	124,06 ± 45,14	98,04 ± 52,59	101,80 ± 56,88
pNN50**	35,14 ± 12,96	26,10 ± 12,19	26,70 ± 12,42

* La diferencia es significativa ($p < 0,05$) para ciudad frente a control.

* La diferencia es significativa ($p < 0,05$) para autopista frente a control.

* La diferencia es significativa ($p < 0,05$) para ciudad frente a autopista.

Tabla 9 Resultados estadísticos de los parámetros del ECG (N = 13)

Parámetro	P valor ciudad - control	P valor autopista - control	P valor ciudad- autopista
HR	0,0006 ✓	0,0022 ✓	0,9220 ✗
SDNN	0,0877 ✗	0,0198 ✓	0,1176 ✗
LFHF	0,0227 ✓	0,3290 ✗	0,0277 ✓
NN50	0,0330 ✓	0,0053 ✓	0,3423 ✗
pNN50	0,0268 ✓	0,0072 ✓	0,5438 ✗

En el caso del HR, tanto para ciudad como autopista se produce una diferencia significativa con respecto al reposo. Esto implica que entre los periodos de conducción y control se produce un aumento de la frecuencia cardiaca. Sin embargo, no se puede establecer una diferencia clara entre ciudad y autopista. Posiblemente el cambio de una situación de relajación a una de conducción produzca un aumento significativo de la frecuencia cardiaca debido a que los sujetos deben prestar más atención a su entorno y en algunas ocasiones se producen incidentes. Pero, a no ser que se produzca una situación inusual y de riesgo muy elevado, no se va a poder observar una diferencia clara entre las conducciones.

Para el SDNN, no se puede establecer una relevancia significativa entre el periodo control y los otros periodos puesto que para autopista resulta relevante y para ciudad, con un p-valor de 0,0877 no alcanza la significación.

Los parámetros de NN50 y pNN50 obtienen resultados significativos cuando se comparan con la etapa control. Pero, de la misma forma que para la frecuencia cardiaca no se observará un cambio evidente entre los periodos de conducción si no se produce un evento muy alterante.

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

Por último, la estadística del *LFHF* indica que es significativo cuando el sujeto se encuentra en ciudad frente a reposo. Sin embargo, esto no se produce cuando se estudia su comportamiento frente a autopista ($p < 0,3290$). A su vez, con un *p*-valor de 0,0277 la diferencia entre ciudad y autopista resulta significativa. Esto conlleva que las zonas metropolitanas suponen un incremento de la actividad del sistema nervioso simpático. Con ello, la hipótesis de que la ciudad produce un mayor nivel de estrés se vería apoyada por este parámetro.

4.1.2 EMG

Los resultados de la media de la amplitud del EMG se muestran en la Figura 33. Tal y como ha podido demostrar Fechir (M. Fechir, 2008) en su estudio, cuando se producen situaciones de estrés, como una maniobra brusca para evitar algún incidente, aumenta el movimiento corporal y con ello cabe esperar un aumento de la señal.

En general, para todas las conducciones se produce un aumento del valor. Idealmente, los valores de ciudad deberían ser superiores a los obtenidos en autopista puesto que la zona metropolitana requiere más maniobras. Pero en algunas ocasiones, los valores amplitud resultan similares como por ejemplo en la conducción 11 y 12. Es posible que en los periodos seleccionados no se produjese ningún evento tan significativo como para producir una variación en la media de la señal.

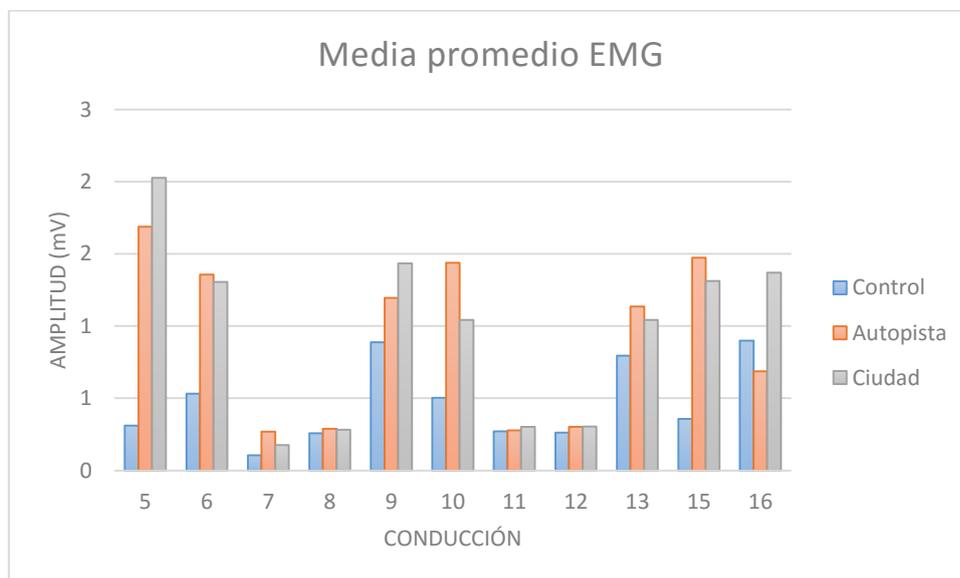


Figura 33 Gráfica de los resultados paramétricos de la media del EMG

Los resultados del *RMS* promedio, indicador de la media cuadrática de la señal eventanada, están en la Figura 34. Tratándose de un parámetro similar al anterior, su comportamiento debería de ser análogo. En efecto, en ningún momento el periodo control supera a los valores obtenidos para las conducciones. Sin embargo, en algunas conducciones como la 6 ó 10 se produce un incremento mayor del parámetro para autopista. Este

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

comportamiento también se ve reflejado en el parámetro anterior. De nuevo, esto se puede asociar a que las situaciones de conducción por autopista han propiciado un aumento de la actividad muscular. No obstante, también se debe considerar que el tramo de señal seleccionado tenga un solapamiento con diferentes periodos de conducción.

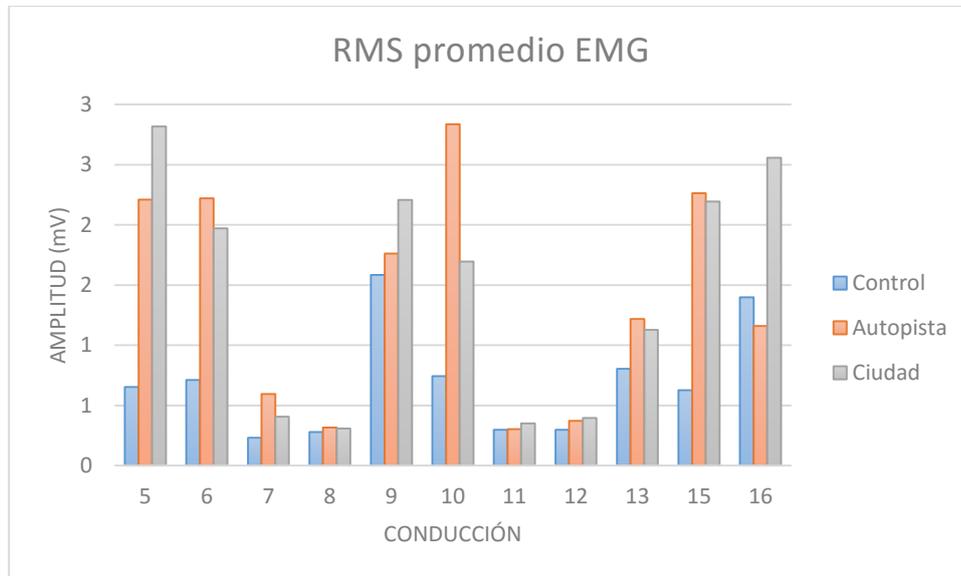


Figura 34 Gráfica de los resultados paramétricos del RMS del EMG

El parámetro de la Figura 35 es la normalización del anterior. Suponiendo un aumento del *RMS* en situaciones de ciudad y autopista, como este parámetro está dividido por el máximo de la señal se debería de producir un desplazamiento del valor hacia el extremo superior.

Analizando la gráfica, se observa que todos los periodos de conducción suponen un desplazamiento superior del parámetro. En el caso de las conducciones que para los otros parámetros habían resultado superiores en autopista, se sigue conservando dicha tendencia.

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

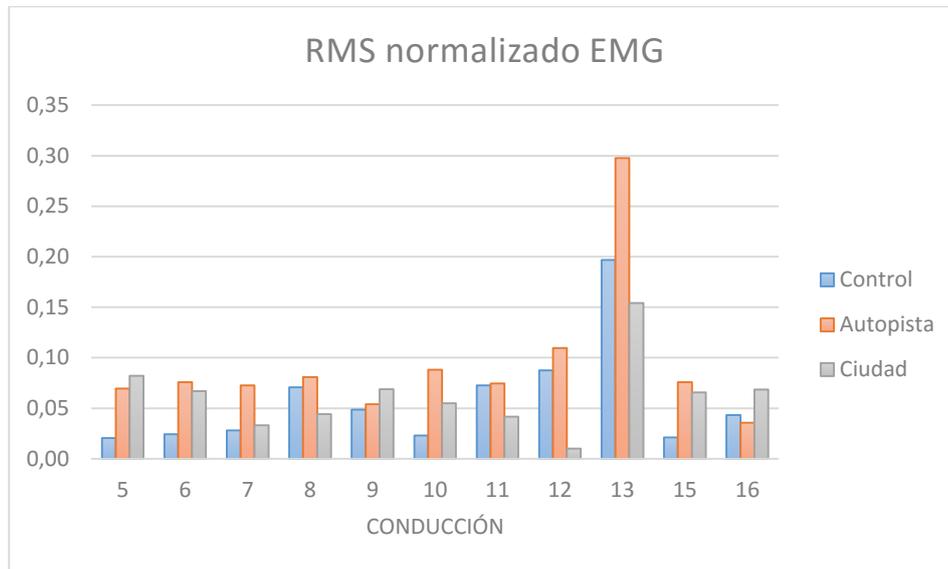


Figura 35 Gráfica de los resultados paramétricos del RMS normalizado del EMG

Los datos de percentiles se encuentran en las Figuras 39 y 40. El cálculo de los percentiles cuando se produce un aumento de amplitud, supone un desplazamiento de los parámetros hacia el extremo superior ya que la cantidad de datos dejados por debajo del 75% y 90% debería aumentar.

En efecto, para ambas gráficas se produce un aumento del valor de los parámetros para las zonas de conducción. Concretamente, en conducciones como la 5, 9 y 16 el periodo de ciudad supera al resto y, por tanto, las condiciones de circulación han supuesto un incremento de los valores.

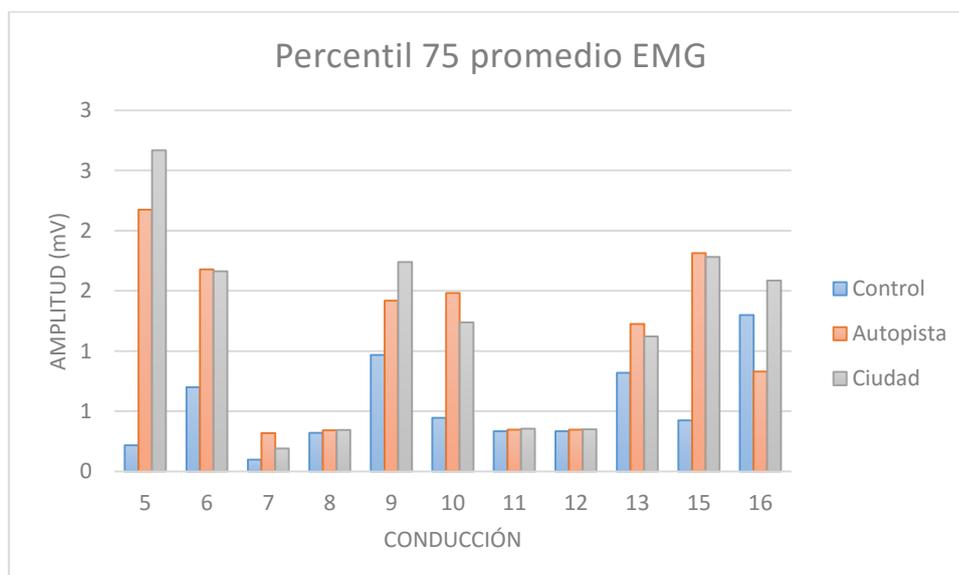


Figura 36 Gráfica de los resultados paramétricos del percentil 75 del EMG

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

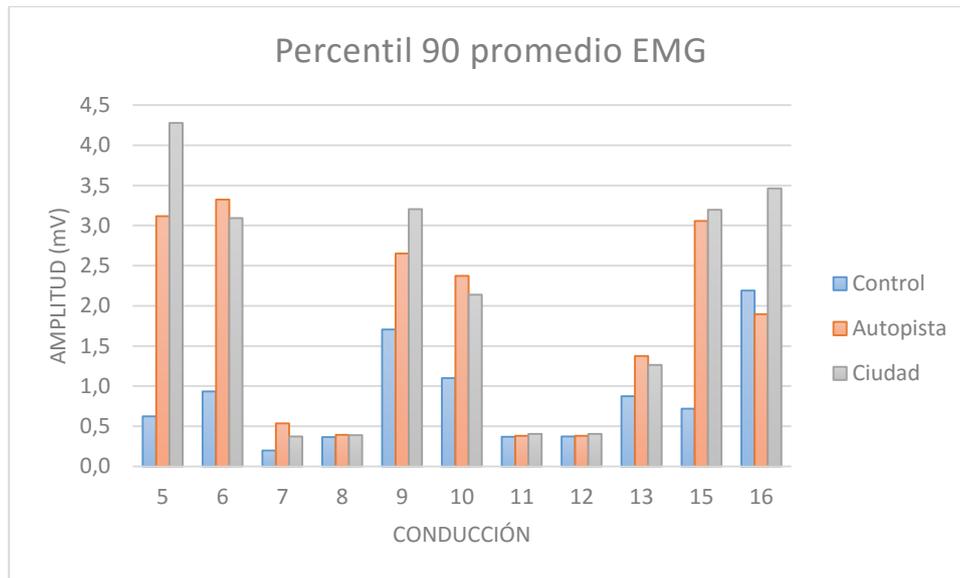


Figura 37 Gráfica de los resultados paramétricos del percentil 90 del EMG

Por último, la Figura 41 contiene la entropía muestral de la señal. Según Apoorvagiri (Apoorvagiri, 2015) en su estudio del estrés sobre diversas señales biomédicas, las situaciones estresantes provocan un aumento de la entropía muestral. No conocer los posibles eventos de estrés hace que cuando se produzca uno de éstos, el organismo no actúe tan controladamente como cuando el sujeto se encuentra en una fase de relajación o control y se refleje en un aumento de la entropía.

Sin embargo, en la mayoría de las conducciones se produce una disminución del parámetro. Esto puede deberse a que la conducción continuada provoca que la actividad muscular se mantenga constante y predecible durante un largo periodo y, por tanto, el desorden de la señal se minimice disminuyendo el valor del parámetro.

La única conducción cuyo valor de entropía muestral consigue superar los valores de la etapa control es la 9.

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

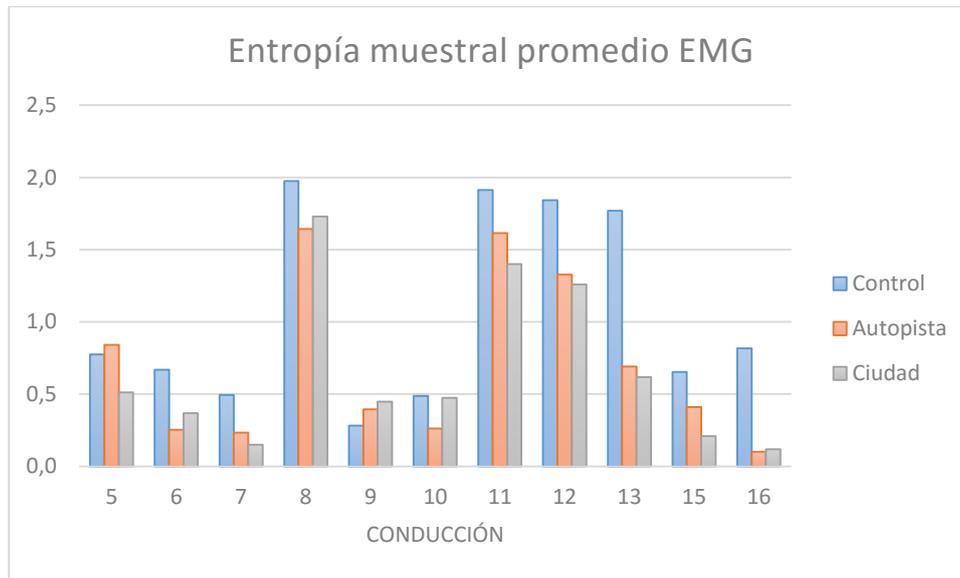


Figura 38 Gráfica de los resultados paramétricos de la entropía muestral del EMG

La Tabla 10 recoge la media y desviación estándar de los parámetros analizados en las gráficas y la 11 el análisis estadístico. En el caso de la media, tanto la autopista como la ciudad presentan un aumento de la media cuando se comparan con el periodo control. Además, entre las conducciones se puede observar un leve ascenso de la media de ciudad. Pero tal y como sucede con los parámetros del ECG, la desviación estándar resulta ser bastante elevada debido a la variabilidad entre sujetos.

Tabla 10 Media y desviación estándar los parámetros del EMG

Parámetro	Control ($\bar{X} \pm \sigma$)	Autopista ($\bar{X} \pm \sigma$)	Ciudad ($\bar{X} \pm \sigma$)
Media EMG**	0,471 ± 0,26	0,92 ± 0,54	0,96 ± 0,58
RMS EMG**	0,69 ± 0,43	1,39 ± 0,88	1,46 ± 0,93
RMS normalizado EMG*	0,0579 ± 0,049	0,073 ± 0,035	0,10 ± 0,066
Percentil 75 EMG**	0,54 ± 0,35	1,09 ± 0,65	1,86 ± 0,76
Percentil 90 EMG**	0,86 ± 0,59	1,77 ± 1,15	2,02 ± 1,42
Entropía EMG**	1,06 ± 0,63	0,71 ± 0,55	0,66 ± 0,52

* La diferencia es significativa ($p < 0,05$) para ciudad frente a control.

* La diferencia es significativa ($p < 0,05$) para autopista frente a control.

* La diferencia es significativa ($p < 0,05$) para ciudad frente a autopista.

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

Tabla 11 Resultados estadísticos de los parámetros del EMG (N = 11)

Parámetro	P valor ciudad - control	P valor autopista - control	P valor ciudad-autopista
Media	0,0102 ✓	0,0000 ✓	0,6194 ✗
RMS	0,0052 ✓	0,0195 ✓	0,7128 ✗
RMS normalizado	0,7175 ✗	0,0044 ✓	0,0714 ✗
Percentil 75	0,0174 ✓	0,0299 ✓	0,3100 ✗
Percentil 90	0,0096 ✓	0,0171 ✓	0,2015 ✗
Entropía muestral	0,0036 ✓	0,0056 ✓	0,3809 ✗

Todos los parámetros resultan significativos cuando son comparados con la etapa control. Concretamente, la mayor significatividad se ha obtenido de la media ($p < 0,0102$ y $p < 0$) y la entropía muestral ($p < 0,0036$ y $p < 0,0056$).

El único parámetro que no resulta significativo para diferenciar la etapa control de ciudad es el RMS normalizado, cuyo p-valor es 0,7175. Sin embargo, sí se observa diferencia cuando se evalúa el comportamiento del EMG de la autopista frente a la etapa control.

4.1.3 EDA

Los resultados paramétricos del EDA de la base de datos se han obtenido para las dos señales adquiridas, cuya diferencia radica en la colocación de los electrodos.

En el cálculo de la media del EDA, la idea general es que se produzca un aumento del parámetro cuando el sujeto entra en estrés como Healey (Healey, 2005) ha obtenido en su estudio. Esto es debido a que, como ya se ha citado en capítulos anteriores, la sudoración está regulada por el sistema nervioso simpático cuya activación se produce en situaciones estresantes.

Tal y como se observa en las Figuras 39 y 40, la media asciende para todos los periodos de conducción cuando se comparan con la etapa control. Sin embargo, los valores son similares entre ciudad y autopista y no se puede establecer una diferencia evidente entre éstos.

Además, las señales presentes en ambas conducciones siguen la misma tendencia y cuando se produce un aumento de amplitud para la mano, también ocurre en el pie. La única que no sigue esto es la conducción 6 donde la señal de la mano obtiene un valor superior de control frente a autopista.

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

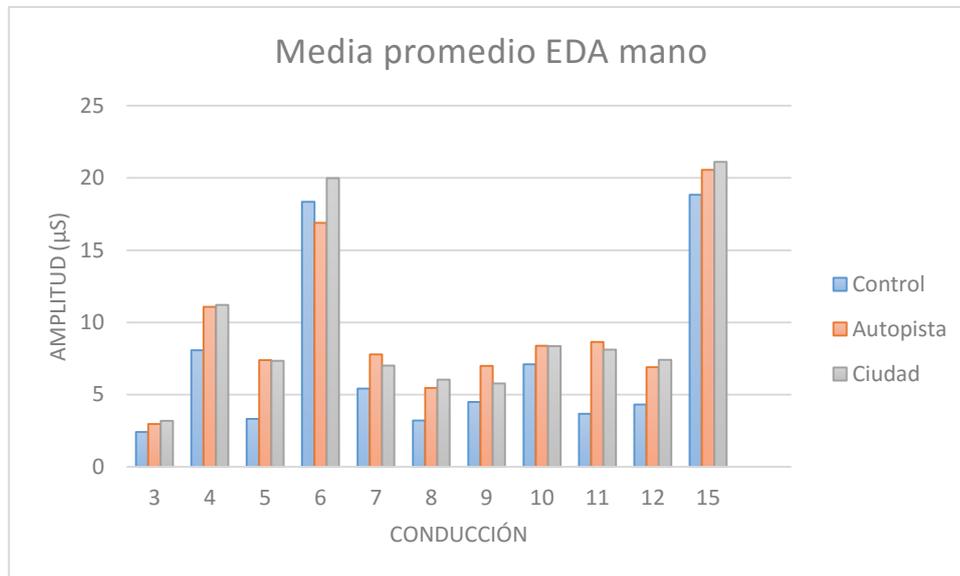


Figura 39 Gráfica de los resultados paramétricos de la media del EDA de mano

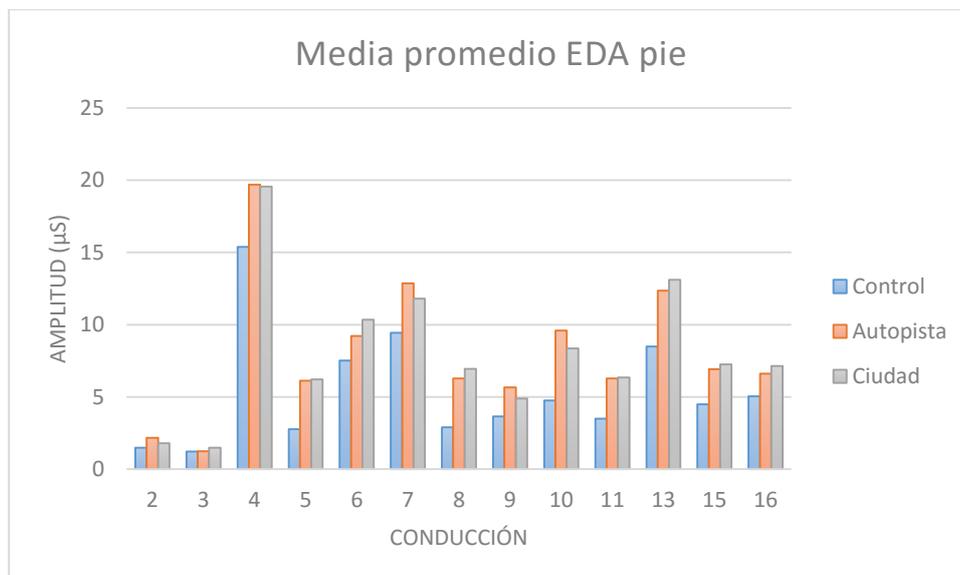


Figura 40 Gráfica de los resultados paramétricos de la media del EDA de pie

En las Figuras 41 y 42 se encuentran los resultados del *RMS*. Siguiendo con la tendencia planteada para la media, las conducciones deben suponer un incremento del parámetro frente a la etapa control.

Nuevamente, esta tendencia se cumple y los parámetros de conducción son superiores al control. Aunque no se pueda establecer una diferencia evidente entre las conducciones, el hecho de conducir provoca que el sujeto aumente su nivel de sudoración.

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

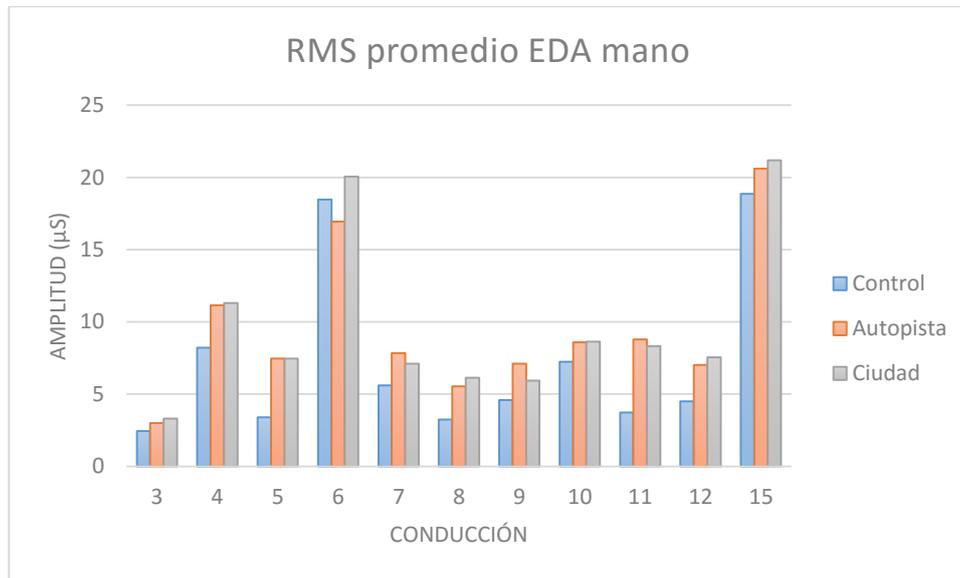


Figura 41 Gráfica de los resultados paramétricos del RMS del EDA de mano

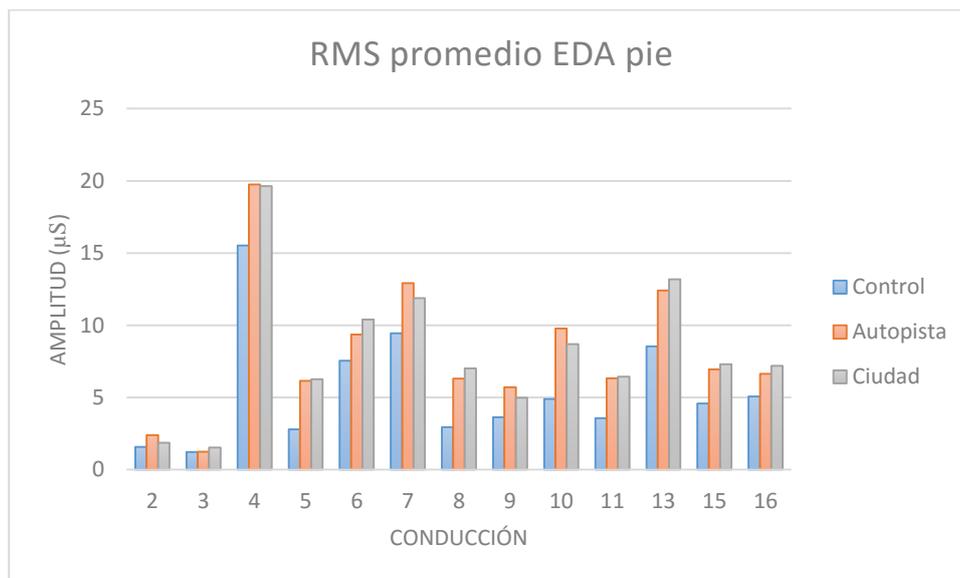


Figura 42 Gráfica de los resultados paramétricos del RMS del EDA de pie

En el RMS normalizado (Figuras 43 y 44) se produce un comportamiento similar al anterior. Para ambas señales, el parámetro tiende a aumentar en la mayoría de las conducciones.

Sin embargo, la normalización del parámetro permite observar una mayor diferencia entre la etapa control y las conducciones para la señal del EDA procedente del pie. Las únicas conducciones donde esta diferencia no es tan evidente son la 2 y 3. Esto es lógico ya que en el resto de parámetros tampoco se ha podido observar esa diferencia.

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

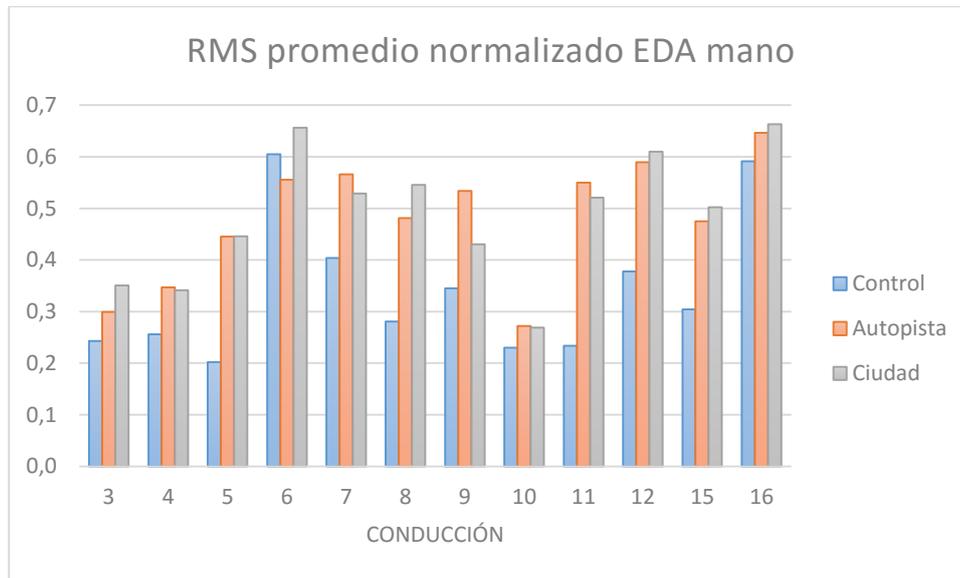


Figura 43 Gráfica de los resultados paramétricos del RMS normalizado del EDA de mano

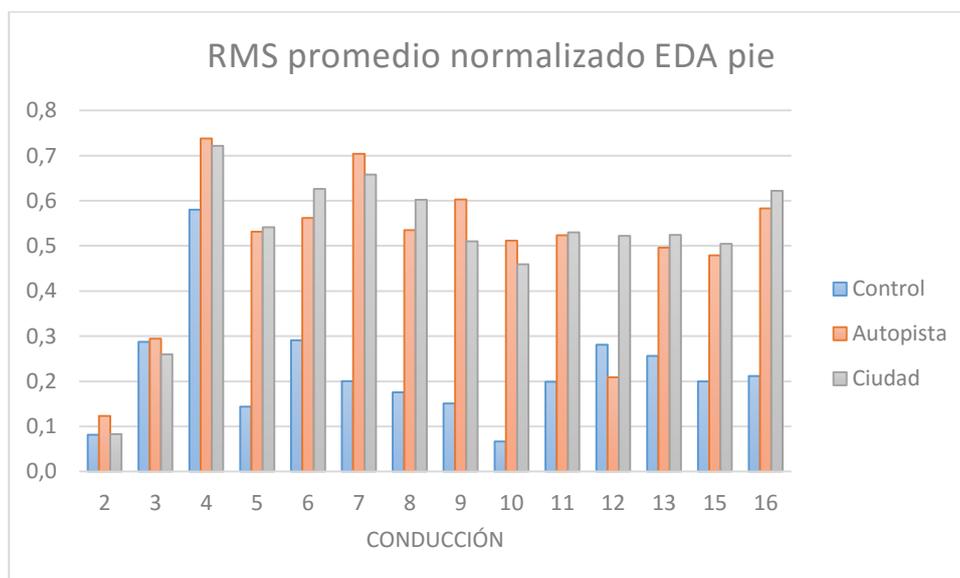


Figura 44 Gráfica de los resultados paramétricos del RMS normalizado del EDA de pie

Las Figuras 45 y 46 contienen los resultados para el percentil 75 de ambas señales. En ambos periodos de conducción se produce un aumento respecto a la situación control. Además, en conducciones como la 4, 6, 8 y 15 las amplitudes de las dos adquisiciones incrementan el valor de ciudad con respecto al periodo de autopista.

Sin embargo, este comportamiento no se produce en el resto de conducciones. Aunque se haya supuesto que la etapa de ciudad incrementa el nivel de estrés, no siempre los eventos producidos van a suponer un aumento elevado de éste y con ello, una variación en el comportamiento de los parámetros.

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

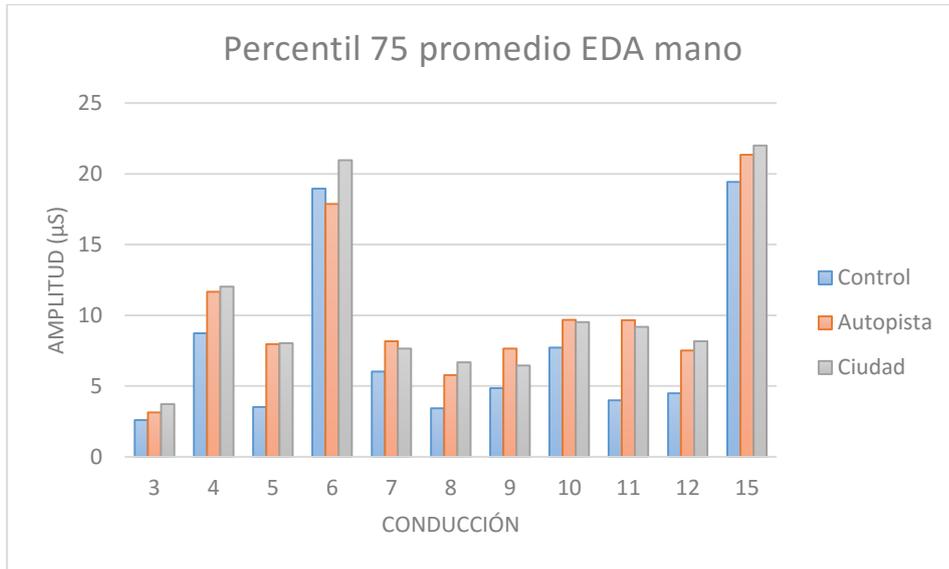


Figura 45 Gráfica de los resultados paramétricos del percentil 75 del EDA de mano

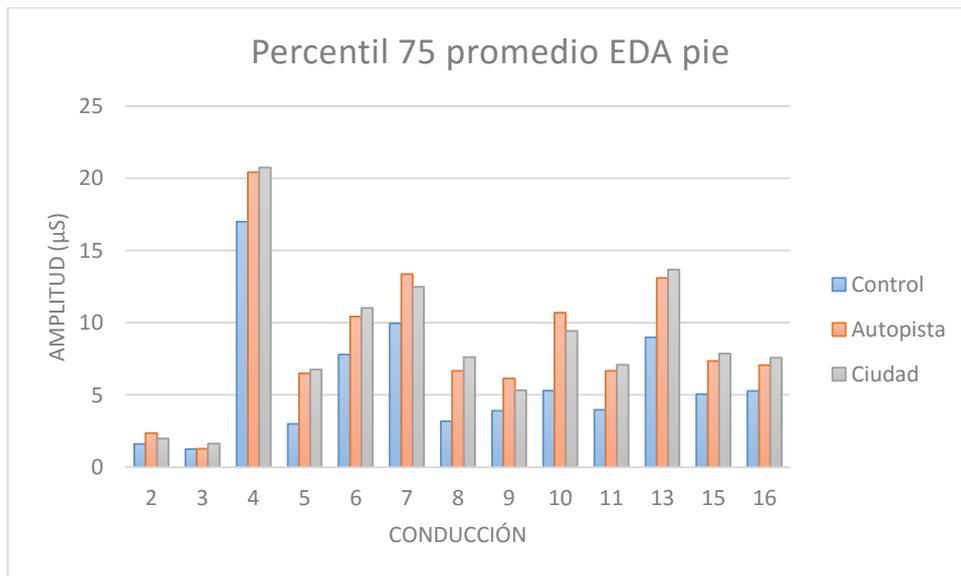


Figura 46 Gráfica de los resultados paramétricos del percentil 75 del EDA de pie

En las Figuras 47 y 48 se muestra el percentil 90 de las dos señales. En general se produce un incremento del parámetro para las etapas de conducción. Se sigue conservando el aumento del valor de ciudad para las conducciones 4, 6, 8 y 15 que se había obtenido para el percentil 75 con lo que independientemente del percentil analizado, si la amplitud asciende considerablemente para un periodo de conducción, ésta se detectará con los dos parámetros.

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

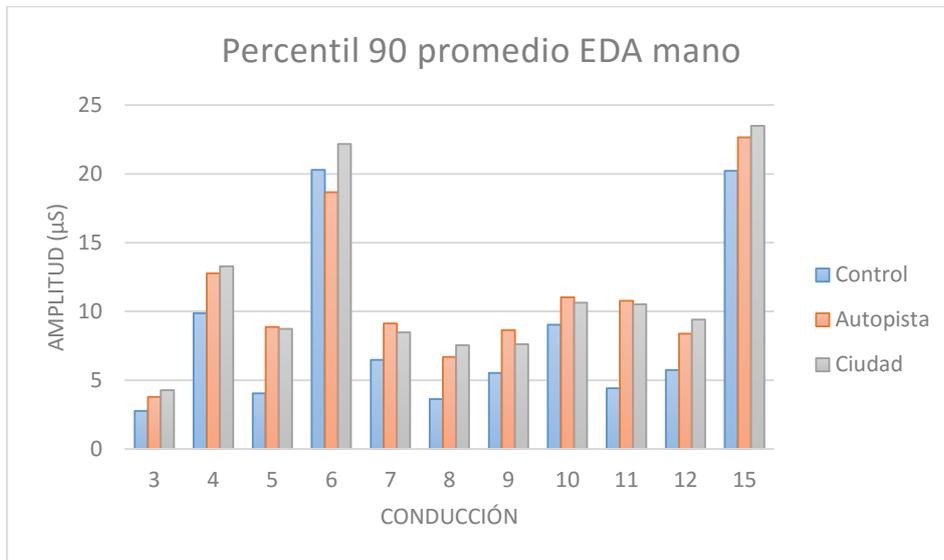


Figura 47 Gráfica de los resultados paramétricos del percentil 90 del EDA de mano

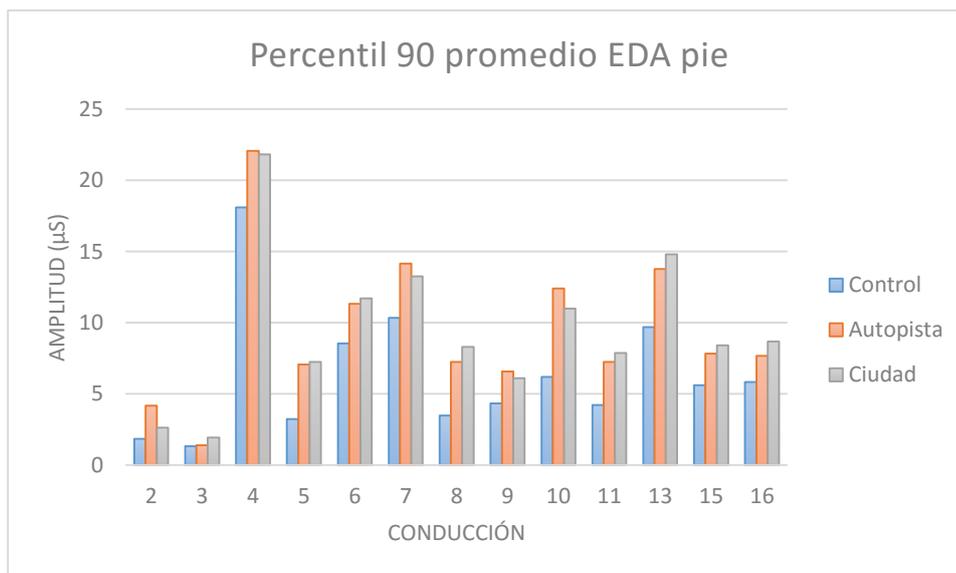


Figura 48 Gráfica de los resultados paramétricos del percentil 90 del EDA de pie

Los resultados de la entropía muestral se muestran en las Figuras 49 y 50. El comportamiento generalizado se caracteriza por un incremento del parámetro en ciudad y autopista. A diferencia de los resultados obtenidos para el EMG, los valores de la serie de datos del EDA resultan menos predecibles cuando el sujeto entra en periodos de mayor estrés.

En la entropía muestral de la señal de la mano, el periodo de ciudad tiene mayor entropía que la autopista. Únicamente no se produce esta reducción para las señales 7, 9 y 11. Este comportamiento supone que los datos obtenidos durante los periodos de estrés no resultan tan predecibles como los valores cuando el sujeto está más relajado. El hecho de ser incapaces de predecir cuándo se va a producir una situación de estrés hace que cuando se produzca un

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

evento, el comportamiento de la señal y, en consecuencia, el del organismo no esté tan controlado como cuando estamos en situaciones seguras. Esto junto con las conclusiones extraídas de Apoorvagiri (Apoorvagiri, 2015) en su estudio justificarían que la entropía del EDA aumente con el estrés.

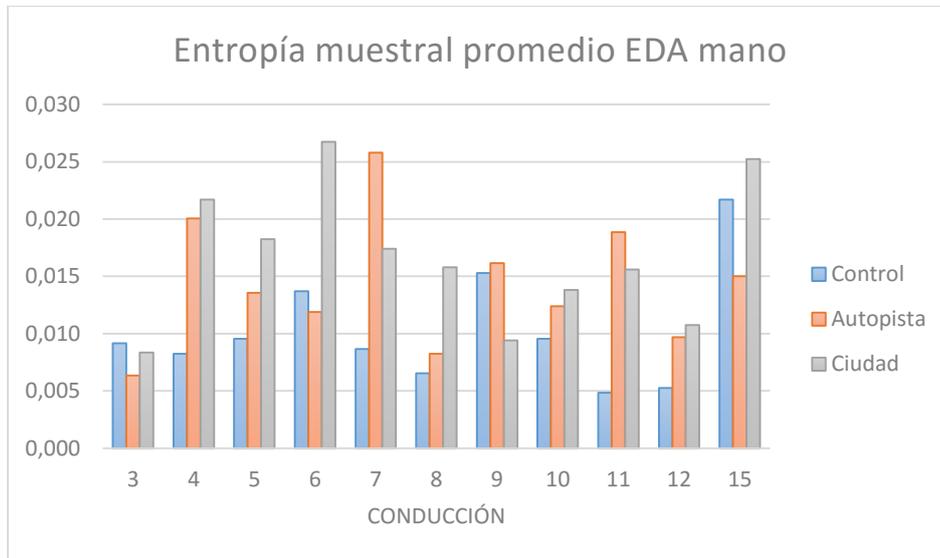


Figura 49 Gráfica de los resultados paramétricos de la entropía muestral del EDA de mano

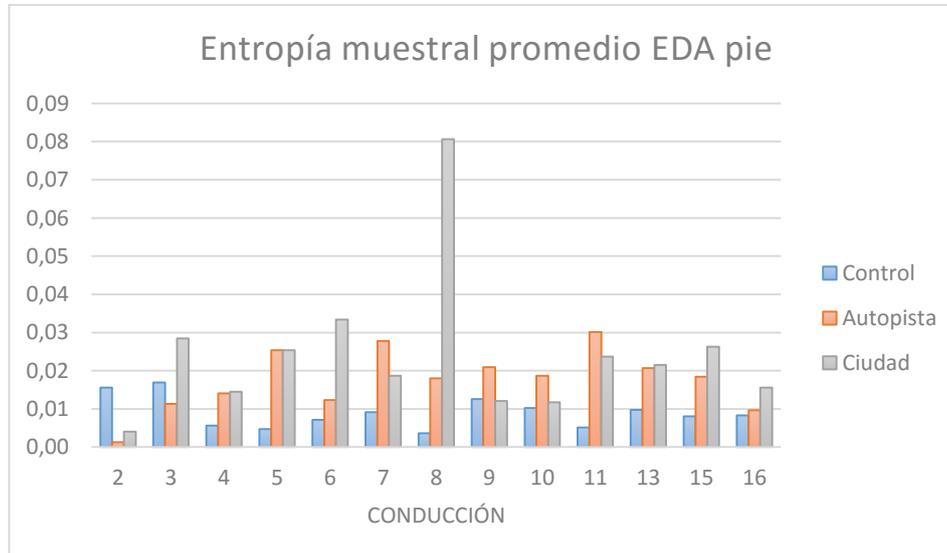


Figura 50 Gráfica de los resultados paramétricos de la entropía muestral del EDA de pie

La Tabla 12 muestra la media y desviación estándar de los parámetros del EDA y la 13 el análisis estadístico. Cabe destacar que la comparación de las medias de ciudad y autopista de todos los parámetros mantienen una leve diferencia, pero que no permite afirmar que la conducción de ciudad suponga un aumento relevante de la sudoración. Además, la variabilidad de los sujetos es demasiado elevada, tal y como ocurría en las señales anteriores y como se

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

puede observar en todas las gráficas. Ello provoca que el análisis estadístico realizado deba comparar la evolución de los parámetros para cada sujeto.

Tabla 12 Media y desviación estándar los parámetros del EDA

Parámetro	Control ($\bar{X} \pm \sigma$)	Autopista ($\bar{X} \pm \sigma$)	Ciudad ($\bar{X} \pm \sigma$)
Media EDA mano**	7,20 ± 5,61	9,37 ± 4,87	9,60 ± 5,49
Media EDA pie**	5,43 ± 3,91	8,08 ± 4,84	8,10 ± 4,82
RMS EDA mano**	7,30 ± 5,61	9,46 ± 4,86	9,73 ± 5,47
RMS EDA pie**	5,49 ± 3,94	8,15 ± 4,83	8,19 ± 4,83
RMS normalizado EDA mano**	0,339 ± 0,13	0,49 ± 0,12	0,48 ± 0,11
RMS normalizado EDA pie**	0,22 ± 0,12	0,51 ± 0,16	0,49 ± 0,17
Percentil 75 EDA mano**	7,61 ± 5,74	10,04 ± 5,03	10,40 ± 5,59
Percentil 75 EDA pie**	5,87 ± 4,09	8,62 ± 4,84	8,71 ± 4,85
Percentil 90 EDA mano**	8,36 ± 5,98	11,04 ± 5,13	11,47 ± 5,77
Percentil 90 EDA pie**	6,37 ± 4,32	9,46 ± 5,070	9,52 ± 5,025
Entropía EDA mano*	0,0102 ± 0,0048	0,0144 ± 0,0054	0,017 ± 0,006
Entropía EDA pie**	0,0090 ± 0,0040	0,018 ± 0,0080	0,024 ± 0,018

* La diferencia es significativa ($p < 0,05$) para ciudad frente a control.

* La diferencia es significativa ($p < 0,05$) para autopista frente a control.

* La diferencia es significativa ($p < 0,05$) para ciudad frente a autopista.

Tabla 13 Resultados estadísticos de los parámetros del EDA para pie y mano ($N_{MANO} = 11$ y $N_{PIE} = 13$)

Parámetro	P valor ciudad - control	P valor autopista - control	P valor ciudad-autopista
Media Pie	0,0000 ✓	0,0000 ✓	0,9248 ✗
RMS Pie	0,0000 ✓	0,0000 ✓	0,8636 ✗
RMS normalizado Pie	0,0000 ✓	0,0000 ✓	0,4661 ✗
Percentil 75 Pie	0,0000 ✓	0,0000 ✓	0,6388 ✗
Percentil 90 Pie	0,0000 ✓	0,0000 ✓	0,8022 ✗
Entropía muestral Pie	0,0220 ✓	0,0127 ✓	0,2313 ✗
Media Mano	0,0001 ✓	0,0018 ✓	0,5046 ✗
RMS Mano	0,0001 ✓	0,0020 ✓	0,4371 ✗
RMS normalizado Mano	0,0001 ✓	0,0008 ✓	0,6465 ✗
Percentil 75 Mano	0,0000 ✓	0,0011 ✓	0,3082 ✗
Percentil 90 Mano	0,0000 ✓	0,0013 ✓	0,2683 ✗
Entropía muestral Mano	0,0048 ✓	0,0927 ✗	0,3032 ✗

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

En general, los parámetros para ambas señales resultan significativos cuando se comparan con el control. A excepción de la entropía muestral de la mano para el periodo de autopista, el resto de parámetros ha sufrido un cambio significativo entre la etapa control y las conducciones.

Parte de la hipótesis inicial se ha podido confirmar y la conducción produce un aumento de estrés frente a la relajación. Sin embargo, la conducción por autopista considerada de bajo estrés debería presentar una diferencia significativa frente a la conducción de ciudad.

La dificultad en la extracción de los diversos periodos de conducción sobre las señales de PhysioNet ha supuesto un obstáculo en la diferenciación de los niveles de estrés de las señales de EMG y EDA. Para validar los resultados paramétricos e intentar diferenciar el comportamiento de éstos en diferentes situaciones de conducción se ha obtenido la base de datos propia, donde se conocen perfectamente las diferentes fases de conducción.

4.2 Base de datos propia

Los resultados obtenidos tras la realización del experimento están compuestos por un total de 4 conducciones llevadas a cabo por 2 sujetos. En concreto, las 3 primeras conducciones pertenecen al primer sujeto y la restante al segundo participante.

4.2.1 ECG

La frecuencia cardiaca se muestra en la Figura 51. En general, es un parámetro que se mantiene bastante constante para todos los sujetos. Únicamente la primera conducción muestra una ligera diferencia de los periodos de conducción simulados frente a la etapa control.

Como ya se ha comentado anteriormente, el aumento de la frecuencia cardiaca está asociado a la producción de eventos muy estresantes, tales como altercados, eventos o accidentes. Posiblemente la influencia de los eventos simulados en el comportamiento de este parámetro no sea tan elevada como la producida cuando estas situaciones ocurren en el ámbito real.

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

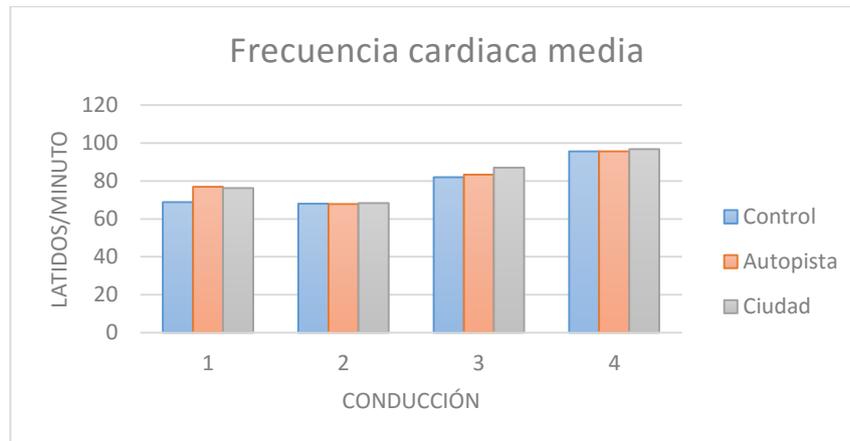


Figura 51 Gráfica de los resultados paramétricos de la frecuencia cardíaca media del ECG con simulador

La gráfica de la SDNN promedio se muestra en la Figura 52. Tal y como se produce con la base de datos de PhysioNet, no se observa una clara tendencia cuando los sujetos conducen. Por ejemplo, el periodo de autopista para las conducciones 2, 3 y 4 incrementa su valor con respecto al resto de situaciones.

Sin embargo, la conducción 1 tiene una mayor desviación para la etapa de control que para el resto.

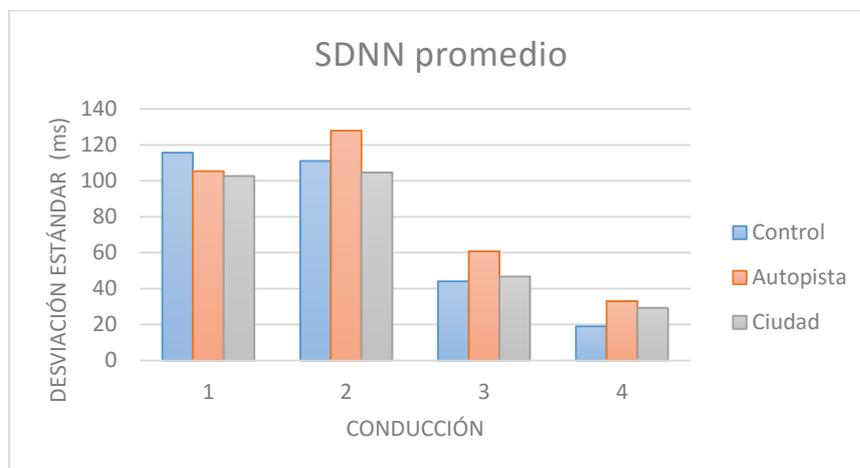


Figura 52 Gráfica de los resultados paramétricos de la SDNN promedio del ECG con simulador

El $NV50$ muestra su gráfica en la Figura 53. Para las dos primeras conducciones se mantiene la misma tendencia que la obtenida para la base de datos pública y el parámetro desciende cuando se compara la etapa control con autopista y ciudad.

Sin embargo, las conducciones 3 y 4 se mantienen similares en la comparación del control frente a las conducciones e incluso llega a producirse un incremento del número de latidos con una diferencia temporal mayor de 50 ms. Con la misma justificación que la aplicada para la frecuencia cardíaca, la producción de eventos estresantes en la realidad afecta más al comportamiento de la señal cardíaca. Aunque se pueda observar que en algunas conducciones

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

los parámetros actúan con el comportamiento esperado, incluso en éstos la diferencia entre los periodos no resulta tan evidente como las obtenidas para la base de datos de PhysioNet.

Si bien algunos parámetros, como se verá posteriormente, obtienen diferencias con la etapa control, la evolución del ECG cuando se somete a situaciones simuladas no resulta tan marcada como ésta para el mundo real.

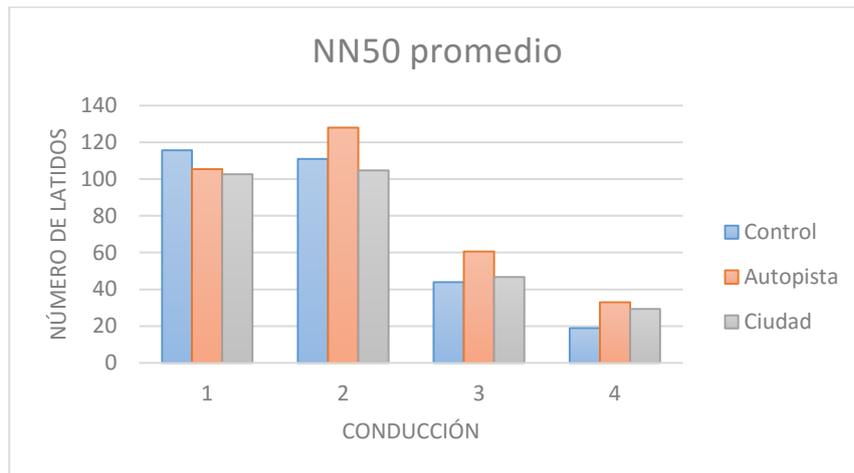


Figura 53 Gráfica de los resultados paramétricos del NN50 promedio del ECG con simulador

Como el $pNN50$ parte del comportamiento del parámetro anterior, los resultados obtenidos siguen con la misma tendencia (Figura 54). Por tanto, no se evidencia un comportamiento distinto entre las etapas.

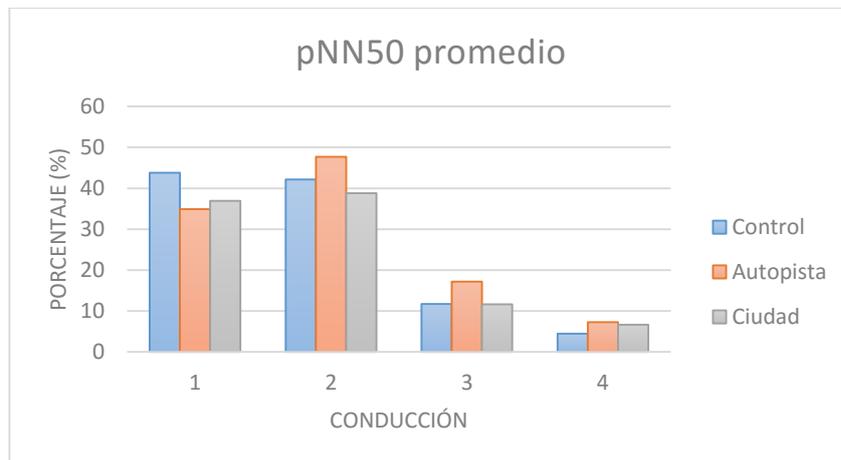


Figura 54 Gráfica de los resultados paramétricos del pNN50 promedio del ECG con simulador

El parámetro del $LFHF$ (Figura 55) sigue la tendencia esperada para las dos primeras conducciones donde además el resto de los parámetros también ha mostrado la misma tendencia que la base de datos pública.

No obstante, aunque en las conducciones 3 y 4 el $LFHF$ sea superior para el periodo de autopista, también se incrementa el periodo de ciudad en su comparación con el control. Con

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

ello, se deduce que para el resto de parámetros se requiere de un mayor nivel de estrés para obtener una diferencia entre los instantes de relajación y conducción. Pero este parámetro permite reflejar que al menos existe un aumento de la actividad simpática del organismo cuando el usuario conduce en distintas situaciones.

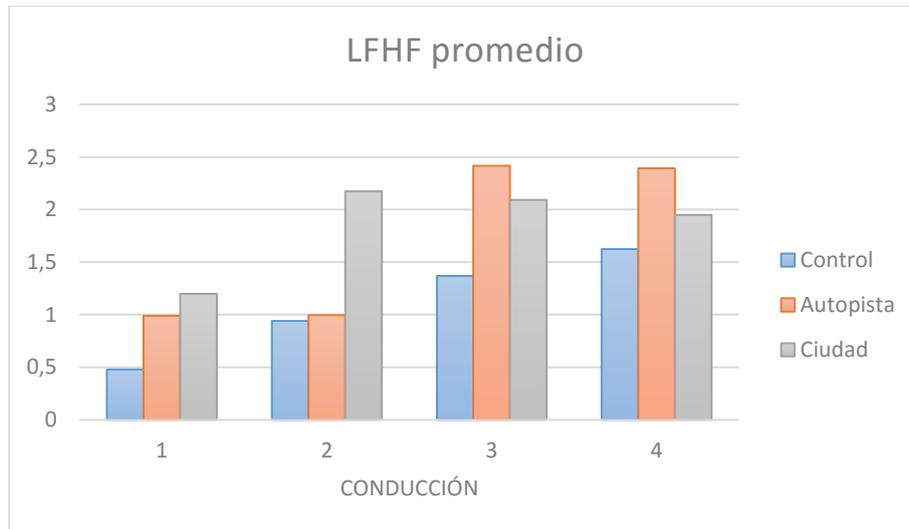


Figura 55 Gráfica de los resultados paramétricos de la tasa LFHF promedio del ECG con simulador

4.2.2 EMG

Las Figuras 56 a 60 contienen los parámetros de la media, *RMS*, *RMS* normalizado, percentil 75 y percentil 90 del EMG. En general se observa el mismo comportamiento que para las señales de PhysioNet.

Además, los incrementos de los parámetros en la conducción por ciudad que se podían observar en algunos parámetros de PhysioNet ahora se acentúan. Con ello, se pueden validar los resultados previamente obtenidos.

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

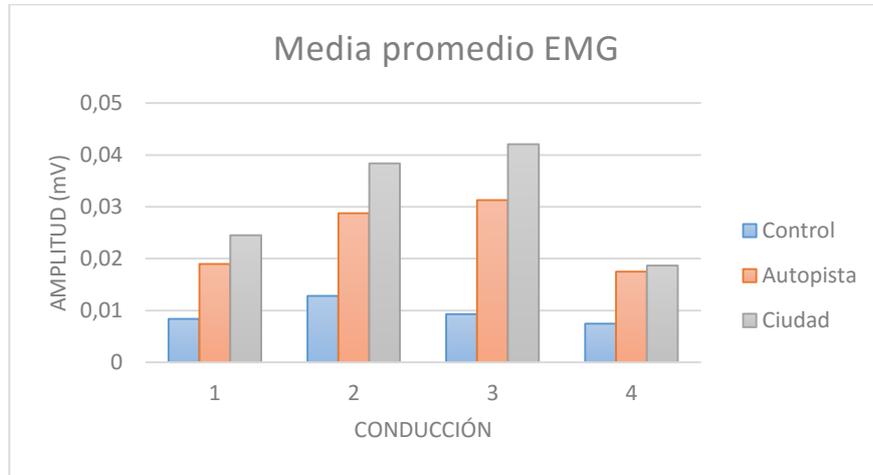


Figura 56 Gráfica de los resultados paramétricos de la media promedio del EMG con simulador

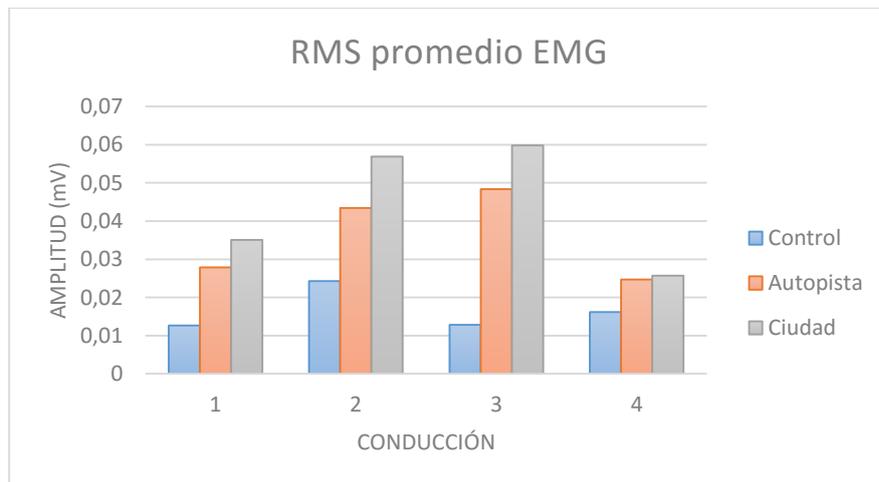


Figura 57 Gráfica de los resultados paramétricos del RMS promedio del EMG con simulador

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

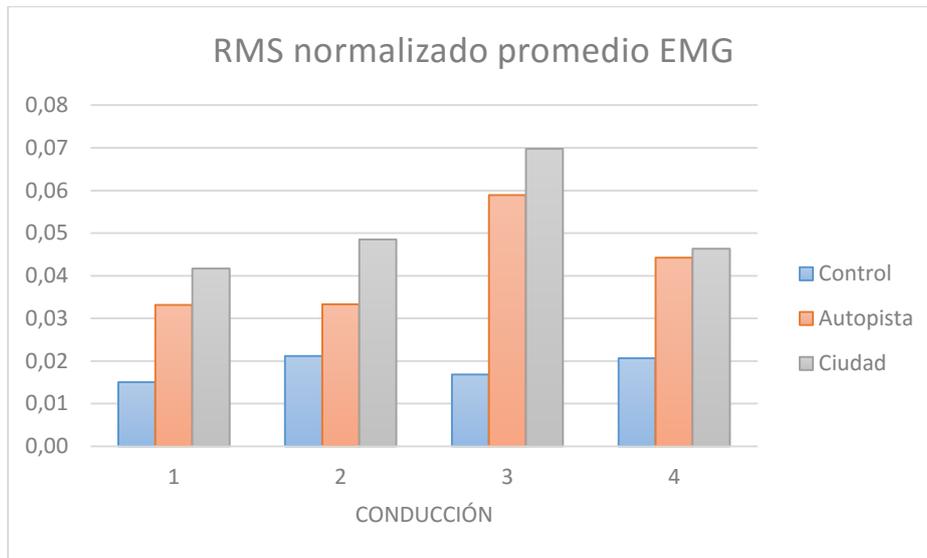


Figura 58 Gráfica de los resultados paramétricos del RMS normalizado promedio del EMG con simulador

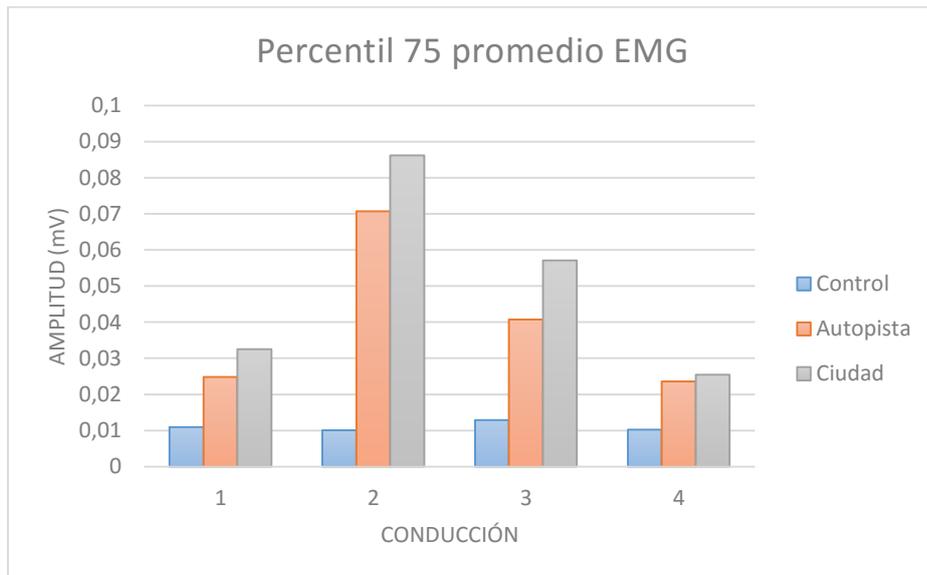


Figura 59 Gráfica de los resultados paramétricos del percentil 75 promedio del EMG con simulador

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

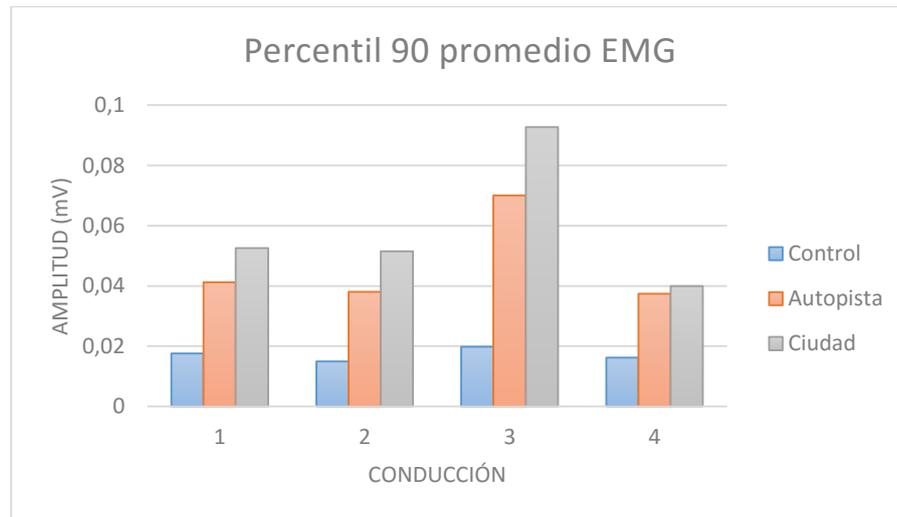


Figura 60 Gráfica de los resultados paramétricos del percentil 90 promedio del EMG con simulador

Por último, se analiza la entropía muestral de la Figura 61. En este caso, para los periodos de conducción se produce un incremento del parámetro que se acentúa en la etapa de ciudad. Sin embargo, en la comparación con los resultados del EMG de la base de datos de PhsyioNet, existe una diferencia en el comportamiento. En esa base de datos, el parámetro disminuía en las zonas de conducción.

El hecho de no disponer del mismo número de sujetos, de que las condiciones generadas para el experimento no sean idénticas y que se han realizado con un simulador puede justificar que para esta señal sean necesarias las mismas condiciones que en el estudio de Healey para mostrar el mismo comportamiento no lineal.

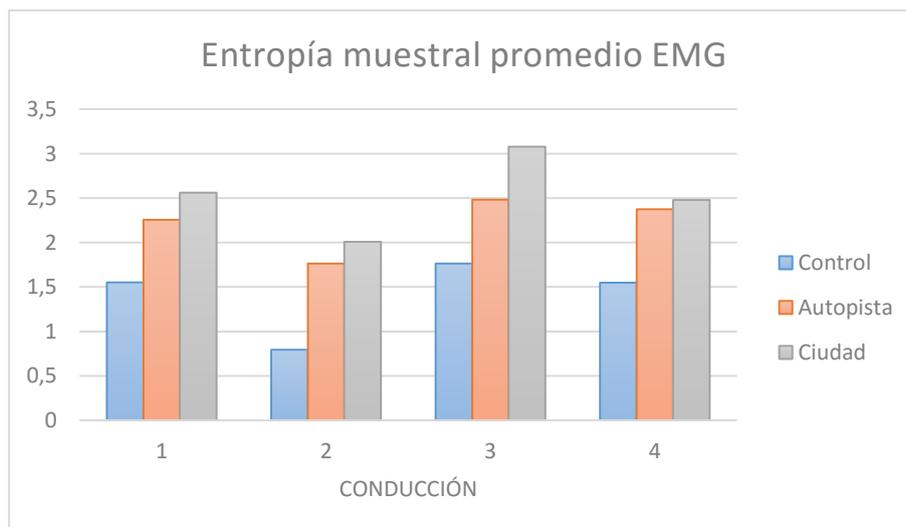


Figura 61 Gráfica de los resultados paramétricos de la entropía muestral promedio del EMG con simulador

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

4.2.3 EDA

Las Figuras 62 a 67 representan los parámetros analizados para la señal de EDA. Todos los parámetros muestran una evolución similar a la obtenida sobre la base de datos de PhysioNet. Además, se puede observar una leve diferencia entre ciudad y autopista para la normalización del RMS.

En el caso de la entropía muestral se conserva la misma tendencia que en el parámetro calculado sobre la base de datos de PhysioNet y se consigue marcar una diferencia entre los dos periodos de conducción resultando mayor para la ciudad.

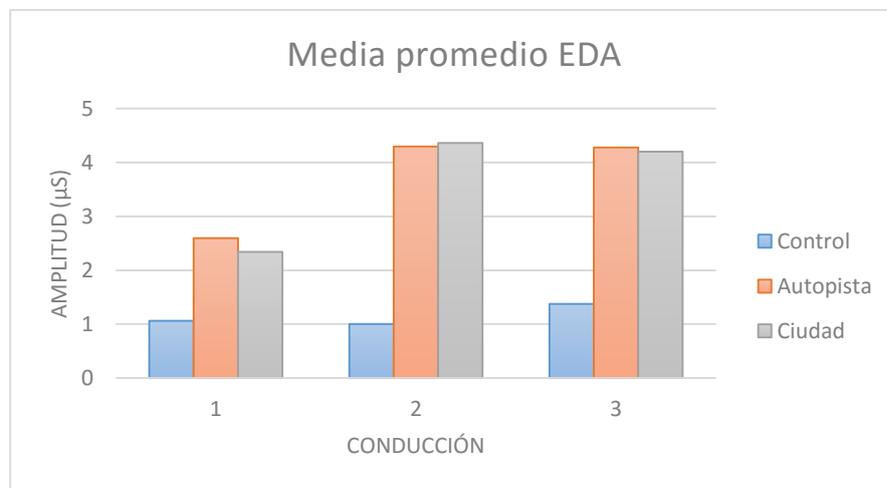


Figura 62 Gráfica de los resultados paramétricos de la media promedio del EDA con simulador

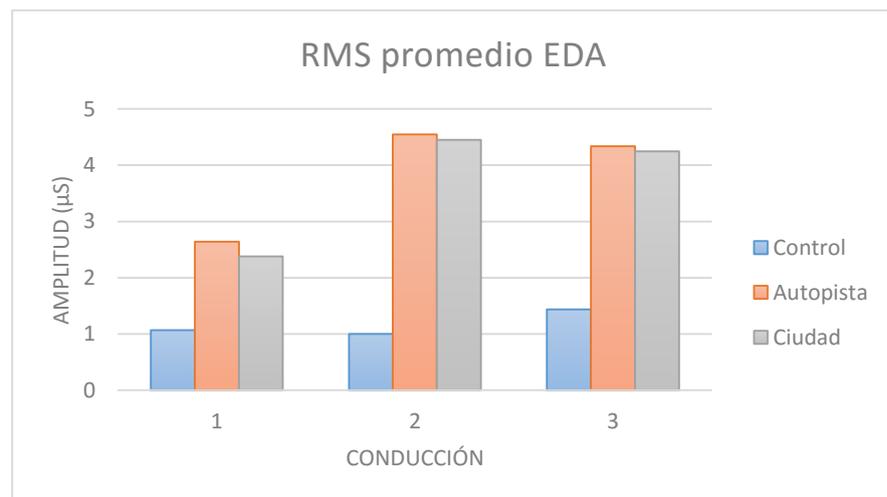


Figura 63 Gráfica de los resultados paramétricos del RMS promedio del EDA con simulador

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

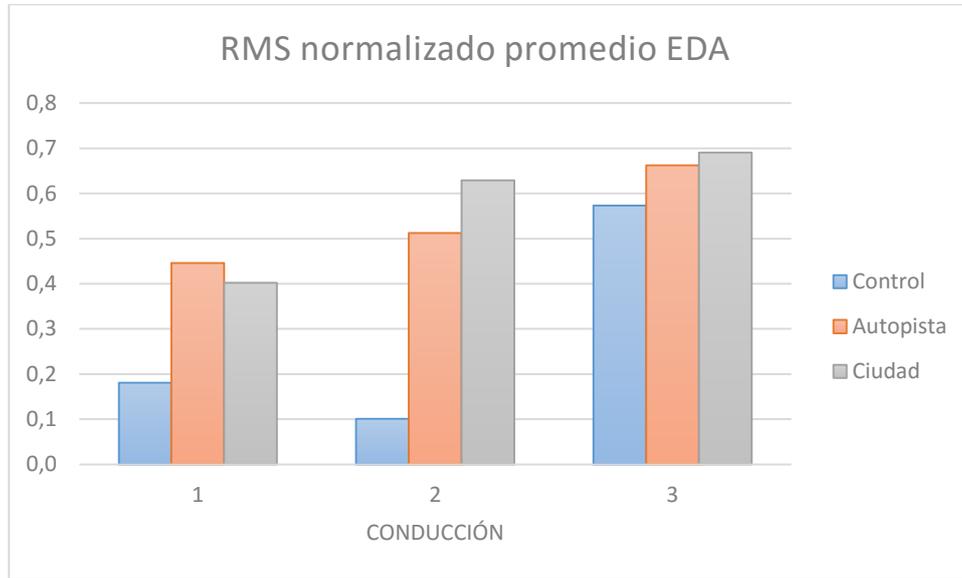


Figura 64 Gráfica de los resultados paramétricos del RMS normalizado promedio del EDA con simulador

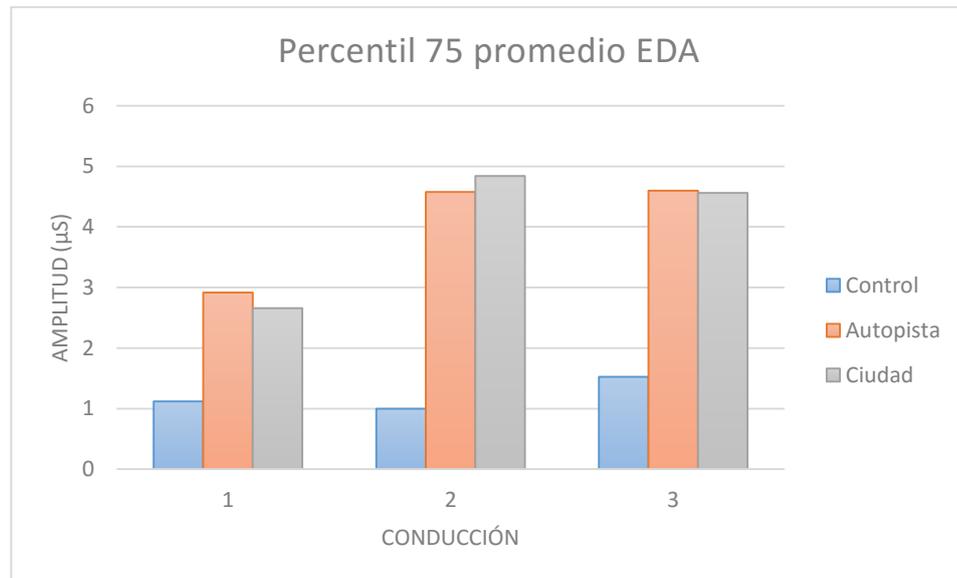


Figura 65 Gráfica de los resultados paramétricos del percentil 75 promedio del EDA con simulador

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

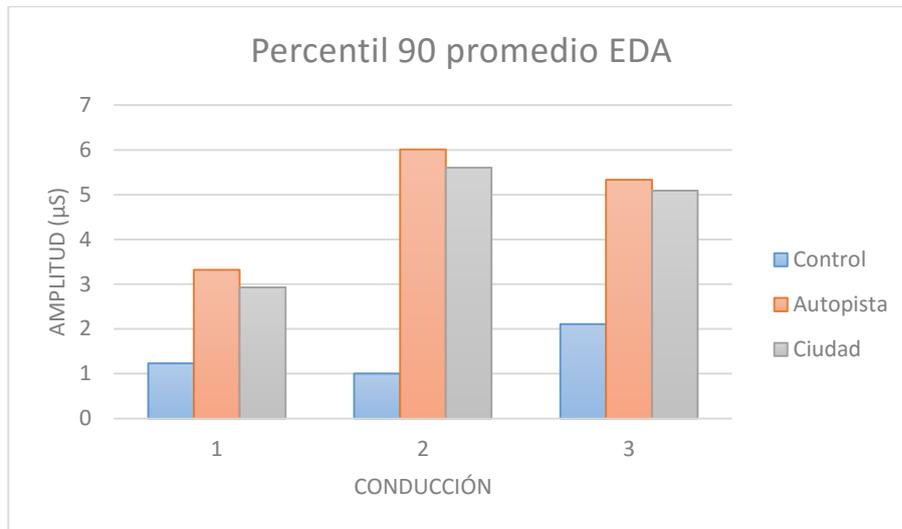


Figura 66 Percentil 90 promedio del EDA con simulador

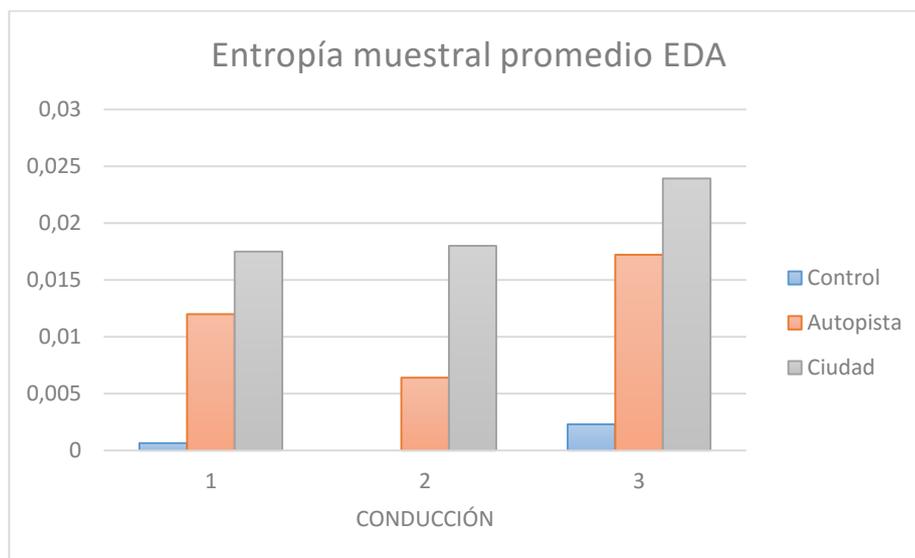


Figura 67 Entropía muestral promedio del EDA con simulador

Con estas pruebas, se ha conseguido validar que las señales evolucionan de la misma forma que en situaciones reales. Sin embargo, el comportamiento de la señal cardiaca no ha sido tan marcado como las otras dos. La justificación de esto se asocia a la situación generada con el simulador.

Inicialmente, se había considerado que la caracterización de cada una de las etapas en el simulador era suficiente para generar una situación evidente de estrés. Pero estas condiciones planteadas no han resultado precisas para la alteración del ECG. Aunque las señales de músculo y conductancia de la piel se comportan correctamente y la tendencia es similar a las señales de PhysioNet, el ECG como señal más influyente en las situaciones de estrés no ha marcado una diferencia tan evidente entre las etapas de conducción. Por tanto, sin descartar los resultados

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

obtenidos en el EMG y EDA, sería necesario incorporar alguna modificación sobre el proceso para influir notablemente sobre los sujetos.

En un futuro, para la obtención de una base de datos procedente del simulador de elevada calidad se deberían incluir más componentes que permitiesen aumentar la sensación de presencia en la conducción. De esta forma, se produciría una respuesta más completa, es decir, una variación mayor en todas las señales.

4.3 Métrica de estrés

4.3.1 Métrica de estrés ECG

La métrica de estrés general se obtiene a partir de las métricas de cada señal. Se muestran como ejemplos característicos la conducción 6 de PhysioNet y la conducción 4 del experimento simulado.

Con las diferentes aproximaciones planteadas para el ECG, la Figura 68 muestra la evolución del estrés para la conducción 6. En color azul se encuentra la aproximación 1, que ajustando los pesos había resultado ser la más cercana a la relación entre las diferencias significativas.

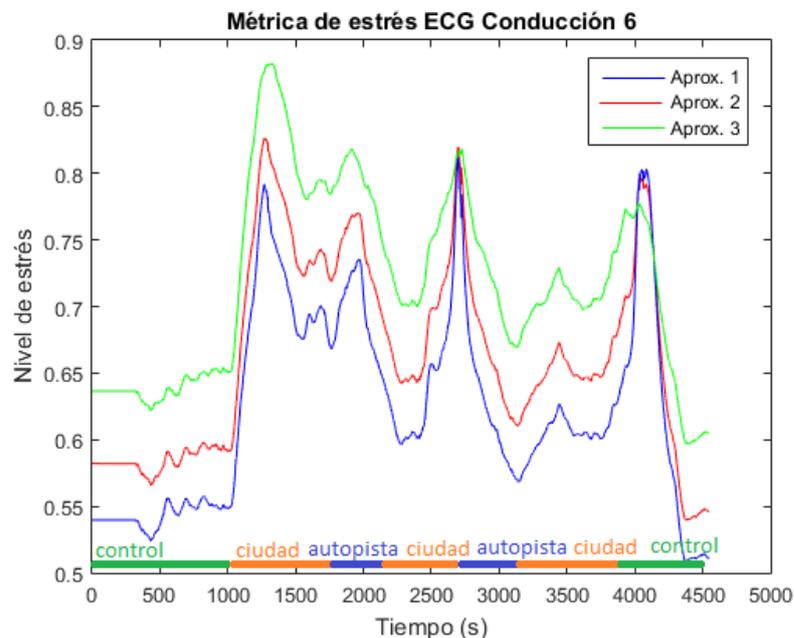


Figura 68 Métricas de estrés del ECG de la conducción 6 de PhysioNet

Para todas las aproximaciones, la forma de la métrica de estrés resulta similar pero la amplitud se reduce al aumentar la influencia de la tasa LFHF (aproximación 1). El primer periodo asociado a la etapa control mantiene los niveles entorno al 0,6. A continuación, la métrica se

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

dispara hasta alcanzar nivel de estrés en torno a 0,85 debido a que el sujeto ha entrado en un periodo de ciudad. Finalizada esa parte, la ruta sigue su camino hacia la autopista viéndose reflejada en una disminución del estrés. Posteriormente, se vuelve a un periodo de ciudad que en los últimos segundos asciende. Finalmente, el sujeto continúa por una zona de autopista donde el estrés vuelve a disminuir adquiriendo valores de 0,65 y aumenta levemente al conducir por ciudad para terminar el proceso en otro periodo de relajación que logra valores de estrés similares al periodo inicial.

Tal y como se había deducido, se pueden observar claramente tres picos superiores al resto de la métrica de estrés. Estos corresponden a zonas de ciudad o instantes donde previamente se ha conducido por ciudad. También se observan dos periodos con menores amplitudes asociados a las dos conducciones por autopista. Por último, tanto al inicio como al final del experimento los niveles de estrés se reducen puesto que el sujeto se somete a una fase de relajación.

Las métricas de estrés obtenidas para la conducción del experimento simulado se visualizan en la Figura 69. En este caso, la aproximación 1 resulta ser la métrica con mejor ajuste del nivel de estrés. En la aproximación 3, el *LFHF* es un parámetro que tiene un peso menor reflejándose en una evolución con picos menos marcados. Como el *pNN50* mantiene pesos similares en todas las opciones, el principal cambio de amplitud se asocia directamente a la influencia de la tasa de *LFHF*.

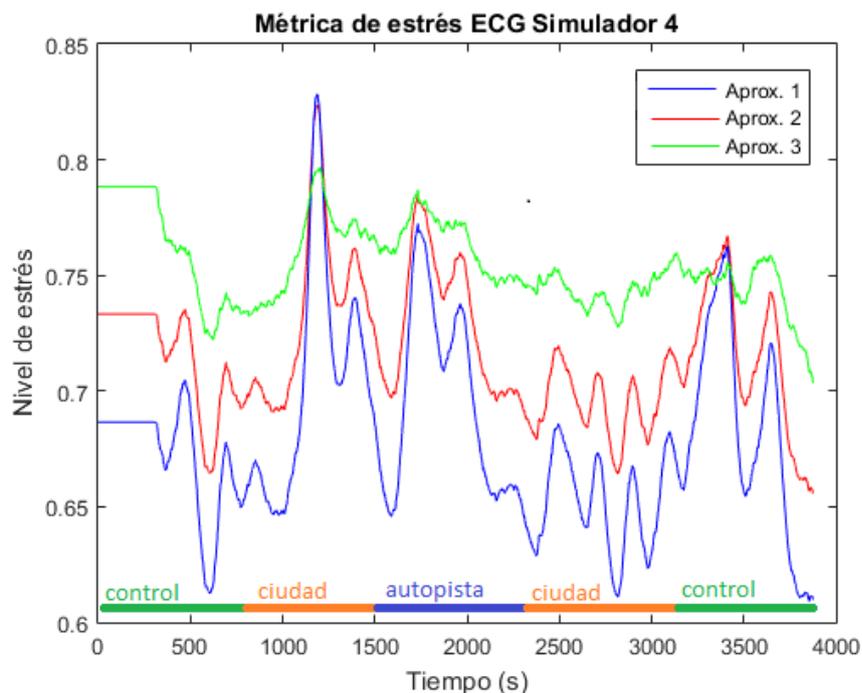


Figura 69 Métricas de estrés del ECG de la conducción 1 del simulador

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

En cuanto a la evolución de la métrica de estrés, el periodo de control inicia en valores superiores, pero conforme avanza la fase de relajación éstos disminuyen. A continuación, se produce un aumento de estrés puesto que se ha comenzado el periodo simulado de conducción por ciudad. Las dos primeras métricas, las cuales tienen un mayor peso del *LFHF* presentan un mayor pico en la mitad del periodo de ciudad. Cuando se modifican las condiciones para simular autopista, el descenso de la métrica no es instantáneo y debe pasar un tiempo hasta que se observa una reducción de ésta. La siguiente fase de ciudad no produce el suficiente estrés como para llegar a superar las condiciones anteriores y se mantiene en valores de 0,7. Por último, se concluye el experimento con una fase de relajación que consigue descender a valores inferiores a los originales.

En general, todas las métricas de las 2 señales reflejan los diversos periodos de conducción y el comportamiento esperado para cada uno. La aproximación 1 es la más ajustada para la relación entre diferencias significativas. Sin embargo, no resulta completamente idónea para la señal del PhysioNet.

De la misma forma, la aproximación 3 representa bastante bien los picos más estresantes para la conducción de PhysioNet, pero no consigue adaptarse a la señal del simulador. Por tanto, se opta por la segunda aproximación que emplea pesos cercanos a las otras alternativas y evoluciona correctamente para ambas.

4.3.2 Métrica de estrés EMG

Con los pesos planteados, la Figura 70 muestra la evolución de la métrica de estrés de la muscular para la conducción 6. Las dos métricas siguen la misma tendencia, pero en algunas zonas la amplitud de la primera aproximación, donde el percentil 90 tiene un peso mayor, es ligeramente superior al resto.

Con respecto a la evolución del nivel de estrés, se pueden observar 5 picos clave cuya amplitud varía según la zona de conducción perteneciendo los picos de mayor valor a la conducción por ciudad. Además, tanto al inicio como al final del proceso la métrica alcanza de nuevo valores similares.

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

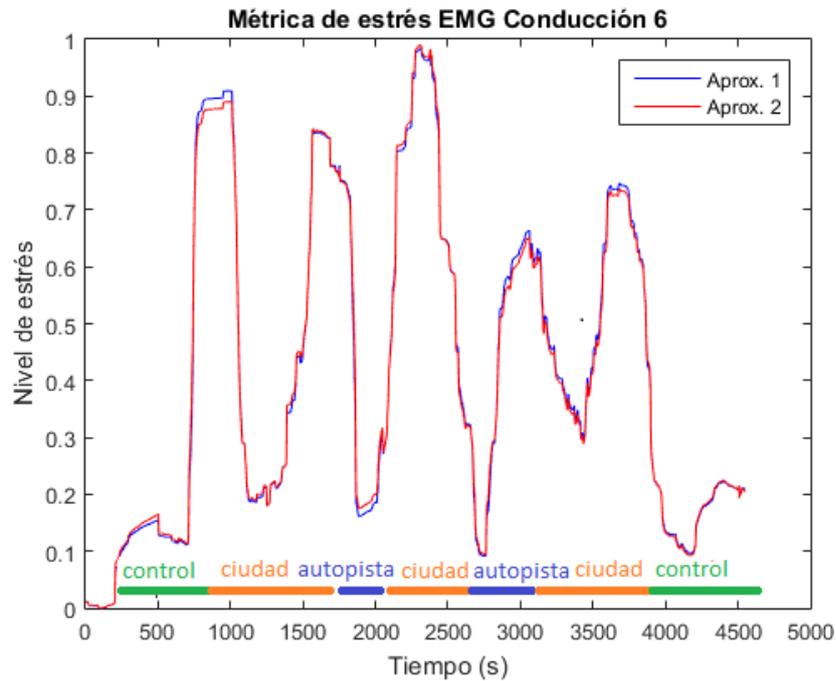


Figura 70 Métricas de estrés del EMG de la conducción 6 de PhysioNet

La Figura 71 muestra la evolución temporal de la métrica de estrés para la conducción 4 con simulador. De nuevo, no existe una diferencia clara entre las dos métricas.

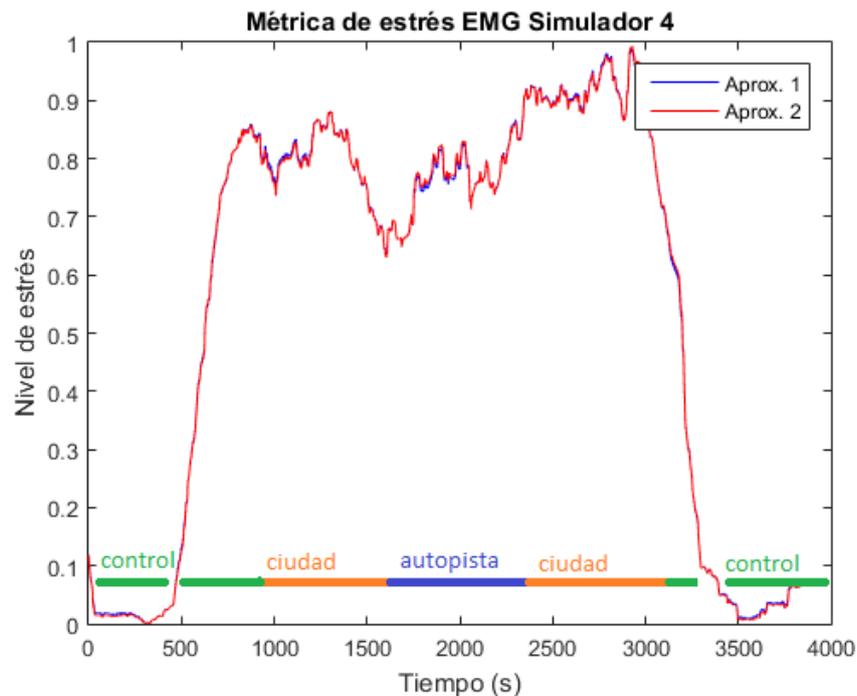


Figura 71 Métricas de estrés del EMG de la conducción 1 del simulador

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

La evolución de las métricas continúa reflejando la conducción por las diferentes etapas del experimento. Partiendo de niveles bajo de estrés, el cambio a ciudad provoca un aumento de la métrica. Al modificar las condiciones a conducción por autopista, el nivel se reduce e incrementa cuando se regresa a otra zona de ciudad. Finalmente, la fase de relajación permite al sujeto establecerse en niveles de estrés similares al inicio del experimento.

Las dos aproximaciones de métricas de estrés muestran una tendencia similar para ambas señales. Teniendo en cuenta esto y la ponderación de los parámetros, basada en las diferencias significativas obtenidas, se opta por la primera aproximación.

4.3.3 Métrica de estrés EDA

El empleo de un único parámetro para la evaluación de la conductancia de la piel implica que solo se ha podido obtener una métrica de estrés.

La Figura 72 muestra dicha métrica para la conducción 6. En la etapa de control se produce una disminución del parámetro ya que el sujeto está relajándose. El inicio del periodo de conducción supone un incremento significativo de la métrica de la señal. Una vez finaliza el primer periodo de ciudad, el sujeto comienza a disminuir su nivel de sudoración. No obstante, en la segunda fase de ciudad la métrica se incrementa, pero sin llegar a alcanzar los valores de la etapa de ciudad anterior pero consiguiendo superar el nivel de estrés de la zona previa de autopista. A partir de ahí, toda la métrica desciende hasta alcanzar valores cercanos a 0, correspondientes a la etapa final de relajación.

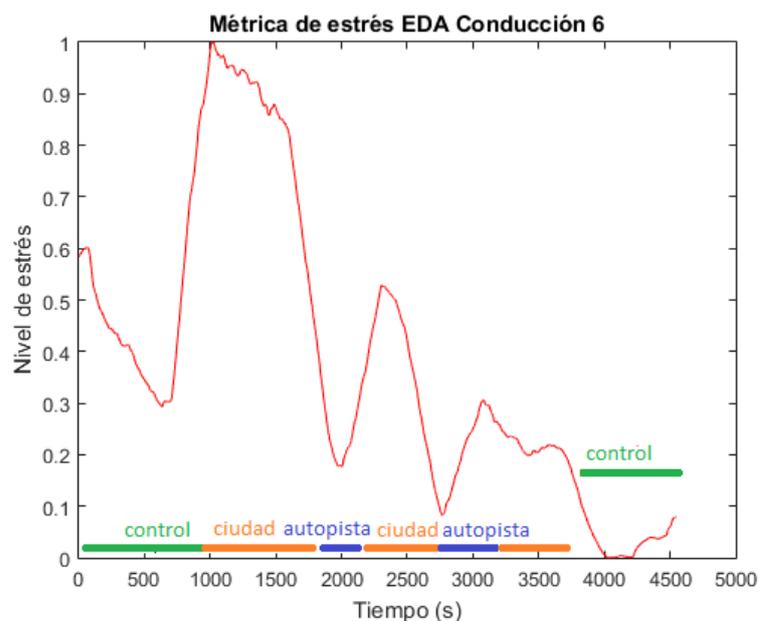


Figura 72 Métrica de estrés del EDA de la conducción 6 de PhysioNet

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

La Figura 73 corresponde a la métrica de estrés para la señal del simulador de conducción. En este caso, se inicia el proceso en valores bajos de estrés que se ven incrementados cuando el sujeto comienza la etapa de conducción metropolitana. Si bien se puede observar un leve descenso en el primer cambio producido entre ciudad y autopista, posteriormente la métrica se incrementa. Finalmente, en torno a los 3000 segundos finaliza la simulación y desciende gracias al periodo de relajación.

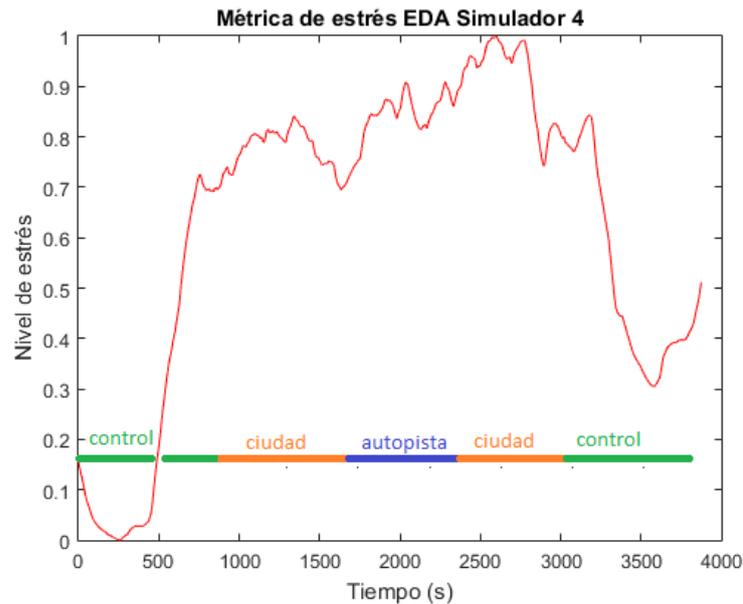


Figura 73 Métricas de estrés del EDA de la conducción 4 del simulador

4.3.4 Métrica del estrés multimodal

En la Figura 74 se observa la métrica de estrés multimodal para la conducción 6. En general se conserva la forma de la métrica del EMG, pero las amplitudes cambian debido a la influencia de la señal cardiaca. Se pueden observar claramente la aparición de 5 picos, correspondientes a los diversos periodos de conducción.

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

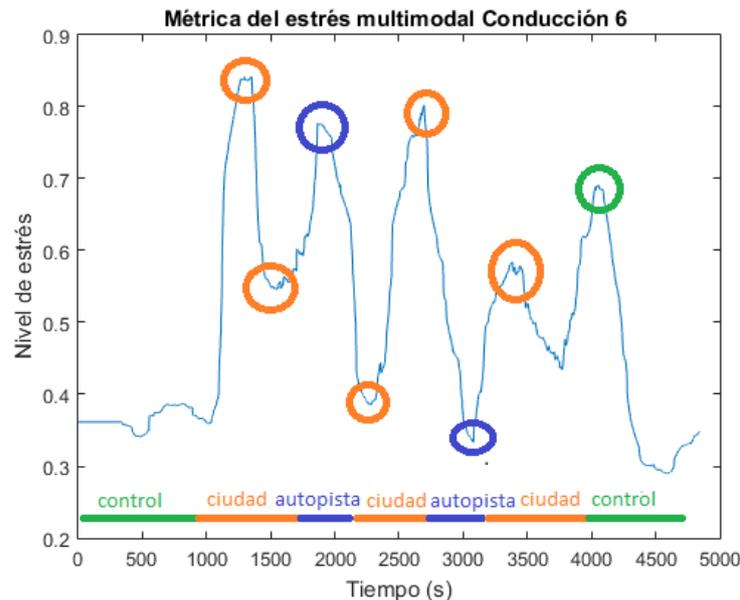


Figura 74 Métrica de estrés multimodal de la conducción 6 de PhysioNet

Tras salir de la etapa de relajación, la conducción produce un incremento de la métrica de estrés. No obstante, la adaptación a la situación permite reducirla. El cambio producido en la conducción por autopista supone un aumento de la métrica que no llega a alcanzar el máximo de estrés de la conducción anterior.

De nuevo, la siguiente zona de ciudad supone una conducción donde los eventos no son tan estresantes como anteriormente y la métrica disminuye. Pero a mitad del periodo, se altera la conducción y la métrica de estrés asciende.

La siguiente circulación de autopista proviene de una etapa previa de elevado nivel de estrés y como la conducción no es similar, el sujeto consigue relajarse.

Finalmente, la última conducción por ciudad produce un cambio relevante en la situación de conducción que aumenta el estrés. Y, además éste consigue afectar al inicio de la etapa final de relajación.

La Figura 75 corresponde a la métrica de estrés multimodal para la señal del simulador. De nuevo, se observa una influencia del EMG, pero los picos no representan únicamente la métrica de dicha señal.

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

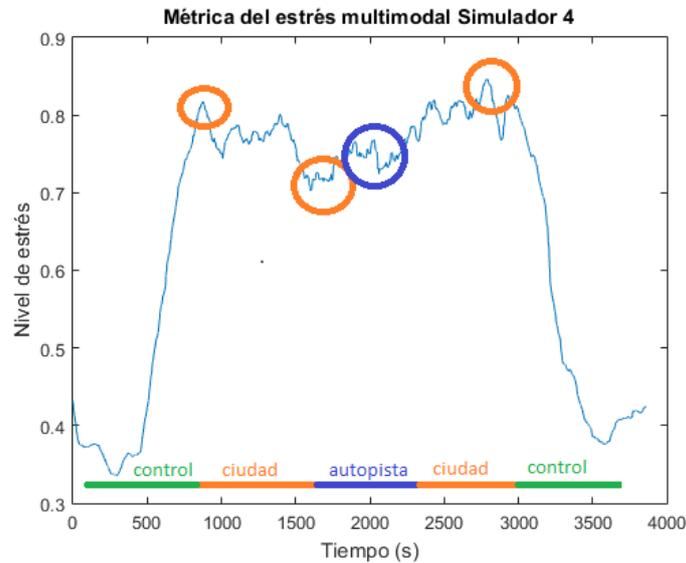


Figura 75 Métrica de estrés multimodal de la conducción 4 del simulador

Partiendo de un nivel de 0,4 se produce un incremento del estrés al iniciar la zona de conducción. Posteriormente, la señal desciende a otro pico marcado en azul y que se asocia a la simulación de autopista. El siguiente pico anaranjado corresponde a la otra zona de estrés por ciudad que también aumenta con respecto a la etapa anterior.

Finalmente, tras la realización de la simulación se logra descender incluso a niveles inferiores que en el comienzo.

En general, con la métrica de estrés obtenida se puede establecer que existe una diferencia entre los niveles de estrés de la etapa de relajación y conducción. Además, también se puede extraer que las zonas metropolitanas suponen un incremento del estrés frente a la conducción más tranquila de autopista permitiendo corroborar la clasificación de estrés determinada por Healey (Healey, 2005) en su estudio.

Sin embargo, se han podido detectar varias limitaciones. Todas las métricas obtenidas parten de un offset. No se puede determinar si previamente al desarrollo del experimento, los sujetos ya estaban influenciados por el estrés. Además, las situaciones experimentadas permiten afirmar que el nivel de estrés varía cuando el sujeto conduce por zonas metropolitanas (estrés alto) o zonas de carretera (estrés medio), pero no establecer que los incrementos producidos puedan afectar gravemente a la salud.

Por tanto, en vistas de un futuro proyecto se deberían fijar unos rangos a partir de los cuales los sujetos se encuentran en una situación demasiado estresante o incluso excesivamente relajante.

5. Conclusiones

Para la detección del estrés en conductores, las principales señales que reflejan dicha situación son el ECG, EMG y EDA. Es muy importante considerar la facilidad en la adquisición de éstas puesto que no deben interferir en el puesto de trabajo.

En la evaluación del comportamiento de las señales, existen una serie de parámetros que reflejan los mecanismos propios del organismo para la regulación y respuesta frente al estrés. Algunos de ellos son la tasa *LFHF*, la frecuencia cardiaca, percentiles y *RMS* del EMG y la media del EDA.

La obtención de una base de datos procedente de la simulación de conducción ha permitido validar que estos parámetros describen el comportamiento de las señales frente a situaciones de estrés. No obstante, se han comprobado las limitaciones del simulador para generar situaciones extremas de estrés con las que poder obtener diferencias claras entre el periodo de conducción por ciudad y autopista y, sobre todo su limitación para influenciar considerablemente el comportamiento del ECG.

Finalmente, la creación de una métrica de estrés ha permitido comprobar que los periodos de conducción suponen un incremento del estrés para el usuario. En un futuro, la generalización de esta métrica permitiría convertirla en un elemento importante para incorporar en el seguimiento diario de los trabajadores y avisar en caso de situaciones peligrosas.

6. Mejoras y trabajos futuros

La principal justificación para el comportamiento inesperado del ECG en algunas conducciones obtenidas con el simulador está asociada al propio simulador. El procedimiento considerado para el desarrollo de situaciones de estrés no resulta completamente eficaz y la visualización y conducción no son suficientes para generar situaciones con niveles altos de estrés.

Una de las características que presenta el simulador es la capacidad de la plataforma para desplazarse y con ello, simular el avance del vehículo. La preparación y activación de esta parte del simulador resultaría interesante para la correcta implementación de la respuesta frente a eventos en la conducción. Si al producirse algún impacto se incorporara el movimiento asociado al choque, la respuesta del organismo resultaría más realista. Además, esto se podría acompañar con sonido envolvente y la introducción de eventos con mayor aleatoriedad.

Finalmente, con respecto a la métrica sería conveniente que una vez adquirida la propia base de datos, se evaluará la percepción de estrés propia del sujeto mediante algún cuestionario sobre las sensaciones experimentadas. Así, se podría determinar los momentos exactos donde el sujeto ha percibido un mayor nivel de estrés y comprobar los valores de la métrica en dichos instantes. De esta forma, se podría definir el umbral que suponen experimentar una situación de estrés o, por el contrario, el umbral indicador de un nivel extremo de relajación.

Con todo esto, se podría obtener una base de datos fiel al comportamiento de los conductores y una métrica de estrés exacta que fuese capaz de seguir la situación del conductor en tiempo real. Dicha métrica podría utilizarse para mandar señales luminosas tanto al trabajador como a la empresa para avisarles y proporcionar facilidades para el control y gestión de esas situaciones y su nivel de estrés.

Anexos

Código de programación para la base de datos pública

ECG

```
clear all
%ECG

for suj=11:11 %Conducción
    file = sprintf('drive%0.2d.dat',suj); %elección de archivo
    [signal,fs,tm]=rdsamp(file,[1]);

    %%SEGMENTOS - SEGÚN EL PERIODO DE ANÁLISIS
    % % Control 1
    % signal = signal(1:900*fs);
    % twin=300;
    % nIter=3;
    %
    % %Control 2
    % fin = length(signal);
    % T = 900 * fs;
    % ini = fin - T;
    % signal = signal(ini:fin);
    % twin=300;
    % nIter=3;
    %
    % %Ciudad 1
    % T = 1000*fs;
    % S = 1600*fs;
    % signal = signal(T:S);
    % twin=300;
    % nIter=2;
    %
    % %Ciudad 2
    % T = 3000*fs;
    % S = 3600*fs;
    % signal = signal(T:S);
    % twin=300;
    % nIter=2;
    %
    % %Autopista 1
    % T = 1700*fs;
    % S = 2000*fs;
```

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

```
% signal = signal(T:S);
% twin=300;
% nIter=1;
%
% %Autopista 2
% T = 2600*fs;
% S = 2900*fs;
% signal = signal(T:S);
% twin=300;
% nIter=1;
%

%%
%Extracción de la onda R y creación del vector IBI
[qrs_amp_raw,qrs_i_raw,delay]=pan_tompkin(signal,fs,0);
stepRR = diff(qrs_i_raw)./fs;
B = cumsum(stepRR);
ibi = [B' stepRR']; %IBI de todo el segmento

fs1 = 4; %frecuencia de remuestreo
window = 300*fs1; %ventana para el analisis espectral
noverlap = 0; %solapamiento
nfft = 1024;

%Periodograma de IBI
VLF=[0.003 0.05];
LF=[0 0.05];
HF=[0.15 0.5];
AR_order=12;
HRV_welch =
freqDomainHRV(ibi,VLF,LF,HF,AR_order>window,noverlap,nfft,fs1,{'welch'},false);
LFHF(suj) = HRV_welch.welch.hrv.LFHF;

for i=1:nIter

%Ventana de análisis sin solapamiento
T = (1+(i-1)*(twin)*fs);
S = T+ceil(twin*fs)-1;
ventana = (T:S);

%Extracción de la onda R y creación del vector IBI
[qrs_amp_raw,qrs_i_raw,delay]=pan_tompkin(signal(ventana),fs,0);
stepRR = diff(qrs_i_raw)./fs;
B = cumsum(stepRR);
ibi = [B' stepRR'];
```

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

%Extracción de los parámetros considerados

```
output = timeDomainHRV(ibi,twin,50);  
HR(i,suj) = output.meanHR;  
SDNN(i,suj) = output.SDNN;  
NNx(i,suj) = output.NNx;  
pNNx(i,suj) = output.pNNx;  
RMSSD(i,suj) = output.RMSSD;
```

end

end

```
HR = mean(HR)';  
SDNN = mean(SDNN)';  
NNx = mean(NNx)';  
pNNx = mean(pNNx)';  
LFHF = LFHF';  
RMSSD = mean(RMSSD)';
```

EMG y EDA

clear all

%Periodo de descanso inicial EMG

for suj=5:16

```
file = sprintf('drive%0.2d.dat',suj); %elección de archivo  
[signal,fs,tm]=rdsamp(file,[2]);
```

%%SEGMENTOS - SEGÚN EL PERIODO DE ANÁLISIS

```
% % Control 1  
% signal = signal(1:900*fs);  
% twin=300;  
% nIter=3;  
%  
% %Control 2  
% fin = length(signal);  
% T = 900 * fs;  
% ini = fin - T;  
% signal = signal(ini:fin);  
% twin=300;  
% nIter=3;  
%  
% %Ciudad 1  
% T = 1000*fs;
```

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

```
% S = 1600*fs;
% signal = signal(T:S);
% twin=300;
% nIter=2;
%
% %Ciudad 2
% T = 3000*fs;
% S = 3600*fs;
% signal = signal(T:S);
% twin=300;
% nIter=2;
%
% %Autopista 1
% T = 1700*fs;
% S = 2000*fs;
% signal = signal(T:S);
% twin=300;
% nIter=1;
%
% %Autopista 2
% T = 2600*fs;
% S = 2900*fs;
% signal = signal(T:S);
% twin=300;
% nIter=1;
%

max_signal(suj) = max(signal);
%Diezmado de la señal
signal = downsample(signal,32);
fs = 15.5;
dim = 2;
nIter = 3;
twin = 300;

for i=1:nIter

    %Ventana de análisis sin solapamiento
    T = (1+(i-1)*(twin)*fs);
    S = T+ceil(twin*fs);
    ventana = (T:S);

    %Extracción de los parámetros considerados
    RMS(i,suj) = rms(signal(ventana));
    RMS_norm(i,suj) = RMS(i,suj)/max_signal(suj);
    percentil_75(i,suj) = prctile(signal(ventana), 75);
    percentil_90(i,suj) = prctile(signal(ventana), 90);
    media(i,suj) = mean(signal(ventana));
```

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

```
desv(i,suj) = std(signal(ventana));  
r = 0.2*desv(i,suj); % tolerancia es 0.2*desv  
saen(i,suj) = SampEn( dim, r, signal(ventana), 1);  
  
end  
end  
  
RMS = mean(RMS)';  
RMS_norm = mean(RMS_norm)';  
percentil_75 = mean(percentil_75)';  
percentil_90 = mean(percentil_90)';  
media = mean(media)';  
saen = mean(saen)';
```

Código de programación para la base de datos privada

Código general

```
clear all; close all; clc;  
  
j = 5; % número total de partes  
  
for cnt=1:j  
    %Lectura de las señales  
    file = sprintf('drive%0.2d_part%0.2d.mat',1,cnt);  
    load(file);  
  
    %Eliminación línea base ECG e interferencias en EMG  
    Prepare_signals;  
  
    %Cálculo de parámetros  
    ECG_simulator_1;  
  
    EMG_simulator_1;  
  
    EDA_simulator_1;  
end  
  
%Cálculo de parámetros  
%ECG
```

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

```
HR = mean(HR);  
SDNN = mean(SDNN);  
NNx = mean(NNx);  
pNNx = mean(pNNx);
```

%EMG

```
RMS = mean(RMS);  
RMS_norm = mean(RMS_norm);  
percentil_75 = mean(percentil_75);  
percentil_90 = mean(percentil_90);  
media = mean(media);  
saen = mean(saen);
```

%EDA

```
RMS_eda = mean(RMS_eda);  
RMS_norm_eda = mean(RMS_norm_eda);  
percentil_75_eda = mean(percentil_75_eda);  
percentil_90_eda = mean(percentil_90_eda);  
media_eda = mean(media_eda);  
saen_eda = mean(saen_eda);
```

Prepare_signals

```
ecg = ecg';  
emg = emg';  
tm = time;  
fs = mean(1./ (tm(2:end)-tm(1:end-1)) );
```

%ECG

```
line = median(ecg);  
ecg = ecg - line;
```

%Eliminar offset

```
emg = detrend(emg);
```

%Eliminar ECG del EMG

```
h = estimateh(emg,ecg,fs);  
[ eout ec] = ecgcorr(emg,ecg,h,fs);  
% subplot(2,1,1);plot(ecg); subplot(2,1,2);plot(eout);
```

%Rectificar la señal

```
emg_signal = abs(eout);
```

ECG_Simulator_1

%ECG_SIMULATOR_1

```
signal = ecg;
```

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

```

tm = time;
fs = mean(1./(tm(2:end)-tm(1:end-1)));

% fs = 1000;
twin = 300;
nlter=3; %sin solapamiento
% nlter=5; %con solapamiento

[qrs_amp_raw,qrs_i_raw,delay]=pan_tompkin(signal,fs,0);
stepRR = diff(qrs_i_raw)./fs;
B = cumsum(stepRR);help
ibi = [B' stepRR']; %IBI de todo el segmento

fs1 = 4; %frecuencia de remuestreo
window = 250*fs1; %ventana para el analisis espectral
noverlap = 0; %solapamiento
nfft = 1024;

VLF=[0.003 0.05];
LF=[0 0.05];
HF=[0.15 0.5];
AR_order=12;
HRV_welch = freqDomainHRV(ibi,VLF,LF,HF,AR_order>window,noverlap,nfft,fs1,{'welch'},false);
LFHF(cnt) = HRV_welch.welch.hrv.LFHF;

for i=1:nlter

    T = (1+ceil((i-1)*twin*fs)); %sin solapamiento
    % T = ceil((1+(i-1)*(twin/2)*fs)); %con solapamiento
    S = ceil(T+twin*fs);
    if S>length(signal)
        S = length(signal);
    end
    ventana = (T:S);

    [qrs_amp_raw,qrs_i_raw,delay]=pan_tompkin(signal(ventana),fs,0);
    stepRR = diff(qrs_i_raw)./fs;
    B = cumsum(stepRR);
    ibi = [B' stepRR'];

    output = timeDomainHRV(ibi,twin,50);
    HR(i,cnt) = output.meanHR;
    SDNN(i,cnt) = output.SDNN;
    NNx(i,cnt) = output.NNx;
    pNNx(i,cnt) = output.pNNx;

```

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

end

EMG_Simulator_1 y EDA_Simulator_1

```
fs = mean(1./(tm(2:end)-tm(1:end-1)));
twin = 300;
dim = 2;
max_signal = max(signal);

nlter = 3; %sin solapamiento
% nlter = 5; %con solapamiento

for i=1:nlter

    T = (1+ceil((i-1)*twin*fs)); %sin solapamiento
    % T = (1+(i-1)*((twin/2)*fs)) %con solapamiento
    S = T+ceil(twin*fs);
    if S>length(signal)
        S = length(signal);
    end
    ventana = (T:S);

    signal_round=signal(round(ventana));

    RMS(i,cnt) = rms(signal_round);
    RMS_norm(i,cnt) = RMS(i,cnt)/1.2917;
    percentil_75(i,cnt) = prctile(signal_round, 75);
    percentil_90(i,cnt) = prctile(signal_round, 90);
    media(i,cnt) = mean(signal_round);
    desv(i,cnt) = std(signal_round);
    r = 0.2*desv(i);
    saen(i,cnt) = SampEn( dim, r, signal_round, 1);

end
```

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

Bibliografía

A.L. Hof A simple method to remove ECG artifacts from trunk muscle EMG signals [Publicación periódica]. - [s.l.] : Journal of Electromyography and Kinesiology, 2009. - e554–e555 : Vol. 19.

Aaron Williamon Lisa Aufegger, David Wasley, David Looney and Danilo P. Mandic Complexity of physiological responses decreases in high-stress musical [Publicación periódica] // Journal of the Royal Society Interface. - 2013. - 10.

Akrani Gaurav Kalyan City Life [En línea]. - 27 de 3 de 2011. - 15 de 05 de 2016. - <http://kalyan-city.blogspot.com.es/2011/03/what-is-stress-meaning-definition-and.html>.

Apoorvagiri Mandya Sannegowda Nagananda Quantization of mental stress using various physiological [En línea]. - 01 de 05 de 2015. - 28 de 06 de 2016. - <https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1504/1504.03343.pdf>.

biosignals DiY bitalino [En línea]. - 2013. - 19 de 06 de 2016. - http://bitalino.com/downloads/bitalino_manual/manual.html.

BITalino BITalino [En línea]. - 2016. - 28 de 05 de 2016. - <http://www.bitalino.com/>.

bitalino Bluetooth (BT) Block Data Sheet [En línea]. - 2015. - 19 de 06 de 2016. - http://bitalino.com/datasheets/BT_Block_Datasheet.pdf.

bitalino Electrocardiography (ECG) Sensor Data Sheet [En línea]. - 2015. - 19 de 06 de 2016. - http://bitalino.com/datasheets/ECG_Sensor_Datasheet.pdf.

bitalino Electrodermal Activity (EDA) Sensor Data Sheet [En línea]. - 2015. - 19 de 06 de 2016. - http://bitalino.com/datasheets/EDA_Sensor_Datasheet.pdf.

bitalino Electromyography (EMG) Sensor Data Sheet [En línea]. - 2015. - 19 de 06 de 2016. - http://bitalino.com/datasheets/EMG_Sensor_Datasheet.pdf.

bitalino Microcontroller Unit (MCU) Block Data Sheet [En línea]. - 2015. - 19 de 06 de 2016. - http://bitalino.com/datasheets/MCU_Block_Datasheet.pdf.

BITalino opensignals (r)evolution [En línea]. - 28 de 04 de 2015. - 19 de 06 de 2016. - [http://www.bitalino.com/downloads/int-releases/OpenSignals_\(r\)evolution_Manual.pdf](http://www.bitalino.com/downloads/int-releases/OpenSignals_(r)evolution_Manual.pdf).

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

bitalino Power Management (PWR) Block Data Sheet [En línea]. - 2015. - 19 de 06 de 2016. - http://bitalino.com/datasheets/PWR_Block_Datasheet.pdf.

Camm Marek Malik, Thomas Bigger, Günter Breithardt, Sergio Cerutti et. al. Heart rate variability; Standards of measurement, physiological interpretation, and [Publicación periódica]. - [s.l.] : European Heart Journal, 1996. - 354–381 : Vol. 17.

Goldberger AL Amaral LAN, Glass L, Hausdorff JM, Ivanov PCh, Mark RG, Mietus JE, Moody GB, Peng CK, Stanley HE PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals [Publicación periódica] // Circulation. - 2000. - Vol. 101(23). - págs. e215-e220 .

Healey Rosalind W. Picard Detecting Stress During Real-World Driving Tasks [Publicación periódica] // IEEE TRANSACTIONS ON INTELLIGENT TRANSPORTATION SYSTEMS. - 2005. - 2 : Vol. 6. - págs. 156 - 166.

IEEE IEEE Standard on Transitions, Pulses, and Related Waveforms [En línea]. - 2003. - 26 de 06 de 2016. - <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=1245784&isnumber=27917>.

IRA FOX FISIOLÓGIA HUMANA SISTEMA CARDIOVASCULAR: LAS DERIVACIONES DEL ELECTROCARDIOGRAMA [En línea]. - 25 de 02 de 2013. - 24 de 06 de 2016. - <http://fisiologiahumanajuan.blogspot.com.es/2013/02/sistema-cardiovascular-las-derivaciones.html>.

J. Algaba del Castillo B. de la Cruz Torresb, J. Naranjo Orellanab, R. A. Centeno Pradab y J. de D. Beas Jiménezb Análisis del equilibrio estático en sujetos sanos mediante el cálculo de la entropía muestral [Publicación periódica]. - [s.l.] : Revista Andaluza de Medicina del Deporte, 2008. - 98-101 : Vol. 1(3).

Kennard Jerry Health Central: Anxiety [En línea]. - 13 de 02 de 2012. - 15 de 05 de 2016. - <http://www.healthcentral.com/anxiety/c/4182/150277/driver-stress/>.

Kompier Professor M.A. J. Bus drivers: Occupational stress and stress prevention [En línea]. - 28 de 05 de 1996. - 21 de 05 de 2016.

Lee Kijoon Mathworks [En línea]. - 21 de 03 de 2012. - 01 de 07 de 2016. - <https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/35784-sample-entropy>.

M. Fechir T. Schlereth, T. Purat, S. Kritzmann, C. Geber, T. Eberle, M. Gamer and F. Birklein Patterns of Sympathetic Responses Induced by Different Stress Tasks [Publicación periódica] // The Open Neurology Journal. - 2008. - Vol. 2. - págs. 25-31.

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

MathWorks The MATLAB [En línea]. - 2016. - 19 de 06 de 2016. -
<http://es.mathworks.com/products/matlab/>.

Peuscher Jan Galvanic skin response [En línea]. - 11 de 2012. - 2016 de 05 de 18. -
file:///C:/Users/ven/Downloads/TMSi%20-%20Galvanic%20Skin%20Response_v3.0.pdf.

PhysioNet [En línea]. - 2016. - 24 de 05 de 2016. - <https://www.physionet.org/>.

PhysioNet Stress Recognition in Automobile Drivers [En línea]. - 15 de 06 de 2016. -
<https://physionet.org/physiobank/database/drivedb/>.

PhysioNet WFDB Toolbox For Matlab and Octave [En línea]. - 30 de 10 de 2015. - 25 de 05 de 2016. - <https://physionet.org/physiotools/matlab/wfdb-app-matlab/>.

Portillo Márquez Manuel ELECTROCARDIOGRAFÍA: Técnica de interpretación básica [En línea]. - 2009. - 20 de 05 de 2016. - http://www.spapex.es/pdf/taller_ekg.pdf.

Ramshur John HRVAS [En línea]. - 13 de 06 de 2016. - 02 de 07 de 2016. -
<https://github.com/jramshur/HRVAS>.

Rash Gregory S. Electromyography Fundamentals [En línea]. - 2016. - 2016 de 05 de 18. -
<http://myweb.wvu.edu/~chalmers/EMGfundamentals.pdf>.

Romero Villafranca R. y Zúñica Ramajo L. Métodos estadísticos para Ingenieros [Libro]. - Valencia : Universitat Politècnica de València, 2013.

Sánchez Pérez Carlos Navarro, Nereida Iglesias Villar Otros factores de riesgo: el estrés [En línea]. - 24 de 10 de 2014. - 21 de 05 de 2016. -
http://www.dgt.es/PEVI/documentos/catalogo_recursos/didacticos/did_adultas/estres.pdf.

Sanjib Patra Shirley Telles Heart Rate Variability During Sleep Following the Practice [Publicación periódica] // Appl Psychophysiol Biofeedback. - 2010. - Vol. 35. - págs. 135-140.

Sedghamiz Hooman MathWorks [En línea]. - 11 de 03 de 2014. - 20 de 06 de 2016. -
https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/45840-complete-pan-tompkins-implementation-ecg-qrs-detector/content/pan_tompkin.m.

Silva I, Moody, G. An Open-source Toolbox for Analysing and Processing PhysioNet Databases in MATLAB and Octave [Publicación periódica] // Journal of Open Research Software. - 2014. - Vol. 2(1). - pág. e27.

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

Smith Lyle H. Miller y Alma Dell American Psychological Association [En línea]. - 2016. - 15 de 05 de 2016. - <http://www.apa.org/centrodeapoyo/tipos.aspx>.

Thies Matthew Galvanic Skin Response as a Control Signal [En línea]. - 03 de 11 de 2010. - 21 de 05 de 2016. - <https://plusminus5.wordpress.com/2010/11/03/gsr-as-control-signal/>.

Vindel Dr. Antonio Cano Sociedad Española para el Estudio de la Ansiedad y el Estrés [En línea]. - 2013. - 15 de 05 de 2016. -

http://pendientedemigracion.ucm.es/info/seas/estres_lab/el_estres.htm.

vPredict+ Método HRV [En línea]. - 2016. - http://vpredict.org/formacion/?page_id=157.

II. Estudio económico

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

1. Presupuesto

En este apartado del documento de presupuesto, se especifican y cuantifican los elementos que conforman cada uno de los presupuestos parciales del proyecto. Se ha separado en dos partes: el presupuesto parcial nº 1, con los costes de los recursos materiales y el presupuesto parcial nº 2, con los costes del personal necesario.

1.1 Presupuesto parcial nº 1. Recursos materiales

El hardware empleado para el experimento ha sido proporcionado por el IDF aunque será considerado como inversión en el proyecto. En el caso del simulador como se trata de un elemento procedente de un proyecto anterior no se considerará para el presupuesto, pero se tendrá en cuenta el periodo amortizado.

Con esto, el cuadro de precios parciales de los recursos materiales se muestra en la Tabla 14.

Tabla 14. Cuadro de precios parciales de los recursos materiales empleados en el proyecto

Recursos materiales					
Concepto	Cantidad	Precio	Periodo de amortización (años)	Intervalo amortizado (meses)	Total
Bitalino	2	298,00 €	-	-	298,00 €
Electrodos	1 (bolsa)	12,50 €	-	-	12,5 €
Simulador	1	10.000,00 €	15	1	55,55 €
Licencia Office 365 Personal	1	69,00 €	1	6	34,5 €
Licencia Matlab 2015a® Estudiante	1	105,00 €	1	6	52,5 €
Cable Sherlock Molex (3 pines) 100 cm	3	7,50 €	-	-	22,50 €
Ordenador Asus	1	499,00 €	5	6	41,58 €
TOTAL					517,13 €

“ANÁLISIS DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA LA DETECCIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS/RELAJACIÓN DE CONDUCTORES”

1.2 Presupuesto parcial nº 2. Recursos humanos

Debido a las características del proyecto, la mayor parte del presupuesto corresponde a la mano de obra realizada por el ingeniero. Su labor se ha basado en la investigación de las señales, parámetros y documentos relacionados con situaciones de estrés y en la implementación de esos resultados sobre una plataforma.

Por otro lado, también se debe considerar el tiempo dedicado en el diseño y desarrollo del experimento para la obtención de señales con el simulador para su posterior procesamiento.

El equipo humano se reduce a la persona que firma el proyecto junto con el tutor, necesario para el uso del simulador. Se computarán las horas aproximadas dedicadas al proyecto por parte del equipo.

Con esto, el cuadro de precios parciales de los recursos humanos se muestra en la Tabla 15.

Tabla 15 Cuadro de precios parciales de los recursos humanos empleados en el proyecto

Recursos humanos			
Concepto	Cantidad	Precio unitario	Total
Ingeniero	300	45,00 €/h	13.500,00 €
Cotutor	50	45,00 €/h	2.250,00 €
Búsqueda bibliográfica	30	30,00 €/h	1.050,00 €
		TOTAL	16.800,00 €

1.3 Presupuesto total

Tabla 16 Presupuesto total del proyecto

Concepto	Cantidad	Precio	Total
Recursos humanos	1	16.800,00 €	16.800,00 €
Recursos materiales	1	517,13 €	517,13 €
Total Presupuesto de Ejecución Material			17.317,13 €
Gastos Generales (13%)			2.251,23 €
Beneficio Industrial (6%)			1.039,03 €
Total Presupuesto Parcial			20.607,39 €
I.V.A. (21%)			4.327,55 €
TOTAL PRESUPUESTO			24.934,94 €

El coste total de la realización del proyecto asciende a 24.934,94 €.