**ÍNDICE**

**Práctica 0 …………………………………………………………………………………………….** [**2**](#_PRÁCTICA_0)

**Práctica 1 ……………………………………………………………………………………………** [**4**](#_PRÁCTICA_1)

**Práctica 2 ……………………………………………………………………………………………** [**9**](#_PRÁCTICA_2)

**Practica 3 …………………………………………………………………………………………..** [**27**](#_PRÁCTICA_3:)

# PRÁCTICA 0

**INTRODUCCIÓN**

El segmento ST se asocia con la fase inicial de repolarización de los ventrículos y se analiza este segmento para monitorear el estado del miocardio [1].

Existen 12 derivaciones estándar con las cuales se obtiene una resolución adecuada para el diagnóstico de enfermedades cardiacas. La derivación CM5 es una derivación no estándar bipolar, en la cual se coloca el electrodo negativo en el manubrio del esternón, el electrodo positivo es colocado en el quinto intercostal debajo de la axila (V5) y la tierra se coloca en la pierna izquierda.

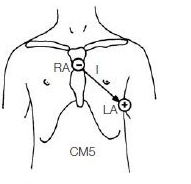


Figura 1. Colocación de los electrodos en el cuerpo humano para obtener la derivación CM5.

La derivación CM5 al ser comparada con las 12 derivaciones estándar resultó ser la más sensible a cambios en el segmento ST en mediciones a sujetos realizando ejercicio [2].

**METODOLOGÍA.**

En el laboratorio de ingeniería biomédica (LIB) se hizo uso de la instrumentación biopac para la obtención de distintas señales bioeléctricas, para ello se requirió de los siguientes equipos:

* Ordenador con software Acqknowledge para la visualización de los distintos canales del equipo Biopac.
* Módulo ECG100C y 3 electrodos para adquirir la señal eléctrica del corazón en una derivación bipolar, en nuestro caso, la maniobra requiere de trabajo físico por lo que se propuso la derivación CM5 que en la literatura mencionamos que era mejor.
* Módulo EMG100C y 3 electrodos para adquirir la señal eléctrica muscular del gemelo izquierdo interno en una derivación bipolar.
* Módulo RSP100C y banda con transductor de desplazamiento para adquirir la amplitud ventilatoria pectoral.
* Módulo OXY100C con su respectivo sensor para medir porcentaje de oxigenación y la señal de pulso.
* Camilla

Al tener el equipo se conectó al sujeto de prueba, después se ajustó en el ordenador que el despliegue de los canales de las señales bioeléctricas estuviera en las escalas más adecuadas variando la sensibilidad, se ajustó una frecuencia de muestreo de 1kHz y además se ajustó la línea base a cero.



Figura 2. Ejemplo de las conexiones que se realizaron al paciente desde el Biopac para medir las señales fisiológicas de ECG, EMG, onda de pulso.

Se desactivaron los filtros de cada módulo para obtener las señales bioeléctricas crudas, además se ajustó la ganancia de cada módulo.

Solamente se activó un filtro, el cual eliminaba el componente DC, debido a que por más que se ajustara la ganancia, la señal se saturaba, por lo cual no se podía trabajar con ella.

Teniendo la instrumentación lista se procedió a realizar la primera maniobra:

1. Reposo en acostado camilla, 30 s

2. Transición a pie, 1 s

3. Adaptación, 15 s

4. Ejercicio pantorrilla + manos, 30 s

5. Reposo acostado en camilla, 30 s

6. Recuperación 5 minutos y repetir 6 veces

En cada recuperación se paró la adquisición y se guardó como un archivo TXT, después se reinició la adquisición.

Después se realizó la segunda maniobra:

1. Reposo sentado en camilla, 30 s

2. Lectura, 30 s

3. Reposo, sentado en camilla,30 s

4. Recuperación, 2 minutos

5. Repetir 5 veces

En cada recuperación se paró la adquisición y se guardo como un archivo TXT, despues se reinicio la adquisición.

En la adquisición que se realizó para la actividad física, las 6 repeticiones se guardaron en un mismo archivo. Cabe resaltar que las primeras 3 mediciones, podrían tener algunos datos erróneos en lo que respecta a la onda de pulso, debido a que se estaba realizando la apertura y cierre de puño con ambas manos, siendo que solo se debía mover la que no tenía el sensor.

Las señales que se obtuvieron en el registro fueron el ECG enfocada en la derivación CM5, EMG en el gemelo interior izquierdo, la onda de pulso en la mano derecha y la señal de respirograma.

**NOTAS:**

En la primera maniobra se realizó un solo registro de las 6 repeticiones de la maniobra y faltó adquirir la señal de oxigenación del oxímetro.

**BIBLIOGRAFÍA.**

1. Castellanos, P., Godinez, R., Jiménez, J., & Medina, V. (1997). Electrofisiología humana: un enfoque para ingenieros. *México: UAM*.

2. Quyyumi, A. A., Crake, T., Mockus, L. J., Wright, C. A., Rickards, A. F., & Fox, K. M. (1986). Value of the bipolar lead CM5 in electrocardiography. *Heart*, *56*(4), 372-376.

# PRÁCTICA 1

**Actividad 1**

En la actividad 1, lo primero que se realizó fue ver el video del siguiente enlace: <https://youtu.be/uUuTYDg9XoI>, en el cual, se explica en qué consisten git y github.

Posteriormente, se instaló Gitkraken en la computadora de cada integrante del equipo al igual que cada uno se creó una cuenta en Github y Gitkraken, para después enlazarlos.

Ya con la aplicación, se clonó el repositorio del curso, el cual se encontraba en una carpeta del siguiente link: <https://github.com/delozath/MCIB-19-P.git>

Ahí se encontraban las tareas a realizar y se crearon carpetas donde se guardarán los trabajos que se vayan realizando durante las clases.

**Actividad 2- Preguntas de la actividad “Introducción a Python:**

Del documento “Estructuras de control pythonics”

**-¿Qué ocurrió con el registro de Hipatia?** **R=** El for no recorrió hasta ese elemento por lo cual no se imprimió. Ya que al imprimirse las variables Y y X conjuntamente deben de tener el mismo número de elementos.

Del documento “Numpy”

-**¿Qué hace el método *reshape*? R=** Da una nueva forma a la matriz sin cambiar sus elementos.

También, se realizaron los ejercicios en los cuales se requería de programación y que se encontraban en la carpeta de introducción: Introducción a python, en los cuales no se permitían ciclos y que ya se encuentran en nuestro repositorio en github.

**-Del código para llenar la matriz, ¿Cuáles sentencias le pertenecen al primer “for”, y cuáles al segundo? R=** El primer for reinicia la lista tmp, el segundo for llena la lista tmp y después la concatena en la lista x, entonces x al final se convierte en una lista de listas de elementos. Este proceso de llenado es muy útil cuando se quiere concatenar arreglos de distintos tamaños, teniendo así una lista de listas de distintos tamaños cada una.

**Actividad 3**

La actividad 3, constaba de, primero, de desplegar un segmento de las señales fisiológicas adquiridas en la práctica 0, por lo cual, de crearon dos variables de tipo string, donde una era en enlace a seguir para llegar a la carpeta con el archivo deseado y la otra era el archivo deseado, que en unión con la función loadtxt, de la biblioteca numpy, realizaban la tarea de leer el archivo que contenía los datos de la señal.

En la columna 1, la cual por posición en python es 0, se encontraba el vector de tiempo, mientras que en la columna 2,3,4,5,6, que en python es en posición 1,2,3,4,5 se encuentra en cada vector la información de las diferentes señales.

Lo que se hizo fue tomar una una parte de la señal, del segundo 30 al segundo 45, por lo cual, se pusieron dos condiciones, en las cuales una expresaba que en el vector de las columnas hubiera valores mayores a 30 y menores a 45, dándonos vectores lógicos de True y False, que multiplicándose, nos darían un vector de false and true, siendo true en el intervalo donde ambas condiciones fueran true, en este caso, entre 30 y 45.

Ya con ese intervalo, se graficaron las señales y los resultados obtenidos fueron los siguientes:

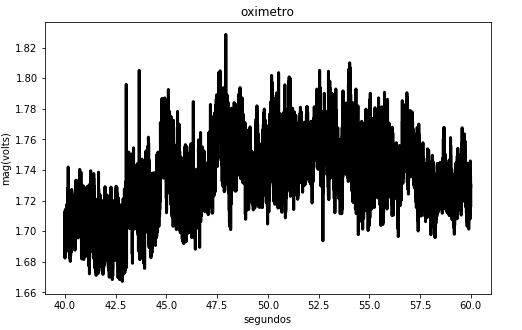


Figura 1. Señal fisiológica adquirida con un oxímetro (saturación) a una frecuencia de muestreo de 1000Hz entre los 40 y 60 segundos.

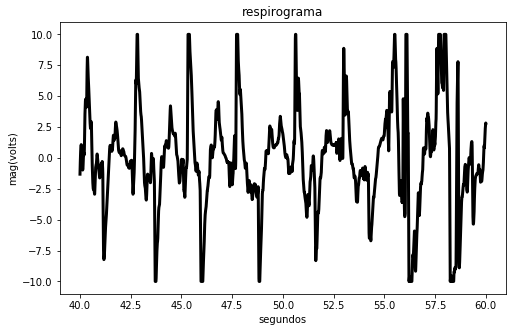


Figura 2. Señal fisiológica adquirida con un respirograma a una frecuencia de muestreo de 1000Hz entre los 40 y 60 segundos.

Figura 3. Señal fisiológica adquirida con un módulo de ECG de Biopac así como con electrodos a una frecuencia de muestreo de 1000Hz entre los 40 y 60 segundos.

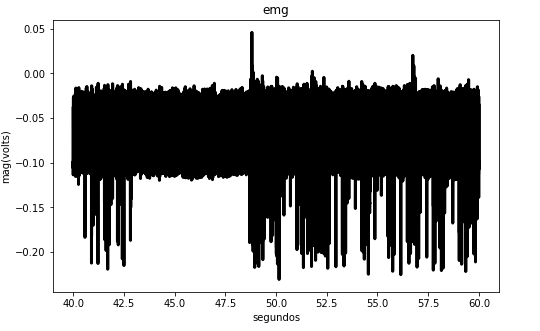


Figura 4.. Señal fisiológica adquirida con un módulo de EMG de Biopac así como con electrodos a una frecuencia de muestreo de 1000Hz entre los 40 y 60 segundos.

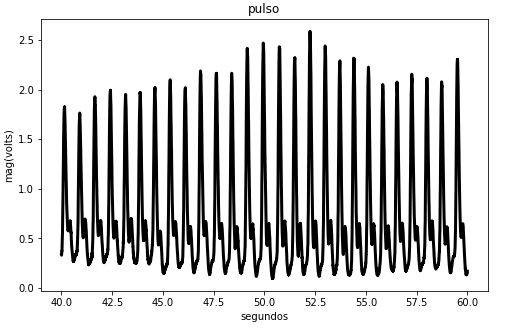


Figura 5. Señal fisiológica adquirida con un sensor conectado al Biopac a una frecuencia de muestreo de 1000Hz entre los 40 y 60 segundos.

Como segundo ejercicio, se realizó una onda cuadrada sin utilizar ciclos for, a una frecuencia de muestreo de 300Hz y una frecuencia fundamental de 5Hz

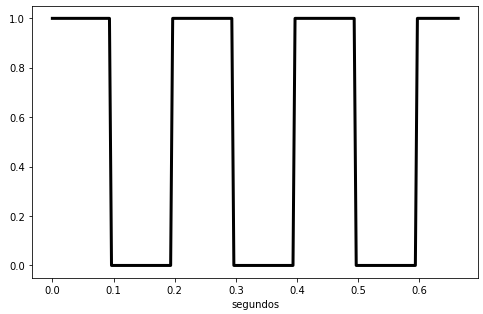


Figura 6. Onda cuadrada con una frecuencia fundamental de 5 Hz

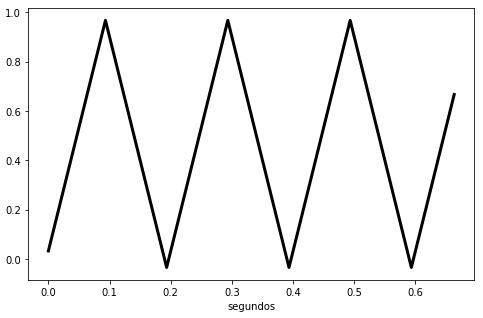


Figura 7. Onda triangular a una frecuencia fundamental de 5Hz

Como se observa en la figura 6, cada rectángulo tanto de subida y bajada tienen una duración de 0.2 segundos, y debido a que la frecuencia es el inverso del tiempo, tenemos entonces que

f= 1/t = 1/(⅕) = 5Hz, por lo cual podemos afirmar que la frecuencia fundamental de cada onda de la señal es de 5Hz.

¿Cómo se logra esto?

Primero, para no generar un nuevo vector, se tomó el que ya se tenía de tiempo, se le sacó el tamaño y multiplicó por la frecuencia de muestreo con la que se trabajó en el biopac, en este caso 1000 Hz. Eso nos arrojó el tiempo total de duración de la señal.

Como ahora queremos que la frecuencia de muestreo sea de 300 Hz, se multiplicará por ese número al tiempo total, y así, se obtendrá la cantidad total de muestras que tendrá la señal. Después, con la función de Arange, creamos un vector que vaya desde 1 hasta el número total de muestras, ¿Para qué?, ya que posteriormente sabemos que al ser 300Hz la frecuencia de muestreo y 5Hz la fundamental, al realizar la división obtenemos 60, pero como se está digitalizando, debemos trabajar con 30Hz, entonces al vector de muestras llamado “ix”, lo dividimos entre 30 y utilizamos la función floor para redondearlo al mismo dígito sin decimales.

Posteriormente, creamos un vector llamado “square” y lo haremos del tamaño del número de muestras, llenándolo de ceros para que no afecte. Y aquí fue el paso principal. Como dividimos el vector de muestras entre 30 y lo redondeamos al entero sin decimal, tendremos un vector que las primeras 30 muestras tengan el valor de 1, las siguientes 30 muestras el de 2 y así sucesivamente, y con la función módulo, si el módulo del valor en cada posición del vector “ix” con 2 era 0, se le asignaba 1, si era diferente de 0, se le asignaba -1, generando así la función cuadrática con parte positiva y parte negativa, muestreada a 300Hz y con frecuencia fundamental de 5Hz

**08/Octubre/2019**

# PRÁCTICA 2

**Actividad I**

1. Desarrollar una función que calcule la FFT aplicando por lo menos tres ventanas de tal forma que se pueda evaluar cuál ventana permite visualizar de mejor manera al espectro

2. Desarrollar una función que estime el PSD con el algoritmo de Welch, siendo sus entradas: señal, longitud de las épocas, y porcentaje de traslape

3. Desarrollar una función que permita evaluar la respuesta en frecuencia de un filtro

4. Implementar una función que evalúe un filtro de media móvil, para épocas de N muestras con p porcentaje de traslape

5. Implementar una función que elimine la tendencia lineal móvil, asumiendo un 50 % de traslape de épocas de N muestras, y utilizando el método de la pseudo-inversa.

**Actividad 1.1**

Para la actividad 1.1, se creó una función en python, en la cual, los parámetros que recibe son la señal que se quiere analizar y la frecuencia de muestreo.

Dentro de la función, se declararon 5 ventanas con las cuales se pueden trabajar, las que seleccionamos fueron Ventana Boxcar, Ventana Bartlett, Ventana Hamming, Ventana Hanning, Ventana blackman.

Una vez declarada cada ventana, se seleccionaron 3 para multiplicar a la señal por cada una. El criterio para seleccionar la ventana fue con base en analizar su fft para observar cual tenía el mejor comportamiento. Las seleccionadas fueron las ventanas: Bartlett, Blackman y Hamming.

Se aplicó cada ventana a una señal conformada por la suma de dos señales cosenoidales, una con una frecuencia fundamental de 12 Hz y otra con frecuencia fundamental de 17.5 Hz, con una frecuencia de muestreo de 320 Hz. El resultado de aplicarle las ventanas se muestra en la siguiente figura.

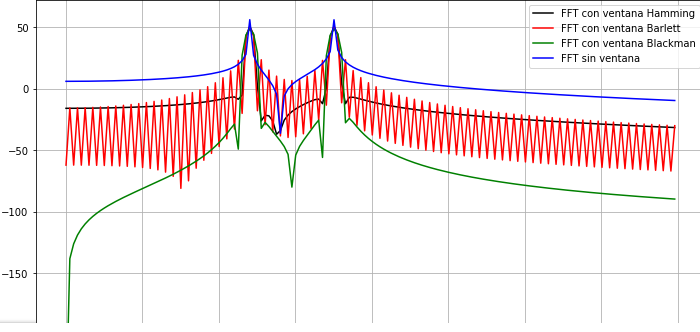


Figura 8. Espectro de una señal conformada por la suma de dos cosenoidales, de frecuencias fundamentales 12 y 17.5 Hz, a la cual se le aplicaron 3 ventanas: Bartlett, HAmming y Blackman.

**Actividad 1.2**

Para el siguiente punto, actividad 1.2, se desarrolló una función que estime la PSD mediante el periodograma, este lo que hace es segmentar la señal, en cada segmento calcular la FFT y promediar cada una de las FFT, el promedio es la PSD estimada. Sin embargo, se encontró que este estimador del PSD estaba sesgado en la media y en la varianza, se encontró que si se traslapan las ventanas en un 50 % se reduce de mayor forma el sesgo de la varianza en un 50 % (esto por que hay más elementos en el promedio) si el traslape es mayor o menor a 50% la reducción del sesgo es menor, después se encontró que se reducía el sesgo si se estimaba la función de autocorrelación de la señal segmentada antes de calcular la FFT.

Nosotros implementamos la PSD con ciclos for inicialmente, esta función nos permitia tener traslapaes en las ventanas, sin embargo no vimos mayor diferencia con el traslape por lo que preferimos hacer una implementación sin for mas sencilla. En esta implementación realizamos un reshape del vector para llevarla a una matriz cuyas filas sean el número de ventanas dadas por el usuario, si faltan datos para que se complete la matriz se rellena con ceros, ya que los ceros ayudan a mejorar el estimador, después multiplicamos la matriz por una matriz de ventanas chebyshev (vimos un buen comportamiento), luego obtenemos la fft en el eje 1 y obtenemos su magnitud y hacemos un promedio de ensamble, por último nos quedamos con la mitad de la señal y esa será nuestra PSD estimada. Comparamos con señales sintéticas nuestra PSD con la PSD de pyplot estimada con un traslape del 50 % y fueron idénticas.

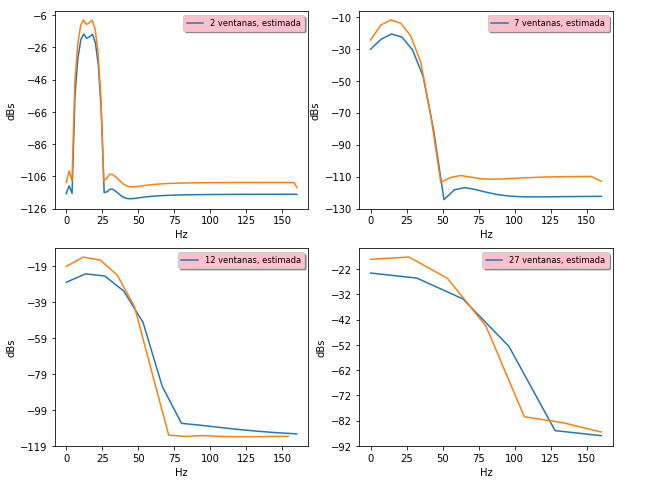


Figura 9. PSD estimado con nuestra función (azul) sin traslape y PSD estimado con pyplot con traslape de 50%.

**Actividad 1.3**

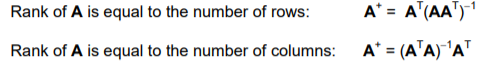
En la actividad 1.3, se tenía que crear una función que evaluara la respuesta en frecuencia de un filtro. Para ello, se utilizaron las bases aprendidas en Filtrado Analógico y Digital. Cuando se diseña un filtro, se obtiene una función de transferencia, expresada como una división de la salida entre la entrada en el dominio de la frecuencia,la cual por lo regular tiene tanto polos como ceros, estando en el denominador y numerador respectivamente. Por lo cual, la función diseñada recibirá los coeficientes del numerador y del denominador, así como la frecuencia de muestreo.

**Actividad 1.4**

Para el punto 1.4, Se diseñó una función un filtro de media móvil para épocas de N muestras con p porcentaje de traslape. Esta contiene un ciclo for que incrementa el índice de la señal a filtrar hasta que un if se desborda, este if se desborda cuando el módulo entre la longitud de ventana y el índice es igual a cero, hasta entonces se promedian las muestras pasadas y se le resta el promedio, para el siguiente ciclo se iniciará en la proporción de la ventana que el usuario indique. Este filtro suaviza la señal, entre mayor sea la longitud de ventana a segmentar mayor será el suavizado.

**Actividad 1.5**

En este ejercicio se pedía quitar la tendencia lineal de una señal segmentada, para esto es necesario ajustar una recta por cada segmento y restarla a la señal segmentada. Para ajustar una recta se puede plantear como un sistema de ecuaciones en el que se quiere encontrar dos incógnitas (x1 y x2) donde serían la pendiente y la ordenada, y nuestro sistema sería Ax=b, para resolver el sistema se puede obtener la inversa de la matriz A y multiplicarla por b, sin embargo solo las matrices cuadradas tienen inversa, en el caso de las matrices rectangulares se le conoce como la pseudo inversa, la cual se puede obtener de manera sencilla si la matriz es de rango completo de la siguiente manera:



Si la matriz no es rango completo entonces está no tendrá solución, la pseudo inversa estimada por descomposición por valores singulares (SVD por sus siglas en inglés) nos dará la solución más cercana aunque nuestra matriz no sea de rango completo.

Sabemos que la ecuación de la recta se expresa como mx + b = y

Cuando es una medición, en este caso, de una señal fisiológica, tendremos un conjunto de estas ecuaciones, expresándose como:

mx1 + b1 = y1, mx2 +b2 = y2, mx3 + b3 = y3…. y así sucesivamente, por lo cual, como matrices se puede expresar como:

[x1 1 [y1

x2 1 [m = y2

x3 1] b] y3]

Teniendo entonces:

A x = b

donde x serían los parámetros que nos interesan, por lo cual, para despejar X aplicamos

A\*(A^-1)\*x = b\*(A^-1)

Entonces

x = b\*(A^-1)

donde A es la la pseudoinversa.

Para estimarla la pseudo inversa con SVD se obtuvo primero de la matriz A las vectores y valores singulares, a los valores singulares que no eran cero se les sacó el recíproco, después se calculó A+ (pseudoinversa) multiplicando los vectores singulares por los valores singulares modificados.

Finalmente se multiplicó A+ por b para obtener la solución del sistema (x1 y x2) los cuales son la pendiente y la ordenada de nuestra recta que más se le acerca a la solución.

La pseudo inversa la obtenemos con nuestra función llamada pseudo\_inv, el ajuste de la recta lo hacemos con nuestra función inv\_fitting y quitamos la tendencia con la función llamada detrend, la cual integra las dos funciones anteriores.

**ACTIVIDAD 2**

1. Estimar el espectro para cada una de las señales adquiridas en la Práctica 0. ¿Los espectros de un mismo tipo de señal son parecidos a pesar de haber sido adquiridos en diferentes sesiones?

2. Implementar un esquema de filtrado que mejor se adapte a cada tipo de señal. a) Evaluar la respuesta en frecuencia de los filtros. b) Comparar la señal filtrada respecto a la original.

3. Seleccione los registros que requieran que se elimine la tendencia lineal, y elimínela con la función que diseñó.

Evalúe qué caso preserva más la morfología de la señal: eliminar tendencia→filtrado vs filtrado→eliminar

tendencia

**Actividad 2.1**

Para la actividad utilizamos la función de fft que maneja python para visualizar el espectro de cada una de nuestras señales que adquirimos durante la primera sesión. Se graficaron en una sóla imagen los 5 espectros de la misma señal pero adquiridos de manera individual durante los 5 ejercicios de lectura que

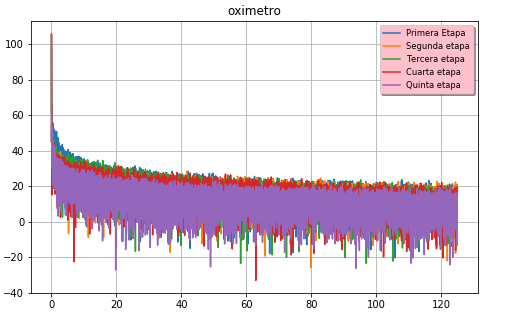
* 

Figura 9. Espectro de las 5 señales de OXimetro mediante la función de FFT, donde se observa que no hay muchas variación a pesar de ser de 5 lecturas en diferentes tiempos.

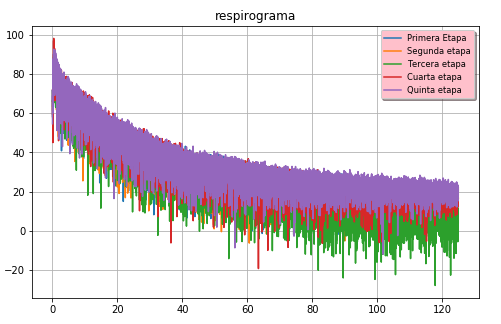


Figura 10. Espectro mediante la función de FFT de las 5 señales de Respirograma adquiridas a distintos tiempos mediante se realizaba una actividad de lectura y pensamiento.

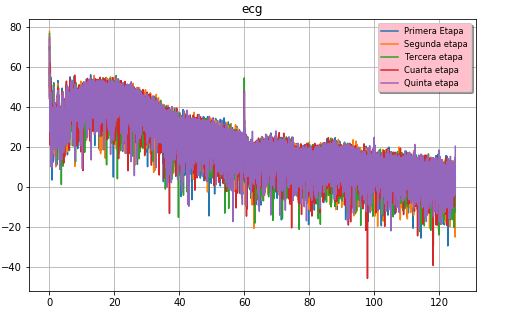


Figura 11. Espectro mediante la función de FFT de las 5 señales de ECG adquiridas a distintos tiempos mediante se realizaba una actividad de lectura y pensamiento.

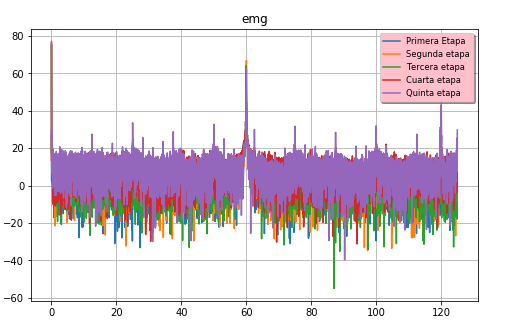


Figura 12. Espectro mediante la función de FFT de las 5 señales de EMG adquiridas a distintos tiempos mediante se realizaba una actividad de lectura y pensamiento.

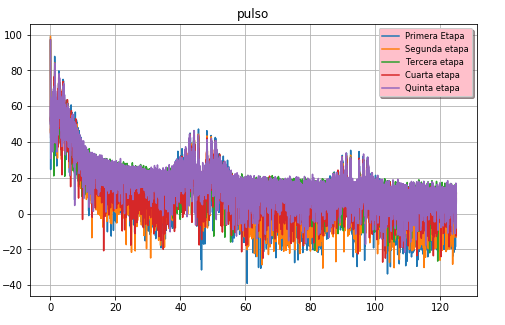
****

Figura 13**.** Espectro mediante la función de FFT de las 5 señales de Onda de pulso adquiridas a distintos tiempos mediante se realizaba una actividad de lectura y pensamiento.

Se graficó el espectro con la función de FFT solamente para comparar, debido a que en las siguientes imágenes, se muestra el contenido espectral estimándose con la función de Periodograma. Se estimó la PSD con la autocorrelación y resultó una pero estimador para nuestras señales, por lo que se estimó la PSD sin la función de autocorrelación como se explicó en el ejercicio 1.2

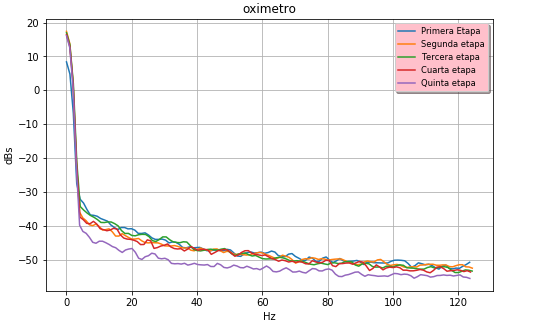
****

Figura 14**.** Espectro mediante la función de Periodograma de las 5 señales de Onda de pulso adquiridas a distintos tiempos mediante se realizaba una actividad de lectura y pensamiento.

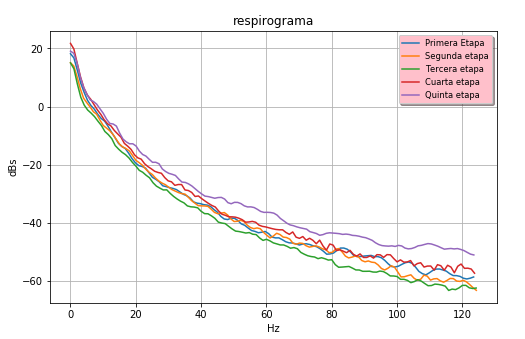
****

Figura 15**.** Espectro mediante la función de Periodograma de las 5 señales de Onda de pulso adquiridas a distintos tiempos mediante se realizaba una actividad de lectura y pensamiento.

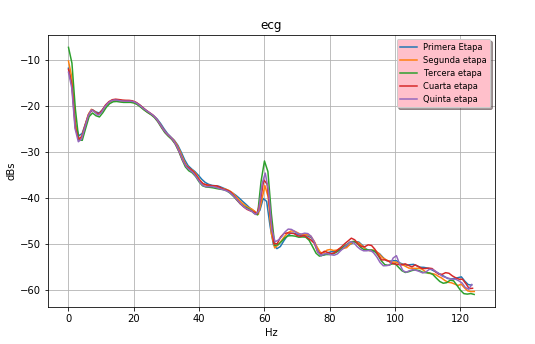
****

Figura 16**.** Espectro mediante la función de Periodograma de las 5 señales de Onda de pulso adquiridas a distintos tiempos mediante se realizaba una actividad de lectura y pensamiento.

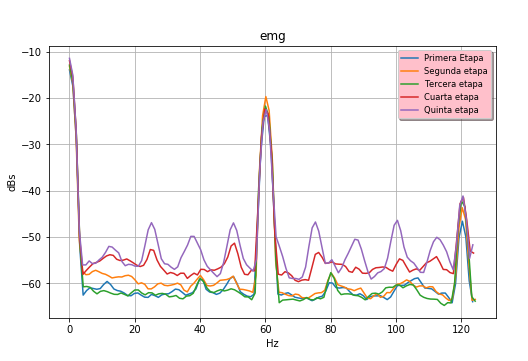
****

Figura 17**.** Espectro mediante la función de Periodograma de las 5 señales de Onda de pulso adquiridas a distintos tiempos mediante se realizaba una actividad de lectura y pensamiento.

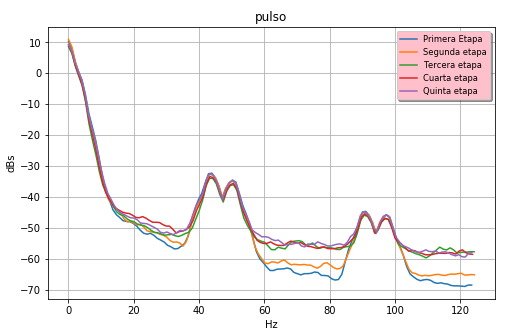
****

Figura 18**.** Espectro mediante la función de Periodograma de las 5 señales de Onda de pulso adquiridas a distintos tiempos mediante se realizaba una actividad de lectura y pensamiento.

Entonces, ¿Los espectros de un mismo tipo de señal son parecidos a pesar de haber sido adquiridos en diferentes sesiones?

Sí, tanto con el uso de la función de FFT de python como la de periodograma programada por nosotros, se observa que los espectros tienen un comportamiento muy similar, con muy pequeñas variaciones, pero cuya tendencia es la prácticamente la misma. Con ello podemos afirmar que ante una misma actividad, la lectura de las señales tiende a comportarse de manera similar, teniendo pequeñas variaciones que puedan deberse al movimiento o ruido, pero cuyo comportamiento es muy parecido. Esto es un punto importante debido a que al realizar la medición de alguna señal fisiológica, se debe esperar cierto comportamiento a pesar de que se tome a diferentes tiempos, y que alguna variación notable en el espectro, se puede deber a una falla en el equipo, ruido o incluso, alguna anomalía en el paciente.

**Actividad 2.2 y 2.3**

Lo primero que se realizó fue diseñar dos filtros, un pasa banda y un pasa bajas, ambos Butterworth, donde a ambos se les puso orden 3 pero en el pasa bandas recordar que se duplica el orden, por lo cual, es de orden 6. Para las señales de Oxímetro y Respirograma, se usó una frecuencia de corte de 30 Hz, para conservar las frecuencias bajas de la señal, mientras que para las señales de ECG y EMG, se utilizó un filtro pasa bandas con frecuencias de corte de 0.5 a 58 Hz. También, se obtuvo la respuesta en Frecuencia de ambos filtros en magnitud y fase para observar su comportamiento.

Lo obtenido para el filtro pasa banda fue lo expresado en las siguientes figuras:

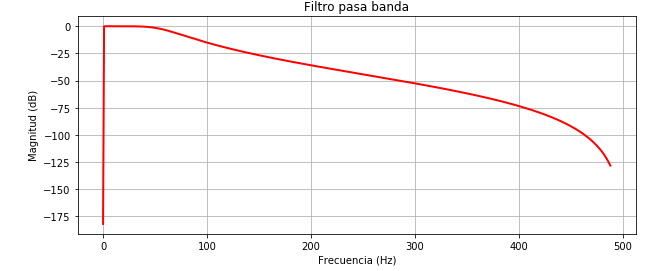
****

Figura 25. Respuesta en Frecuencia en Magnitud del Filtro Pasa Banda Butterworth con orden 6.

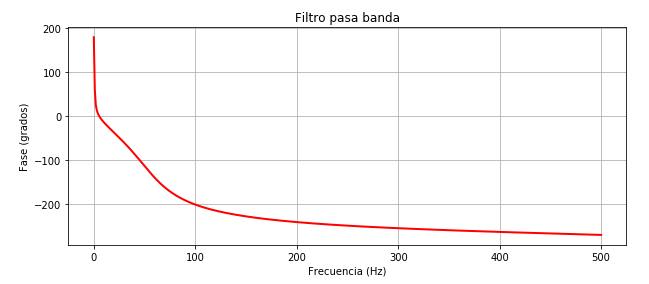


Figura 26. Respuesta en Frecuencia en Fase del Filtro Pasa Banda Butterworth con orden 6.

Ahora para el filtro pasa bandas tenemos la siguiente respuesta en Frecuencia:

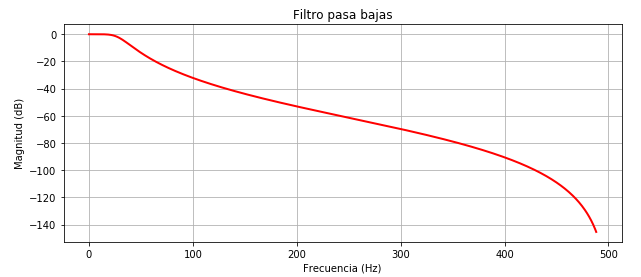


Figura 27. Respuesta en Frecuencia en Magnitud del Filtro Pasa Bajas a Butterworth con orden 3.

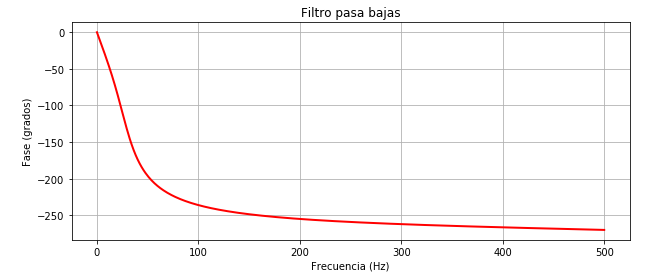


Figura 28. Respuesta en Frecuencia en Magnitud del Filtro Pasa Bajas a Butterworth con orden 3

Ya que tenemos la respuesta en frecuencia de los filtros, los utilizamos para filtrar las señales que adquirimos en la práctica 0, teniendo los siguientes resultados.

Después de filtrar se le quita la tendencia lineal a las señales con distintas resoluciones de ventanas según la señal, cuando la dinámica con la que fluctuan las señales tiene autoafinidad existe una fuerte relación entre la longitud de la ventana del detrend y la varianza de la señal, entre mayor sea la longitud de la ventana mayor será la varianza de la señal.

Nos ayudó mucho el detrend en señales como la de la saturación y el respirograma por que estas se montan sobre artefactos que varían con el tiempo, los cuales nos impiden analizar certeramente las fluctuaciones de la señal. Es natural que haya un corrimiento temporal en la señal sin tendencia.

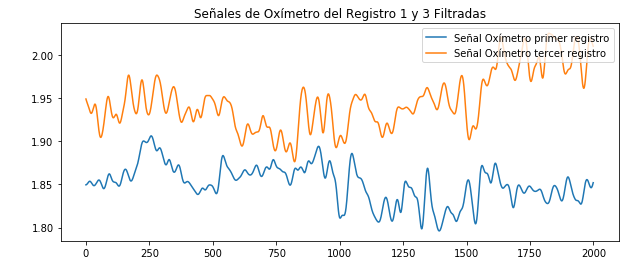


Figura 29. Señales de Oxímetro filtradas con un Pasa Bajas Butterworth de orden 3 y con una frecuencia de corte de 30 Hz

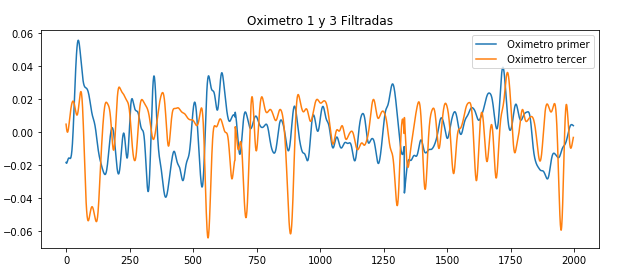


Figura 29b. señales de oxímetro filtradas y sin tendencia lineal con 3 ventanas.

Observamos que en ambas señales existe un pequeño desfase, eso se puede deber a que aunque cortamos en un mismo segmento, la medición no es exactamente igual, puede tener algunos segundos de variación y eso se refleja al analizar ambas señales.

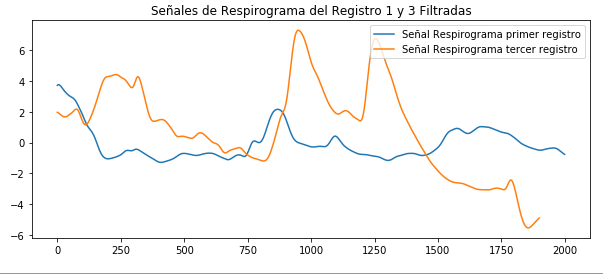


Figura 29. Señales de Respirograma filtradas con un Pasa Bajas Butterworth de orden 3 y con una frecuencia de corte de 30 Hz

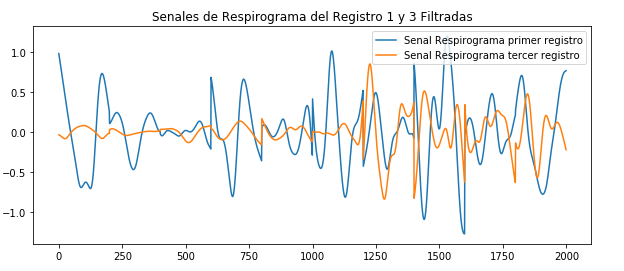


Figura 29b. Respirograma filtrada y sin tendencia lineal a una resolución de 10 ventanas

Lo mismo ocurre con la de Respirograma, aunque son la misma señal fisiológica, puede que la medición variara un poco al momento de adquirir.

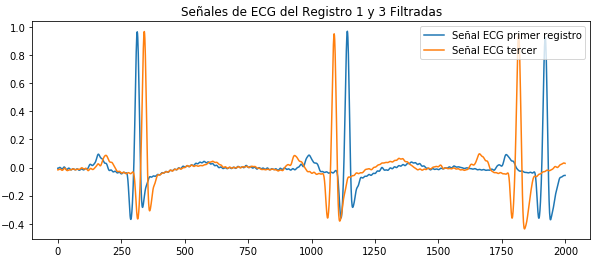


Figura 30. Señales de ECG filtradas con un Pasa Banda Butterworth de orden 6 y con una frecuencia de corte de 0.5-48 Hz, la cual será su banda de paso.

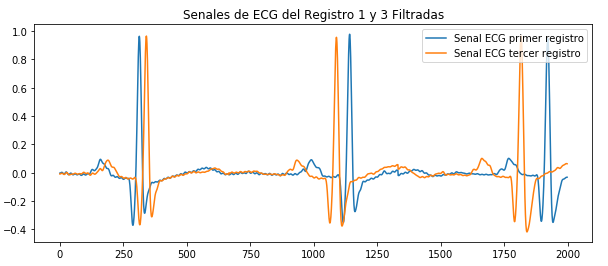


Figura 30b. ECG filtrada y sin tendencia lineal a una resolución de 3 ventanas.

Para la señal de ECG, podemos observar que a pesar de que los tiempos no coinciden, la señal siempre tiene un comportamiento similar, por lo cual, solo se ve con un poco de desfase en el eje vertical, pero se ve una señal más filtrada, donde se reconocen todas las ondas en comparación a la señal original.

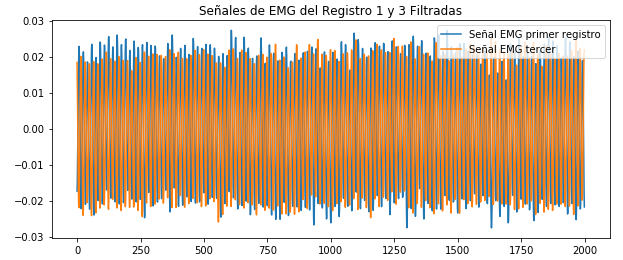


Figura 31. Señales de EMG filtradas con un Pasa Banda Butterworth de orden 6 y con una frecuencia de corte de 0.5-48 Hz, la cual será su banda de paso.

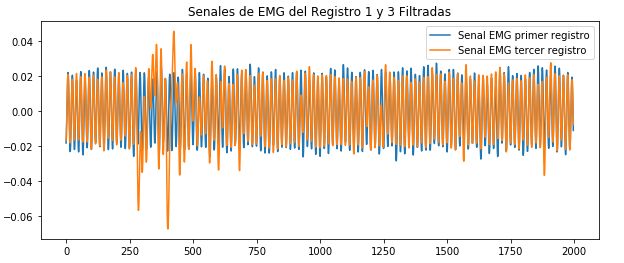


Figura 31b. EMG filtrada y sin tendencia lineal con resolución de 3 ventanas.

En la señal de EMG, se ve igual para ambas señales, es un poco más complicado en esta señal identificar cuando está filtrada y cuando no, solo se observa un comportamiento similar

Debido a que el espectro de la señal de la onda de pulso se veía muy limpio, no se aplicó ningún filtro.

**Referencias:**

Oppenheim, A. V., & Schafer, R. W. (2014). *Discrete-time signal processing*. Pearson Education.

Strang, G. (1988). Linear algebra and its applications

# PRÁCTICA 3:

# ANÁLISIS DE SEÑALES BIOELÉCTRICAS.

**Objetivo:** Analizar señales bioeléctricas adquiridas simultáneamente para buscar posibles relaciones entre ella desde un enfoque estocástico y utilizando métodos básicos de extracción de rasgos (información).

Las actividades a realizar dentro de la práctica son las siguientes:

**Actividad 1**

* Seleccionar un registro de los realizados en la Práctica 0
* Acondicionar los registros
* Segmentar el registro en partes basales y con actividad
* Reescalar las señales: a) Intervalo [-1, 1], y b) z-score
* Estimar la función de densidad de probabilidad de cada señal antes y después de reescalar; compare los resultados
* Utilice métricas de relación entre procesos estocásticos para indicar cuales señales se encuentran relacionadas
* La relación entre variables es distinta entre periodos basales y de actividad

**Actividad 2:**

* Investigar la función de coherencia
* Implementar la función de coherencia sin utilizar scipy.signal.coherence
* Estime la coherencia entre los segmentos de señal ¿Existe algún patrón entre las coherencias estimadas en distintos segmentos?

**Actividad 3:**

* Utilizando un detector de picos, estime la frecuencia cardiaca latido a latido a partir del EKG y la onda de pulso
* ¿Existe correlación entre dichas frecuencias?
* Utilice la transformada de Hilbert y la regla trapezoidal para obtener el área bajo la curva del EMG que es un estimador de las fibras reclutadas en una contracción (recuerde que el EMG está segmentado en periodos basales y de actividad)
* ¿Existe correlación entre las frecuencias cardiacas latido a latido y el área bajo la curva del EMG?

La metodología y resultados obtenidos fueron los siguientes:

Para la Actividad 1, el registro seleccionado de la Práctica 0 fue el la sexta serie de la actividad de maniobra ortostática, debido a que en las primeras 3 series, el sujeto de prueba movía la mano en la cual tenía el sensor para detectar la onda de pulso, provocando que las señales tuvieron mucho ruido por el movimiento, teniendo que descartar esas señales para su análisis, y de las 3 restantes, consideramos que la última es la que mejor se apreciaba.

Para el acondicionamiento de las señales, utilizamos los filtros propuestos en la práctica 2. Se guardó al final de dicha práctica una lista con los registros ya filtrados en formato npz para así, utilizarlos en esta práctica y no tener que volver a escribir el código para acondicionarlos. La lectura se realizó con la función “load” de la librería numpy, y cada registro se guardó en una variable para trabajarlos durante la práctica.

Después, para segmentar las señales, nos posicionamos en la gráfica para observar en qué muestra iniciaba cada actividad. Durante el estudio se presentaron 4 momentos reflejados en la gráfica:

* Reposo: De la muestra 0 a la muestra 134476
* Acoplamiento: De la muestra 134477 a la muestra 152448
* Actividad: De la muestra 152449 a la muestra 187228
* Recuperación: De la muestra 187229 a la muestra 224640

Dentro del código se creó un vector de puros ceros de la muestra 0 a la muestra 224640, asignando a cada periodo de las etapas un número del 1 al 4.

El siguiente punto consistía en reescalar la señal: Con Z-Score y en un intervalo entre -1 y 1.

Para el Z-score, el cual es una medida estadística que cuantifica la distancia es un punto de la media en términos de desviaciones estándar, a cada elemento de la señal, se le restó la media de toda la señal y ese valor resultante se dividió entre la desviación estándar de la señal. Esos nuevos valores se guardaron en una nueva variable.

Para reescalar la señal a valores entre -1 y 1, debido a que la señal también contiene elementos negativo, se le sacó el valor absoluto a todos los elementos de la señal y de todo ese conjunto, se determinó el valor máximo y ya con ese valor, se dividió a todo el vector de la señal entre dicho valor, para que así todos los valores estuvieran entre -1 y 1.A cada nueva señal reescalada se le asignó una variable y posteriormente, se concatenaron las los 4 nuevos registros a una sola variable.

En la figuras 32-35 se muestra la señal de ECG en sus diferentes periodos (Reposo, Acoplamiento,Actividad y Recuperación) realizando una comparativa entre la señal normal y la señal al aplicar el Z-Score.

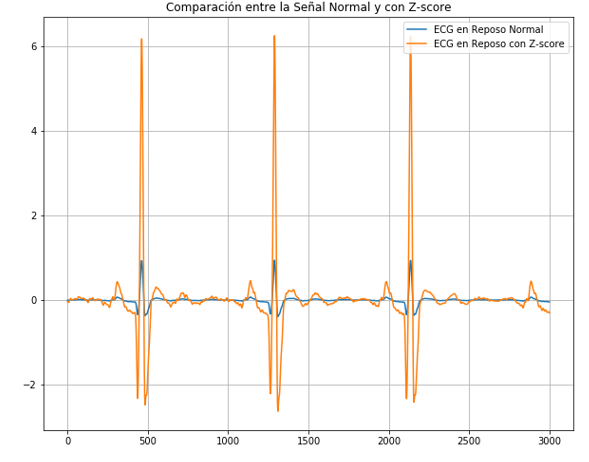


Figura 32. Señal de ECG reescalada mediante Z-score comparada con la señal original en el periodo de reposo.

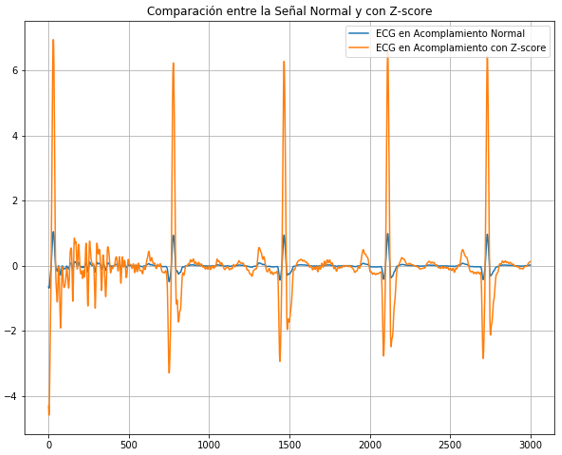


Figura 33. Señal de ECG reescalada mediante Z-score comparada con la señal original en el periodo de Acoplamiento

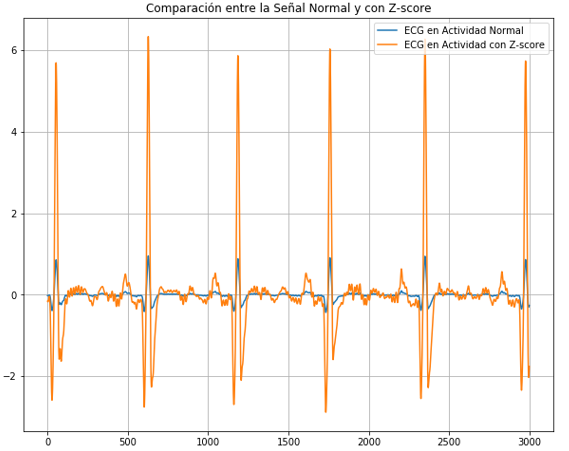


Figura 34. Señal de ECG reescalada mediante Z-score comparada con la señal original en el periodo de Actividad

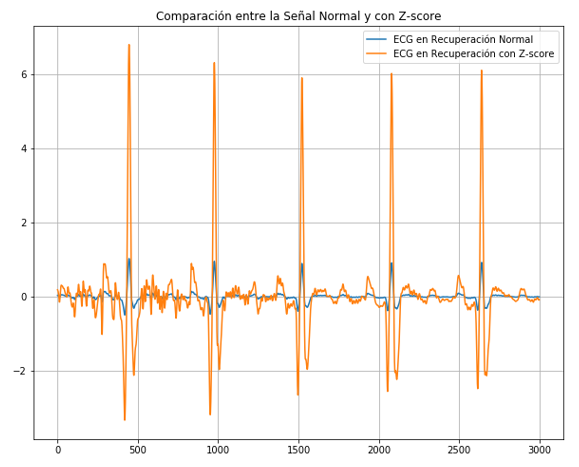


Figura 35. Señal de ECG reescalada mediante Z-score comparada con la señal original en el periodo de Recuperación.

Cuando se aplica Z-Score, aproximadamente el 70% de la señal de interés se centra en el intervalo entre -3 y 3 V. He ahí la importancia de su uso cuando se analizan señales fisiológicas. También, se observa que al aplicar el Z-score, la señal se hizo mucho mayor a la original.

En las figuras 36-39, se muestra la comparación entre la señal original y la señal reescalada de -1 a 1 V con el procedimiento que se describió anteriormente.

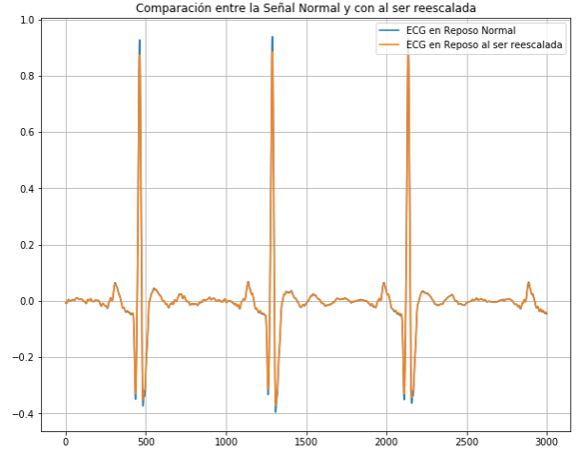


Figura 36. Señal de ECG reescalada entre -1 y 1 comparada con la señal original en el periodo de Reposo

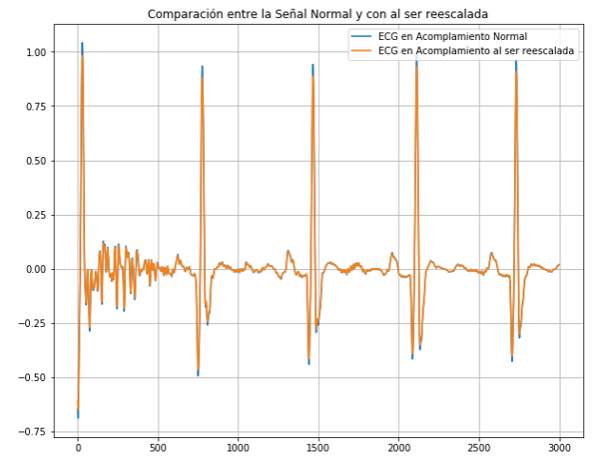


Figura 37. Señal de ECG reescalada entre -1 y 1 comparada con la señal original en el periodo de Acoplamiento

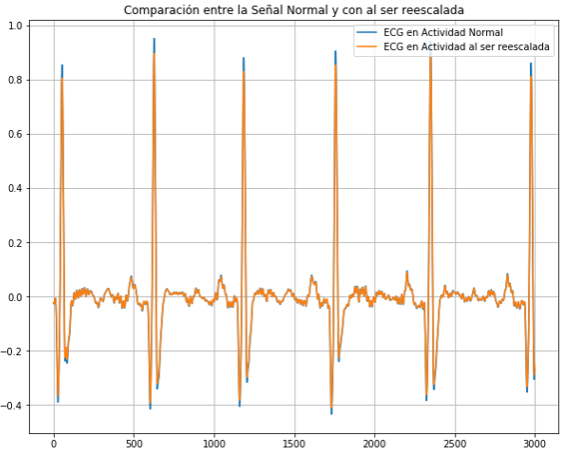


Figura 38. Señal de ECG reescalada entre -1 y 1 comparada con la señal original en el periodo de Actividad.

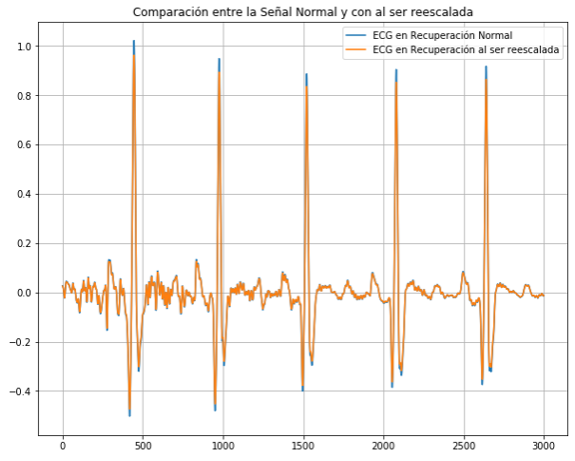


Figura 39. Señal de ECG reescalada entre -1 y 1 comparada con la señal original en el periodo de Recuperación.

Ya con las señales con Z-Score y reescaladas en el intervalo de -1 a 1 V. Se determinó el histograma de cada una de ellas. En las figuras 40-43 se muestra la comparación de la misma señal fisiológica, siendo una el de la original y el otro nosotros seleccionamos fuera el de la señal a la que se le aplicó Z-score, en los cuales, observamos comportamientos diferentes.

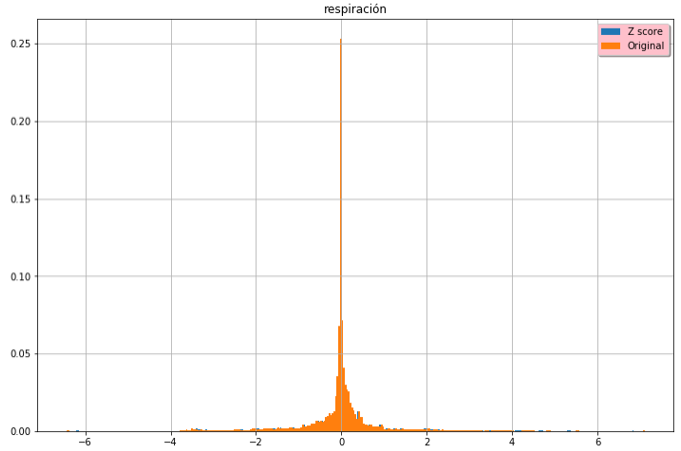


Figura 40. Comparación de Histogramas de la señal de Respiración con Z-score y la original.

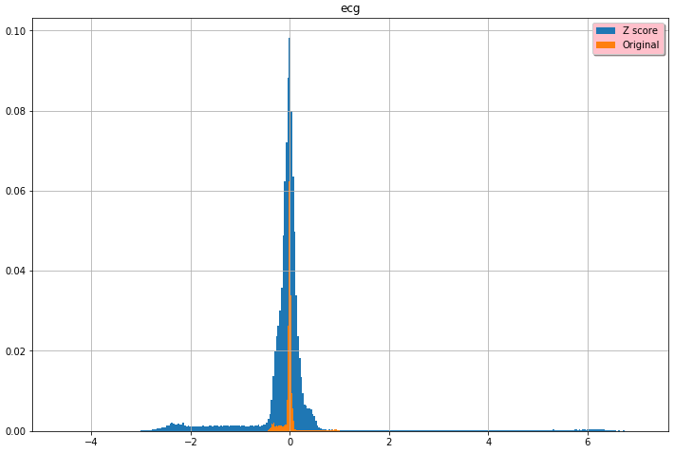


Figura 41. Comparación de Histogramas de la señal de ECG con Z-score y reescalada

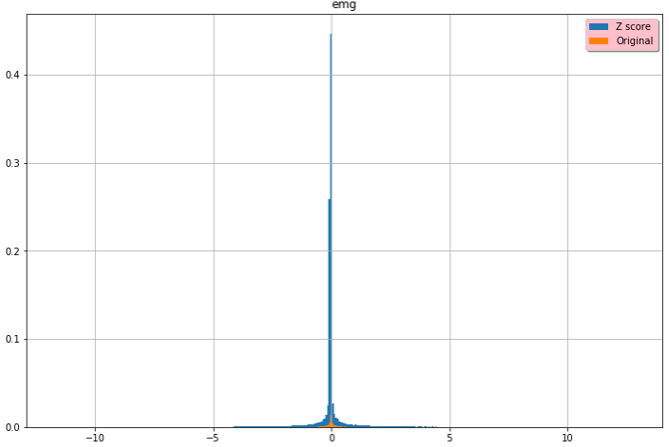
.

Figura 42. Comparación de Histogramas de la señal de EMG con Z-score y reescalada.

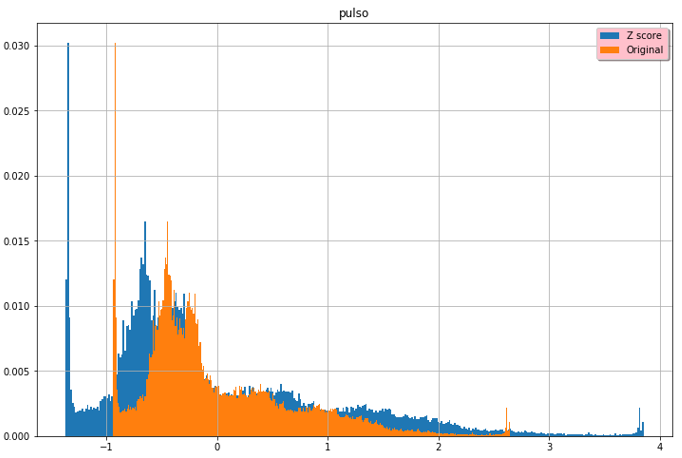


Figura 43. Comparación de Histogramas de la señal de Onda de Pulso con Z-score y reescalada.

Se observa que los histogramas están contenidos en 0 y que la desviación estándar es muy pequeña, provocando que la campana no se abra mucho.

Para responder al punto final de la Actividad 1, el cual dice: ¿Es distinta la relación entre variables entre periodos basales y de actividad?

Para ello, se obtuvieron los coeficientes de correlación de Pearson. En python se creó una función llamada coef\_corr(x,y), en la cual como parámetros se le pasaban las dos señales a trabajar. Dentro de la función, se hace el producto punto entre los elementos de ambas señales y posteriormente se divide entre el número de muestras, devolviendo un valor escalar. A ese valor, se le restó el resultado de multiplicar la media de una señal con la media de la otra señal y se le asignó a la misma variable. Finalmente, a ese valor se le dividió entre el resultado de la raiz cuadrada de la desviación estándar de una señal por la raíz cuadrada de la desviación estándar de la otra señal. Ese resultado final es el que devuelve la función.

La expresión se muestra en la figura 43

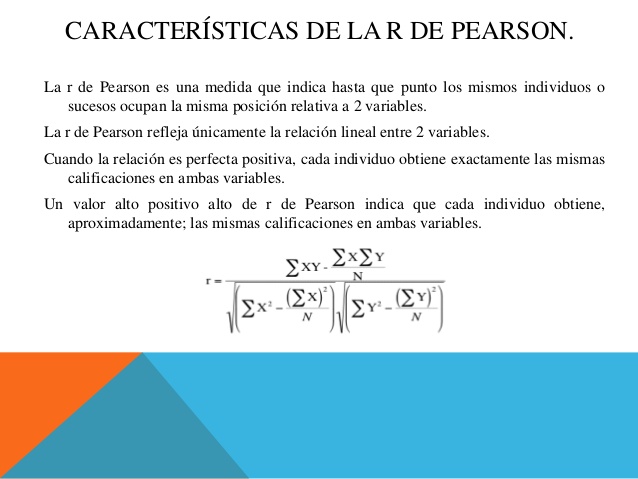


Figura 43. Expresión para obtener los coeficientes de correlación de Pearson entre 2 señales.

En la siguiente tabla, se muestra la correlación entre las diferentes señales en los diferentes periodos de cada una.

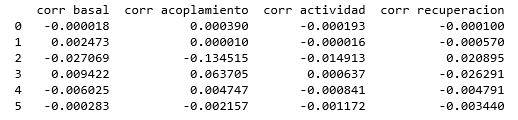


Tabla 1. Coeficientes de Correlación de Pearson de las diferentes señales fisiológicas en sus diferentes etapas.

* *El índice 0 es entre la señal de Respiración y la de ECG:* Entre estas señales, observamos que solo en el periodo de acomplamiento, hay correlación, aunque muy pequeña, mientras que en los otros periodos, hay anticorrelación, aunque también con valores muy pequeños, siendo en la etapa basal el de menor tamaño.
* *El índice 1 es entre la señal de Respiración y la de EMG.* Entre estas señales, observamos que en el periodo basal y de acoplamiento, existe una correlación muy pequeña, mientras que en el periodo de actividad y recuperación, hay anticorrelación también de un valor muy pequeño.
* *El índice 2 es entre la señal de Respiración y la de Pulso.* Entre estas señales, solamente en el periodo de recuperación existe correlación, en el resto existe anticorrelación. Solamente en el periodo de acoplamiento, el factor de anticorrelación lleva al valor de décimas.
* *El índice 3 es entre la señal de ECG y la de EMG.* Entre estas señales, en los 3 periodos iniciales existe correlación aunque en valores muy pequeños, solamente en el periodo de recuperación se da una anticorrelación.
* *El índice 5 es entre la señal de ECG y la de Pulso.* Entre estas señales, se observa que solo en el periodo de acoplamiento hay correlación, aunque muy pequeña, mientras que en los otros periodos se presenta una anticorrelación, aunque igual de muy pequeño valor.
* *El índice 6 es entre la señal de EMG y la de Pulso.* Entre estas señales, no hay correlación, solamente existe anticorrelación en todos los periodos de prueba.

Recordar que la correlación indica que si 2 variables están correlacionadas, si una de ellas aumenta, la otra también lo harpa. Mientras que el factor de anticorrelación indica que si una de las señales aumenta, la otra disminuye. En ninguna de las posibles combinaciones, el factor de correlación de pearson fue 0, el cual indicaría que no existe una relación lineal entre ellas.

También, se obtuvo el p-valor de las diferentes combinaciones ya mencionadas y cuyos resultados son los mostrados en la Tabla 2.

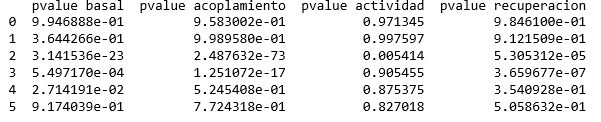


Tabla 2. P-valor de los diferentes periodos entre todas las diferentes señales fisiológicas.

Se calculó el p-valor debido a que nos indica la probabilidad de cometer un error de tipo II, el cual consiste en rechazar la hipótesis nula debido a que esta es cierta. Si ese valor es menor a 0.05 podemos decir con un 95% nivel de confianza que la hipótesis nula es cierta, dando como resultado que las variables aleatorias estén correlacionadas

Por lo tanto, para responder a la pregunta inicial y con base en los resultados obtenidos, la relación SÍ es distinta entre periodos basales y con actividad.

Para la segunda Actividad, lo que se solicitaba era implementar la función de coherencia sin utilizar scipy.signal.coherence, para ello, se utilizó la siguiente ecuación.

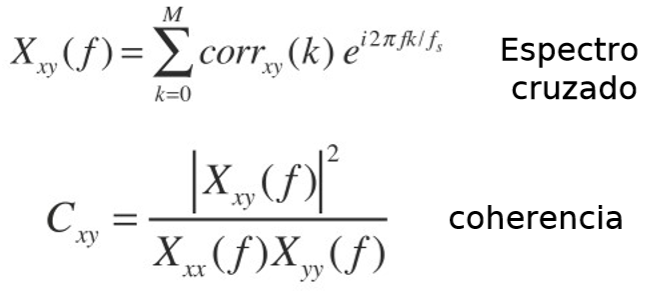


Figura 44. Ecuación para obtener de manera manual la coherencia entre señales

Donde en el numerador, se utiliza el espectro cruzado de las señales a analizar y el cual se determinó con la siguiente ecuación.



Figura 45. Ecuación para obtener el espectro cruzado entre señales.

Donde el espectro cruzado es el producto del espectro de una señal por el espectro del conjugado de la otra señal. Para ello, en el código de python se programaron 3 funciones. 1 para PSD normal, otra para PSD Cruzado y finalmente otra llamada coherence, en la que se aplicaban las dos anteriores y se determinaba la coherencia entre las diferentes señales. De las figuras 46-51 se muestran las gráficas de coherencia de las 6 combinaciones posibles entre las 4 señales trabajadas y a sus diferentes periodos (Basa, acoplamiento, actividad y recuperación).

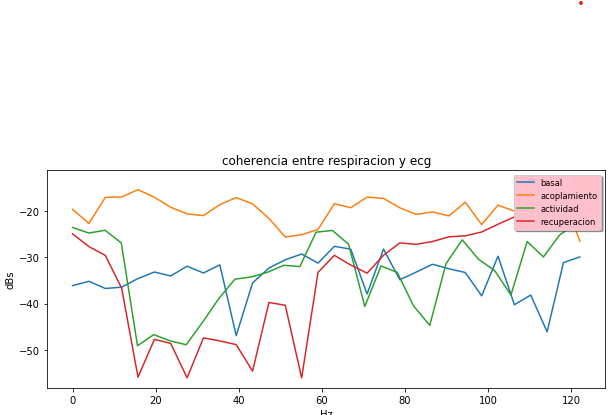


Figura 46. Coherencia entre las señales de Respiración y ECG de cada uno de los periodos trabajados durante la adquisición.

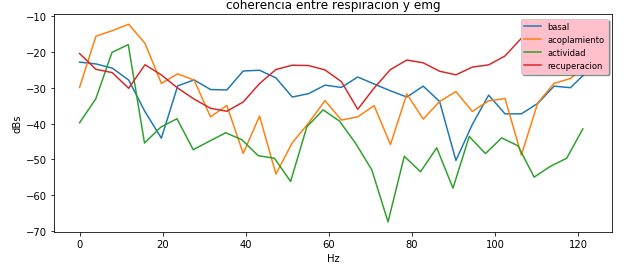


Figura 47. Coherencia entre las señales de Respiración y EMG de cada uno de los periodos trabajados durante la adquisición.

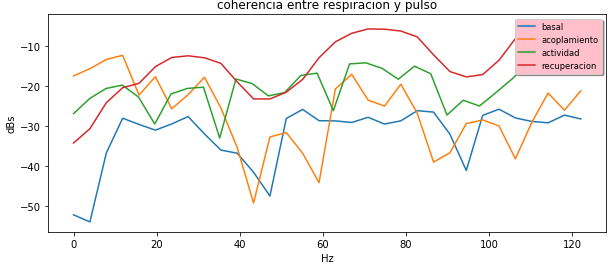


Figura 48. Coherencia entre las señales de Respiración y Pulso de cada uno de los periodos trabajados durante la adquisición.

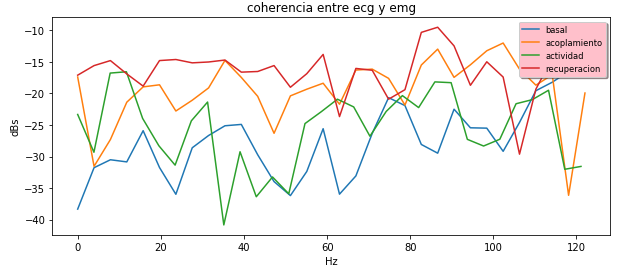


Figura 49. Coherencia entre las señales de ECG y EMG de cada uno de los periodos trabajados durante la adquisición.

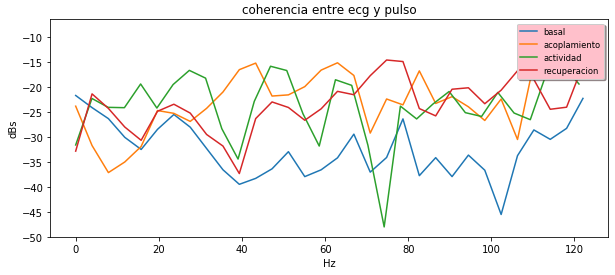


Figura 50. Coherencia entre las señales de ECG y Pulso de cada uno de los periodos trabajados durante la adquisición.

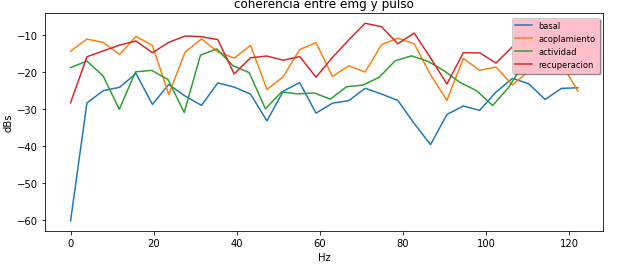


Figura 51. Coherencia entre las señales de EMG y Pulso de cada uno de los periodos trabajados durante la adquisición.

El punto final de la actividad 2 plantea: ¿Existe algún patrón entre las coherencias estimadas en distintos segmentos?

Cabe resaltar que en todas observamos un pico en 60Hz, pero independientemente de ese detalle, se encontró que:

Entre la señal de Respiración y ECG, observamos que bajas frecuencias, aproximadamente hasta 18 Hz, la coherencia entre actividad y recuperación siguen un patrón de comportamiento muy similar, aunque solo es en ese segmento.

Entre la señal de Respiración y EMG, también en bajas frecuencias en la etapa de acoplamiento y actividad encontramos un comportamiento similar de la señales.

Entre la señal de Respiración y pulso, entre 60 y 85 Hz aproximadamente, también existe un comportamiento similar entre la coherencia del acoplamiento y la coherencia de la actividad.

Entre las señales de ECG y EMG, observamos que las 4 señales tienen comportamientos muy similares aunque no de la misma magnitud, pero con una tendencia bastante parecida.

Entre las señales de ECG y pulso ocurre lo mismo, en varias frecuencias tiene comportamientos muy parecidos, pero con intensidades diferentes.

Y entre las señales de EMG y pulso, observamos que son las más parecidas en los 4 periodos, teniendo un comportamiento de la morfología de la señal de coherencia, así como de intensidad, casi idéntica.

Solo entre este último ejemplo podríamos determinar un patrón casi en su totalidad, pero en general entre las 6 señales, solo se observa el pico en 60 Hz.

La actividad 3 consistió en un detector de picos para estimar la frecuencia cardiaca a partir de las señales de ECG y de la onda de pulso.

Para ello, se utilizó la función en Python de “find.peaks”, la cual detecta los picos de la señal dada como parámetro. Se mostrarán los picos detectados en el periodo de acomplamiento y de actividad de ambas señales en las siguientes figuras.

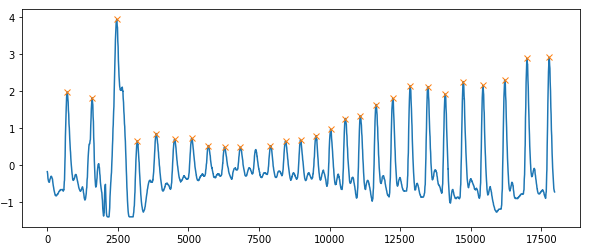


Figura 52. Detección de picos de la Señal de Onda de Pulso en el periodo de acoplamiento.

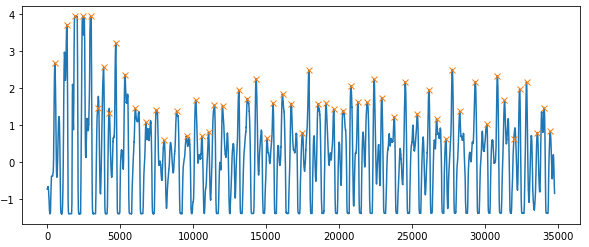


Figura 53. Detección de picos de la Señal de Onda de Pulso en el periodo de actividad.

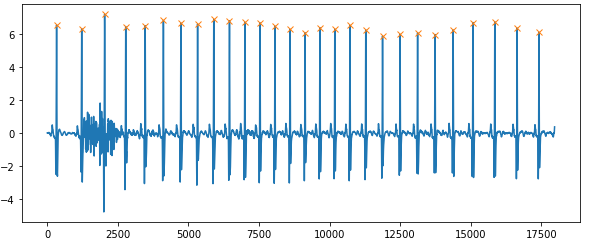


Figura 52. Detección de picos de la Señal de ECG en el periodo de acoplamiento.

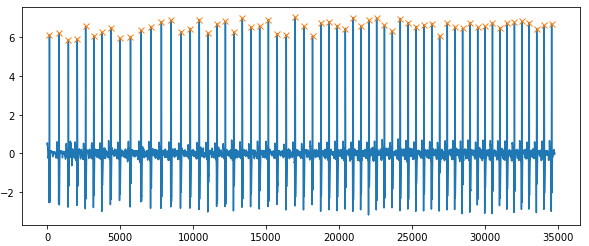


Figura 53. Detección de picos de la Señal de ECG en el periodo de actividad.

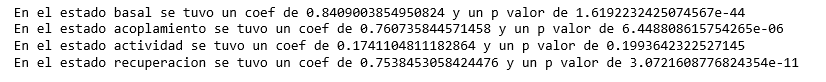


Figura 54. Coeficientes de correlación

Recordar que la frecuencia cardiaca se calcula entre latido a latido del corazón, por lo cual, a partir de los picos. Por lo cual a la diferencia entre los picos, se le divide entre la frecuencia de muestreo, y el valor obtenido estará en el denominador de una división donde 60 será el numerador. Encontramos que la frecuencia cardiaca mayor fue en el periodo de actividad, donde el sujeto alcanzó 95 latidos por minuto.

También, se obtuvo el coeficiente de correlación así como el p-valor. Como podemos observar, los coeficientes de correlación obtenidos en los 4 periodos de la señal, tienen un alto valor, esto se debe a que por los picos de la señal, tienen un comportamiento similar en la adquisición y que se ve reflejado de manera cuantitativa con la correlación. Donde existió un mayor coeficiente fue durante el periodo basal, debido a que ahí el sujeto estaba completamente quieto, provocando no existiera alguna variación por movimiento.

Posteriormente, se aplicó la transformada de Hilbert y la regla trapezoidal para obtener el área bajo la curva del EMG, el cual será un estimador de las fibras que se reclutaron durante una contracción. Para ello, se utilizó la función de transformada de Hilbert de Python y que está en la librería scipy. Una vez que se aplica la transformada de Hilbert, se le saca el valor absoluto, lo cual te recupera la envolvente. A esa señal, se le aplica un suavizado, para el cual se diseñó una función, en donde se aplica un zero padding para mejor estimación y se realiza un reshape para tener la información de forma matricial y a esa matriz se le aplica la regla trapezoidal, la cual es una estimación del área bajo la curva de la señal de interés.

Lo obtenido de las envolventes del EMG se muestran en las siguientes figuras.

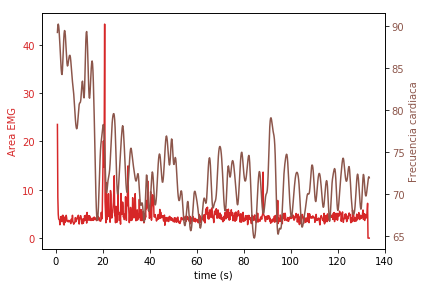
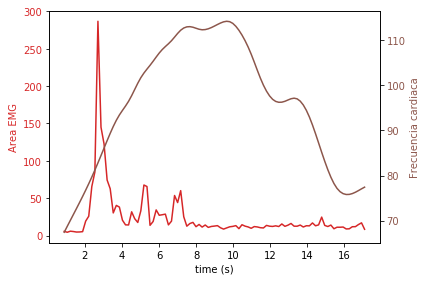
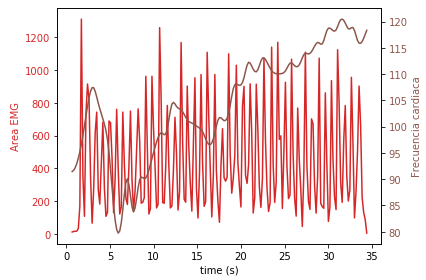
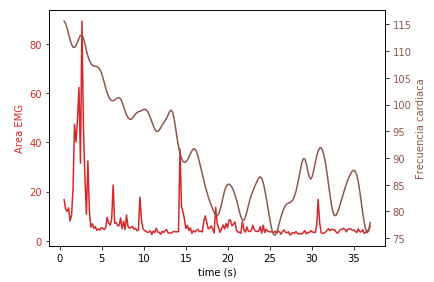
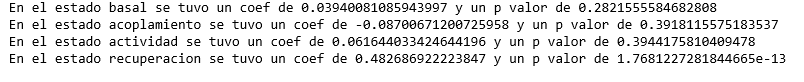


Figura 55.







Figura 58. Coeficientes de correlación entre frecuencia cardiaca y área bajo la curva EMG en los diferentes periodos de la señal.

La pregunta final de la actividad 3 plantea: ¿Existe correlación entre las frecuencias cardiacas latido a latido y el área bajo la curva del EMG?

Para contestar la pregunta, nos vamos a la figura 58, la cual expresa los coeficientes de correlación que se obtuvieron entre la frecuencia cardiaca y el área bajo la curva del EMG, los cuales son muy bajos, incluso teniendo en el periodo de acoplamiento un factor de anticorrelación. También el valor de p es muy alto, lo que significa que ambas señales no están correlacionadas.

**CONCLUSIÓN:**

Mediante la función de correlación, podemos saber que tan relacionadas están dos señales, pero es importante recordar que la correlación no está relacionada con la causalidad. Se puede comprobar que las diferentes señales fisiológicas de nuestro sistema, pese a que son del mismo sujeto, no están correlacionadas, ya que cada una tiene su propia morfología. Aunque cuando se trata de un factor en específico, como en este caso la frecuencia cardiaca, se puede obtener a partir de cualquier señal, en este caso utilizamos la onda de pulso, el ECG y el EMG, y en los cuales observamos que los valores de correlación fueron altos, por lo cual comprobamos que cualquier señal nos brinda información de algún fenómeno en específico.