

Práctica:

**Análisis Avanzado de Datos Fisiológicos Utilizando
Técnicas de Inteligencia Artificial**

Inteligencia Artificial
Curso 2023-2024

Rubén Noguerras González
Pelayo Huerta Mijares
Teresa Álvarez de Portugal
Esther Rodríguez García

Índice

1. Introducción	3
2. Electromiograma (EMG)	3
2.1. Configuración del Bitalino	3
2.2. Recolección de datos	3
2.3. Preprocesamiento de Datos	4
2.4. Visualización y Interpretación	4
2.5. Reflexión	7
3. Electrocardiograma (ECG)	7
3.1. Configuración del Bitalino	7
3.2. Recolección de datos	8
3.3. Preprocesamiento y análisis de datos	8
3.4. Visualización y Interpretación	8
3.5. Reflexión	16
4. Actividad electrodermal (EDA)	16
4.1. Configuración del Bitalino	16
4.2. Recolección de datos	17
4.3. Preprocesamiento de Datos	17
4.4. Análisis de Datos con IA	17
4.5. Visualización y Interpretación	18
4.5.1. Gráficos de datos filtrados	19
4.6. Reflexión	20

1. Introducción

Explicación de lo que se hará, instalación de open signals, imágenes de los materiales El objetivo es identificar patrones, realizar predicciones, y extraer conclusiones significativas de los datos de electrocardiograma (ECG), electromiograma (EMG), y actividad electrodermal (EDA) bajo diferentes condiciones experimentales.

2. Electromiograma (EMG)

2.1. Configuración del Bitalino

Para comenzar la obtención de datos usando el electromiograma, tenemos que configurar previamente nuestro Bitalino (R)evolution. Para ello, en nuestro Bitalino activaremos únicamente el canal A1 destinado para el registro del electromiograma. A continuación, enchufamos los sensores, de tres cabezas, en el puerto A1.

Por último, solo falta colocarse los sensores en el cuerpo, en nuestro caso, para medir la actividad eléctrica de nuestros antebrazos utilizamos la siguiente configuración: las cabezas roja y negra, las conectamos al antebrazo, y la terminación blanca las conectamos a un hueso.

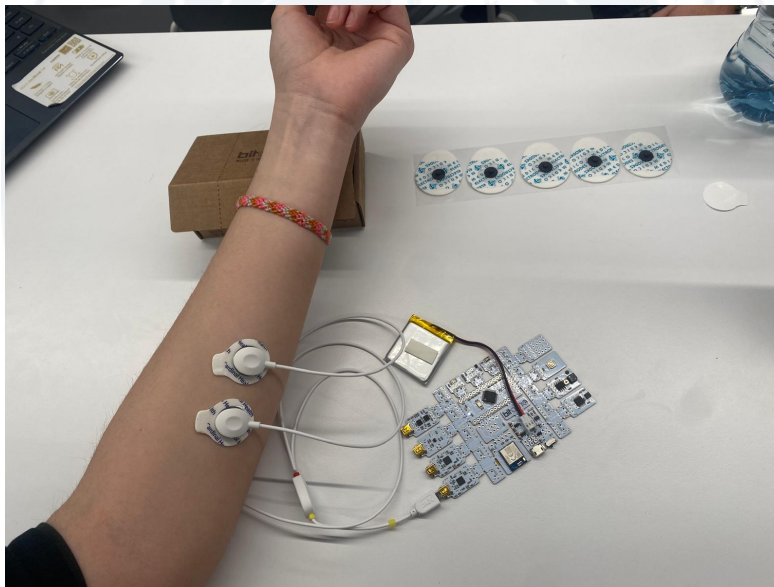


Figura 1: EMG Teresa procesado.

2.2. Recolección de datos

Para la extracción de datos, una vez que tenemos el Bitalino bien configurado, en la aplicación de OpenSignals (R)evolution pulsaremos el botón de grabar.

Esto nos abrirá una nueva ventana que nos mostrará la gráfica en tiempo real de la actividad eléctrica de nuestro antebrazo. El canal lo dejamos abierto durante unos 20-25 segundos

aproximadamente.

Para finalizar, la propia aplicación nos permite guardar los datos recogidos anteriormente en formato txt o h5.

2.3. Preprocesamiento de Datos

Con los datos ya recogidos, ahora ya podremos trabajar con ellos y así poder analizarlos para sacar conclusiones de los mismos. Pero antes, es necesario hacer una limpieza y filtrado, además de una reducción de ruido que pueda distorsionar la gráfica, para obtener datos realmente significativos. Es decir, que los datos que nos proporciona OpenSignals (R)evolution son datos en crudo o raw, nuestro punto de partida.

El procedimiento es simple, lo primero que hacemos es eliminar las columnas que no nos proporcionan ningún tipo de información y eliminamos cualquier valor nulo que se pueda haber colado. A continuación, eliminaremos los outliers estableciendo un umbral de dos veces la desviación típica.

Ahora procederemos a normalizar los datos y eliminar el ruido, primero normalizamos los datos a la media empleando el valor absoluto. Después aplicamos un filtro para eliminar el ruido, y por último normalizamos con respecto al máximo.

Una vez que tenemos los datos limpios, podremos ver con mucha más claridad los picos de actividad eléctrica en nuestros músculos.

2.4. Visualización y Interpretación

Primero visualizaremos los datos en crudo para ver la diferencia claramente:

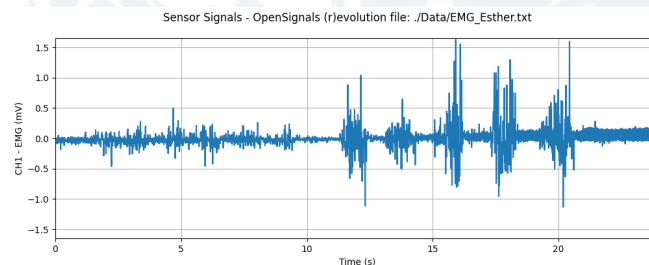


Figura 2: EMG Esther raw.

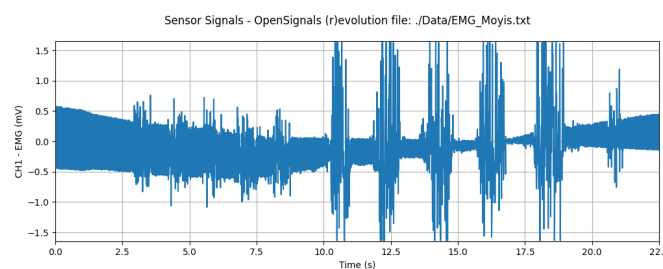


Figura 3: EMG Rubén raw.

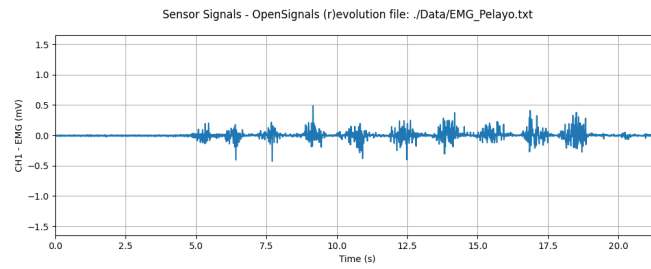


Figura 4: EMG Pelayo raw.

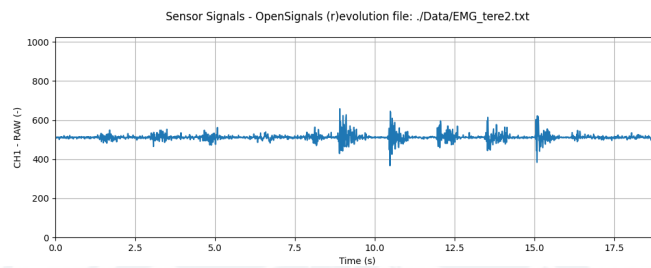


Figura 5: EMG Teresa raw.

Aquí podemos ver ciertos picos donde hay actividad eléctrica. Veamos como se ven después de ser procesados:

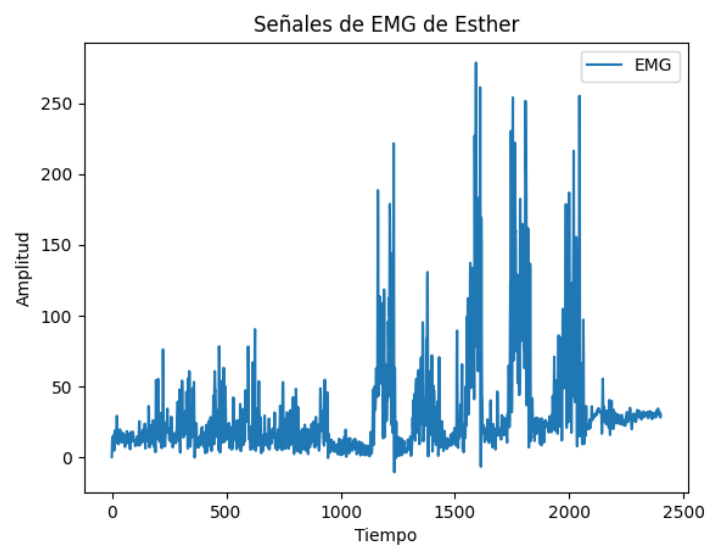


Figura 6: EMG Esther procesado.

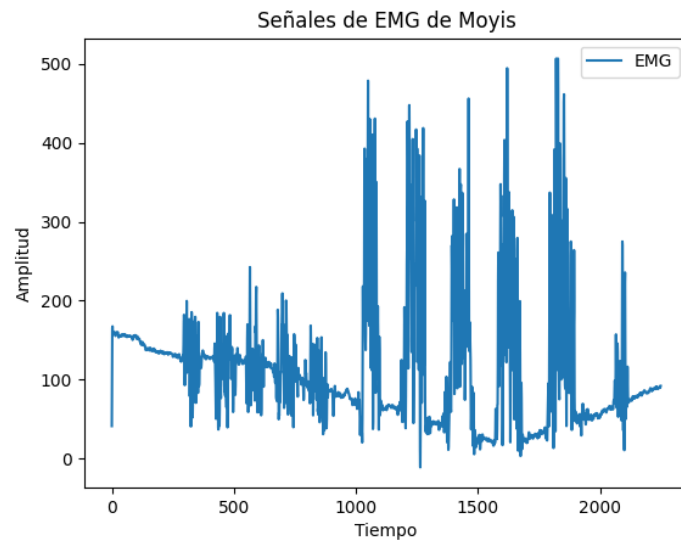


Figura 7: EMG Rubén procesado.

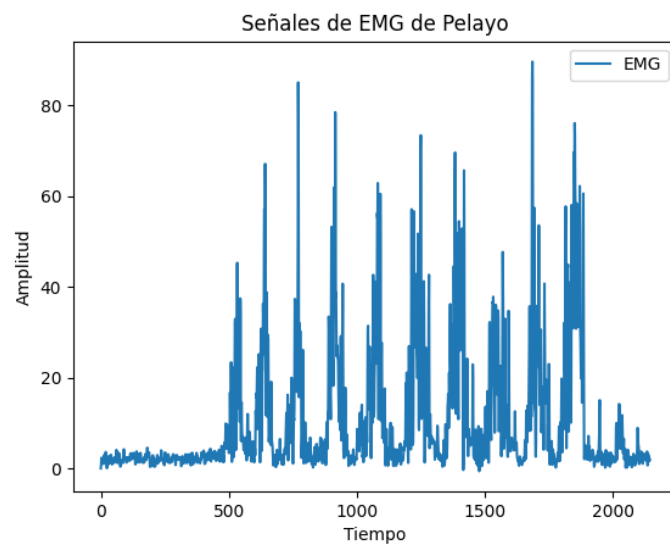


Figura 8: EMG Pelayo procesado.

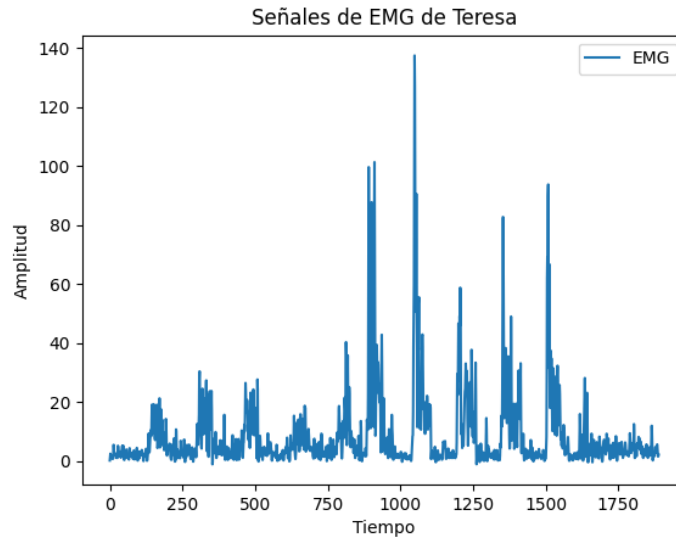


Figura 9: EMG Teresa procesado.

Así se contemplan mucho más claramente esos picos de actividad.

2.5. Reflexión

El uso del EMG con Bitalino no solo ofrece oportunidades emocionantes para la investigación en diversas áreas, sino que también tiene el potencial de impactar positivamente en la salud, el rendimiento humano y la educación. Sin embargo, es importante tener en cuenta las consideraciones éticas y de privacidad al utilizar estas tecnologías, así como seguir avanzando en su desarrollo para mejorar su precisión y aplicabilidad en una variedad de contextos.

Como cualquier otros datos, la manipulación de los datos de cada paciente conlleva una gran responsabilidad ética, ya que su privacidad es un factor a tener muy en cuenta a la hora de su manipulación. Por lo que hay que ser sumamente conscientes de con qué estamos tratando y que responsabilidades tienen.

3. Electrocardiograma (ECG)

El proceso seguido para realizar el análisis en la zona del corazón se llevó a cabo mediante dos configuraciones de colocación de electrodos para la grabación de los datos de ECG.

3.1. Configuración del Bitalino

En primer lugar, se procedió con la configuración del dispositivo Bitalino (R)evolution y la aplicación OpenSignals para la grabación de datos de ECG y activando exclusivamente el canal destinado al registro del electrocardiograma A2.

La primera configuración implicó la colocación de los electrodos en el pectoral izquierdo, formando un triángulo, con el electrodo rojo debajo a la derecha, el blanco en el centro superior y el negro debajo a la izquierda. Este enfoque se utilizó para capturar la actividad eléctrica del corazón desde una perspectiva frontal.

Para la segunda configuración, se modificó la colocación de los electrodos. El cable rojo se situó en la parte superior del pectoral mayor derecho, mientras que el cable negro se colocó a la misma distancia y posición en el pectoral mayor izquierdo. Por su parte, el cable blanco se posicionó por encima del hueso de la cadera, evitando el contacto con el hueso mismo. Esta disposición alternativa permitió explorar la actividad eléctrica del corazón desde un ángulo diferente, capturando así una perspectiva adicional de la señal de ECG.

3.2. Recolección de datos

Una vez completada la configuración, se procedió a la grabación de datos de ECG. Se registraron aproximadamente 10 segundos de actividad cardiaca en reposo, con la participación de cuatro individuos. Durante la grabación, se mantuvo una respiración profunda y constante para estandarizar las condiciones y obtener datos consistentes.

3.3. Preprocesamiento y análisis de datos

El proceso de preprocesamiento de datos de electrocardiograma (ECG) incluye limpieza de la señal, cálculo de la frecuencia cardíaca y visualización de los datos. La función `clean_ecg_signal` suaviza la señal de ECG aplicando un promedio móvil con una ventana de tres muestras para reducir el ruido. La función `calculate_heart_rate` identifica los picos R en la señal, que corresponden a los latidos del corazón, calcula los intervalos RR (la distancia temporal entre picos sucesivos) y determina la frecuencia cardíaca promedio en latidos por minuto. La función `plot_and_save_ecg` aplica estas técnicas a una señal de ECG dada, divide la señal en segmentos de diez segundos, grafica cada segmento señalando los picos R, y guarda las gráficas en archivos de imagen. Además, calcula y muestra la frecuencia cardíaca promedio para cada archivo de ECG procesado. Este proceso es esencial para la posterior interpretación y análisis clínico de los datos de ECG.

3.4. Visualización y Interpretación

Realizamos un análisis preliminar de los datos ECG:

Primero identificamos los picos R, que son indicativos de la despolarización ventricular y son el aspecto más prominente de un ECG normal. Observando las imágenes, los picos R están marcados con una X roja. Estos picos nos permiten calcular el intervalo RR, que es la distancia entre dos picos R consecutivos y proporciona información sobre la frecuencia cardíaca del individuo.

Los intervalos RR parecen ser regulares en las cuatro muestras, lo que sugiere un ritmo cardíaco sin arritmias evidentes a simple vista. Cualquier variabilidad significativa en estos intervalos o en la morfología de las ondas podría indicar patología.

En un análisis más detallado, se podrían medir otros elementos del ECG como el intervalo QT (que representa la duración total de la despolarización y repolarización ventricular), la onda T (indicativa de la repolarización ventricular), y la onda P (que indica la despolarización atrial). Estos componentes son fundamentales para evaluar la salud cardíaca y pueden revelar anomalías como arritmias, bloqueos cardíacos, y otras condiciones.

Observamos los gráficos en crudo para la primera posición:



Figura 10: Primera configuración BiTalino

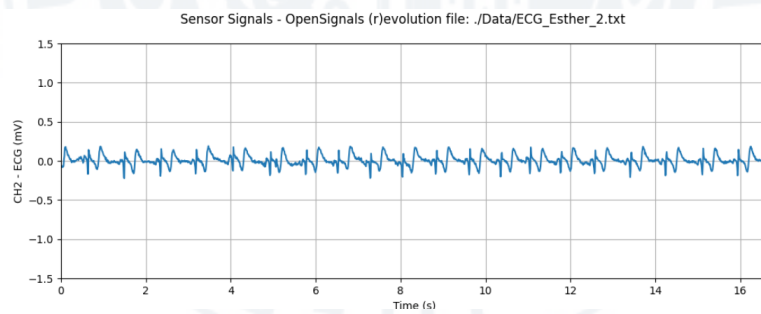


Figura 11: ECG Esther en crudo.

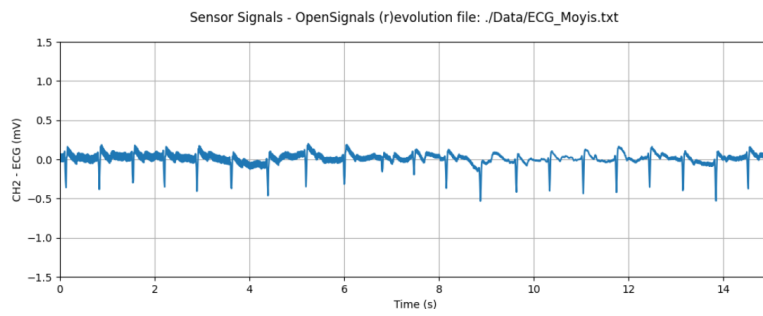


Figura 12: ECG Rubén en crudo.

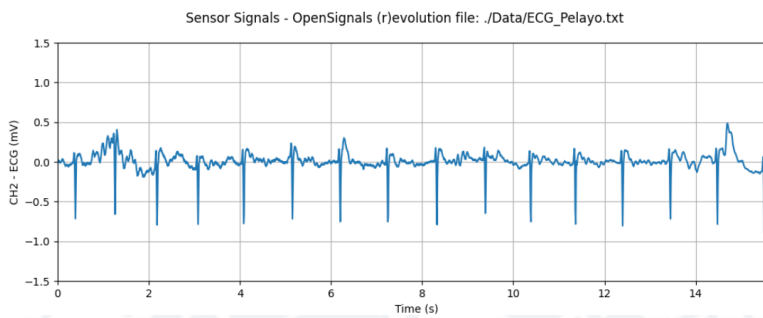


Figura 13: ECG Pelayo en crudo.

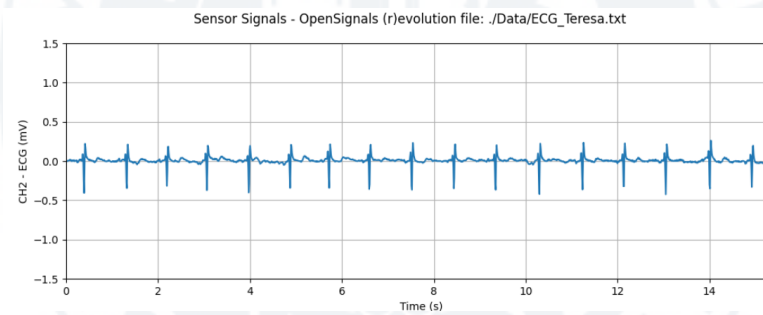


Figura 14: ECG Teresa en crudo.

Ahora observamos dichos gráficos con los picos R, y los intervalos RR:

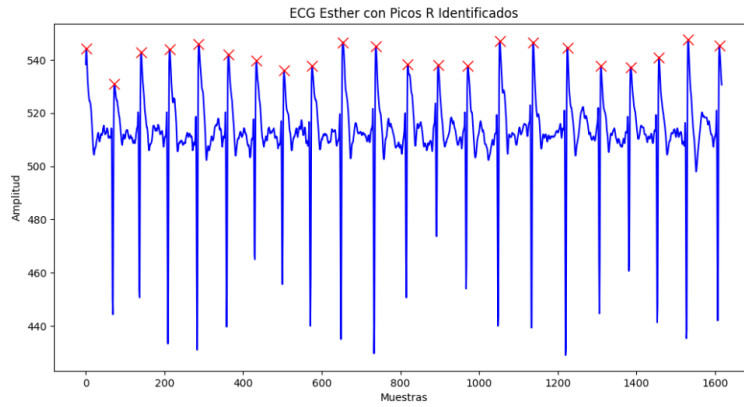


Figura 15: ECG Esther picos identificados.

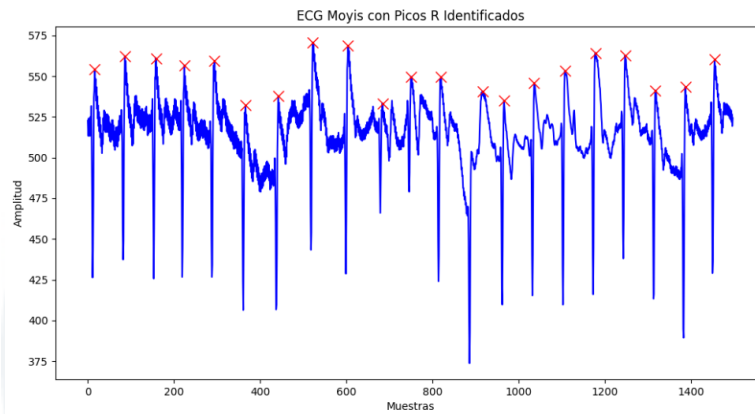


Figura 16: ECG Rubén picos identificados.

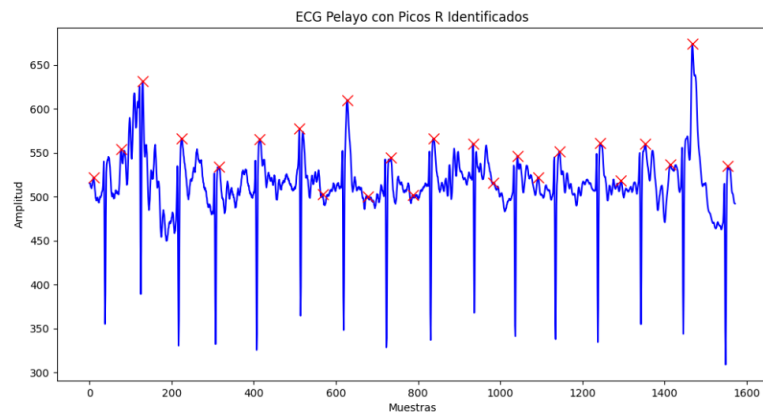


Figura 17: ECG Pelayo picos identificados.

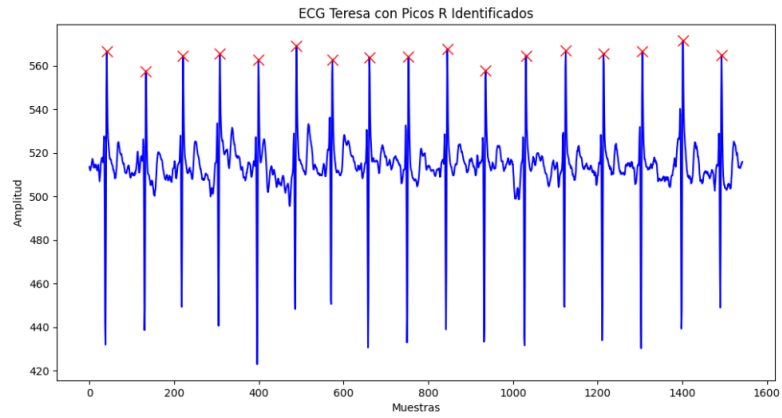


Figura 18: ECG Teresa picos identificados.

Ahora, los resultados con la segunda configuración del bitalino, análogamente, primero en crudo y posteriormente observando los picos R.



Figura 19: Segunda configuración BiTalino

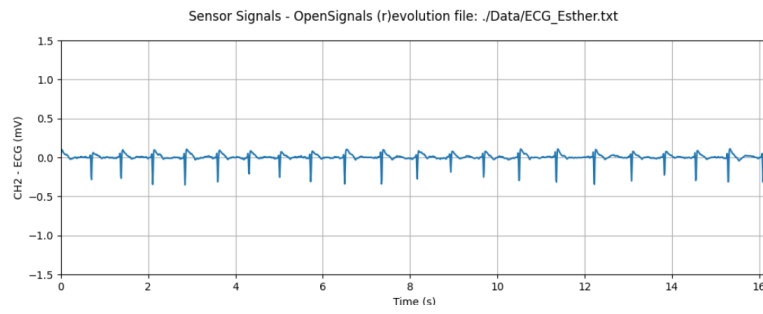


Figura 20: ECG Esther en crudo.

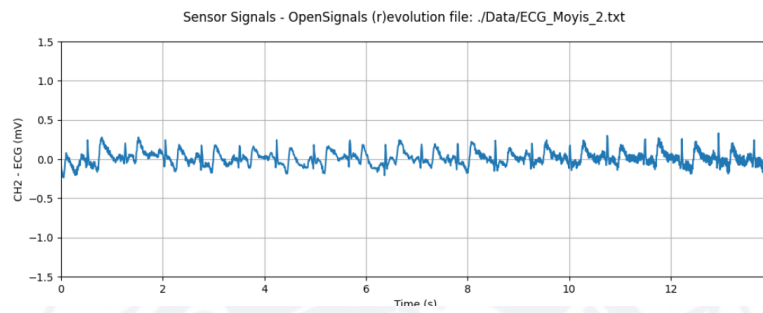


Figura 21: ECG Rubén en crudo.

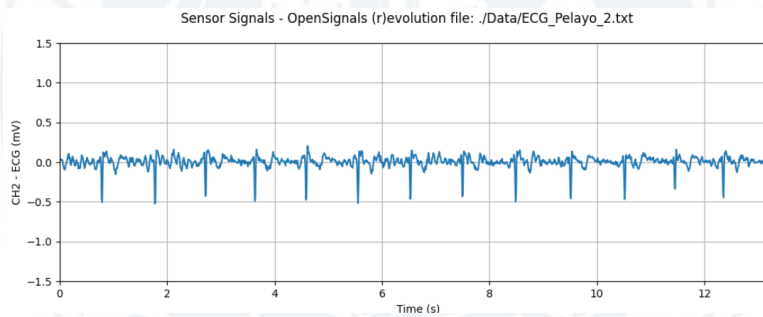


Figura 22: ECG Pelayo en crudo.

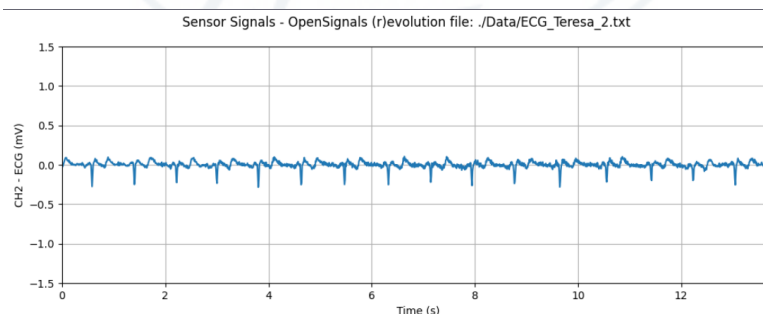


Figura 23: ECG Teresa en crudo.

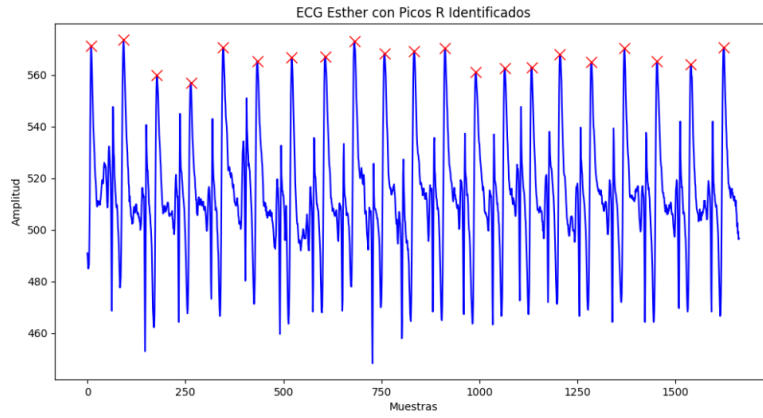


Figura 24: ECG Esther picos identificados.

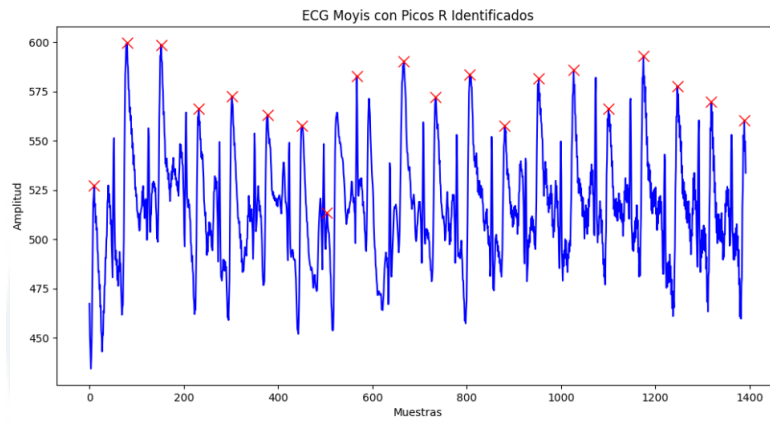


Figura 25: ECG Moyis picos identificados.

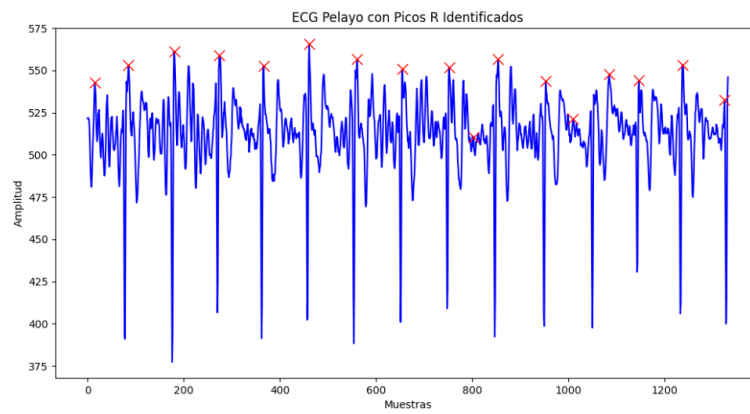


Figura 26: ECG Pelayo picos identificados.

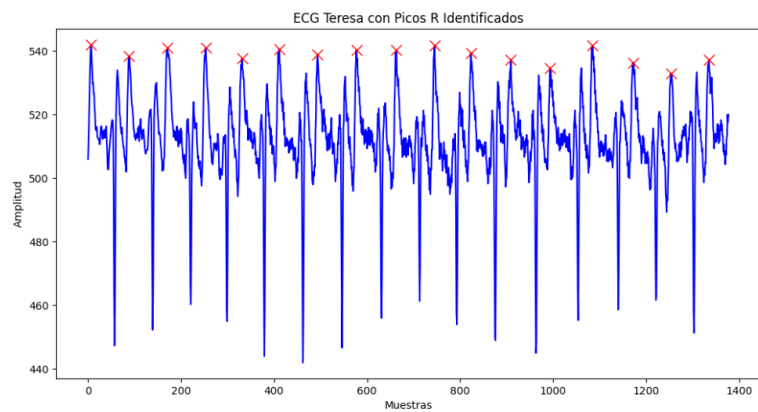


Figura 27: ECG Teresa picos identificados.



3.5. Reflexión

El análisis de electrocardiogramas (ECG) es un pilar fundamental en la evaluación de la salud cardiovascular. La capacidad de identificar patrones y anomalías en la señal eléctrica del corazón puede ser vital para prevenir y tratar enfermedades cardíacas. La información extraída de ECG, como la frecuencia cardíaca, los intervalos RR y QT, y la morfología de las ondas, puede ser indicativa de una variedad de afecciones, incluyendo isquemia miocárdica, hipertrofia ventricular, y arritmias. Sin embargo, la interpretación de los ECG es altamente especializada y depende no sólo de una comparación con rangos normativos, sino también del contexto clínico más amplio del individuo, lo que requiere un análisis cuidadoso por parte de profesionales capacitados. La tecnología y la inteligencia artificial están avanzando en el campo del procesamiento de señales y ofrecen herramientas prometedoras para mejorar la precisión del diagnóstico y la eficiencia en la monitorización de la salud del corazón. No obstante, estos avances deben ser validados a través de la investigación clínica y considerados como complementos, y no sustitutos, del juicio clínico experto.

La manipulación de datos biomédicos, como los ECG, conlleva una responsabilidad ética significativa. La privacidad del paciente es de suma importancia, y cualquier uso de datos médicos personales debe estar en conformidad con las regulaciones de protección de datos, como el GDPR en Europa o la HIPAA en los Estados Unidos. En el contexto de un proyecto de investigación, es esencial obtener el consentimiento informado de los participantes, garantizar la anonimización de los datos y utilizarlos exclusivamente para los fines acordados. Además, la transparencia en el manejo de datos y los posibles sesgos en la interpretación y análisis es crucial para mantener la confianza del público y la integridad de la investigación. En última instancia, el objetivo del uso de datos biomédicos debe ser mejorar la atención al paciente y los resultados de salud, mientras se respetan las consideraciones éticas y legales.

4. Actividad electrodermal (EDA)

4.1. Configuración del Bitalino

La configuración del dispositivo Bitalino para la recolección de datos de actividad electrodermal (EDA) se realizó con un enfoque en la precisión y la reproducibilidad de las medidas. El Bitalino está equipado con sensores de EDA que constan de dos electrodos que deben estar en contacto directo con la piel del sujeto. En la imagen se puede observar la colocación práctica de los electrodos.

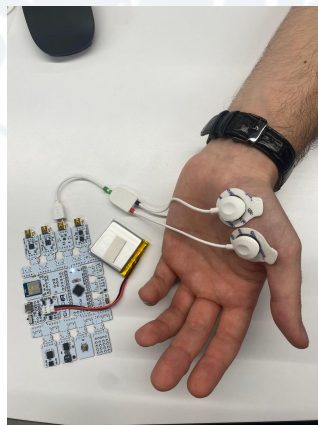


Figura 28: Colocación bitalino EDA.

Antes de iniciar la sesión, el Bitalino se calibró siguiendo el procedimiento estándar reco-

mendado por el fabricante, que implica ajustar la ganancia del amplificador y verificar la línea base de la señal para asegurarse de que no hay artefactos presentes y que la señal está en el rango esperado. Este proceso de calibración se realizó con el sujeto en un estado de reposo, sin estímulos externos que pudieran provocar una respuesta de EDA.

La correcta colocación y configuración del Bitalino es crucial para obtener datos de alta calidad. La imagen muestra claramente que los electrodos se colocaron en áreas con una alta densidad de glándulas sudoríparas, lo que es adecuado para medir la conductancia de la piel, una propiedad que cambia con la activación del sistema nervioso simpático ante estímulos emocionales o fisiológicos.

4.2. Recolección de datos

Los datos de EDA se recopilaron en un entorno controlado con temperatura y humedad constantes para minimizar las variables externas. Los sujetos se sentaron cómodamente y se les pidió que minimizaran los movimientos durante la sesión de grabación para reducir artefactos de señal. Cada sesión de recogida de datos duró aproximadamente 15-20 segundos, donde se registraron las respuestas electrodermales bajo condiciones basales y en respuesta a estímulos específicos.

Hubo una recolección inicial en lo que los datos no llegaron a ser los esperados por lo que se repitió la prueba.

4.3. Preprocesamiento de Datos

El preprocesamiento de los datos de actividad electrodermal (EDA) es un paso crucial para asegurar la calidad y la fiabilidad de los resultados del análisis. Este proceso consiste en dos fases principales: la limpieza de señales y la extracción de características.

Se aplicó un filtro mediano a los datos para atenuar el ruido sin distorsionar la señal de interés. Este método es particularmente eficaz para eliminar el ruido de tipo sal y pimienta que puede ser causado por breves interferencias eléctricas o por movimientos abruptos del sujeto. Posteriormente, se realizó una normalización de los datos, escalando las señales filtradas a un rango común de 0 a 1. Esto permite comparar las señales entre diferentes sujetos y sesiones de manera más efectiva.

Identificamos picos significativos en la señal EDA, que son indicativos de respuestas fisiológicas. Calculamos el número de picos y la altura promedio de estos, ya que son indicadores relevantes de la actividad electrodermal y reflejan la reactividad del sujeto a los estímulos o su estado emocional. Los resultados nos devuelven el número de picos y la altura promedio de los mismos. Se podría visualizar de mejor manera con graficos posteriormente.

1. Esther: (3, 0.7685185185185185)
2. Moyis: (3, 0.6106442577030813)
3. Pelayo: (7, 0.5923344947735192)
4. Teresa: (6, 0.5900900900900901)

4.4. Análisis de Datos con IA

Para el análisis de los datos preprocesados, se seleccionó un modelo de clasificación basado en árboles de decisión, implementado a través de la biblioteca de aprendizaje automático Scikit-learn de Python. Este modelo se eligió por su interpretabilidad y eficacia en conjuntos de datos pequeños y medianos. Aunque la precisión del modelo fue perfecta, es probable que esto se deba

al tamaño reducido de nuestro conjunto de datos. Se destacó la necesidad de recopilar más datos para evaluar el modelo de manera más robusta.

4.5. Visualización y Interpretación

La visualización de los datos procesados proporciona una comprensión intuitiva de la actividad electrodermal a lo largo del tiempo y entre sujetos. Se generaron gráficos de series temporales, histogramas, box plots y gráficos de dispersión utilizando Matplotlib y Seaborn en Python. Estas visualizaciones revelaron diferencias significativas en la actividad EDA entre los sujetos, lo que sugiere variaciones en la reactividad fisiológica o posibles problemas en la recopilación de datos. Se enfatizó la importancia de una recolección de datos cuidadosa para futuros análisis.

Gráficos de datos sin filtrar

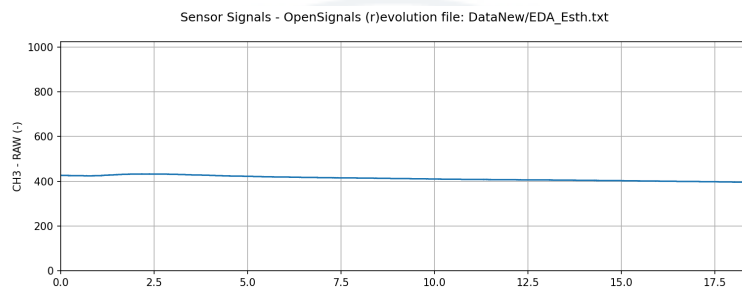


Figura 29: EDA sin filtrar Esther.

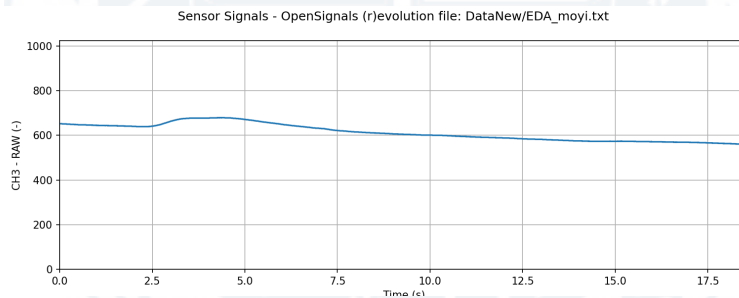


Figura 30: EDA sin filtrar Moyis.

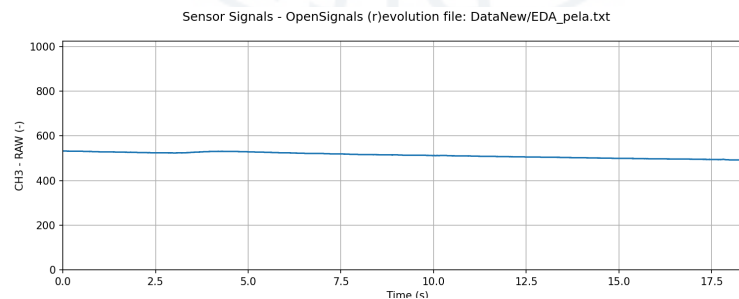


Figura 31: EDA sin filtrar Pelayo.

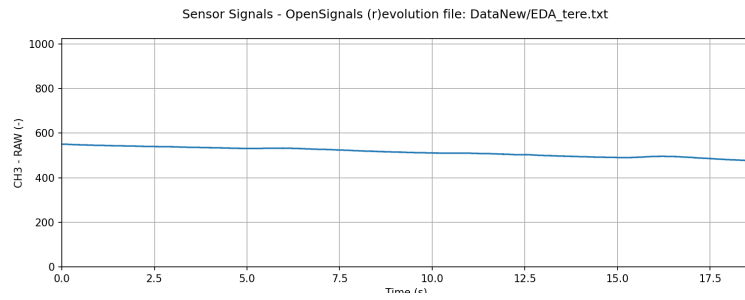


Figura 32: EDA sin filtrar Teresa.

4.5.1. Gráficos de datos filtrados

A parte de la gráfica de EDA filtrado, se ha decidido realizar algunas visualizaciones sobre el análisis de picos para interpretar mejor los resultados.

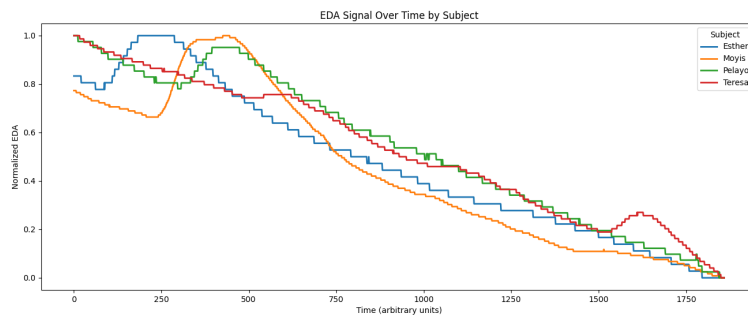


Figura 33: EDA datos normalizados.

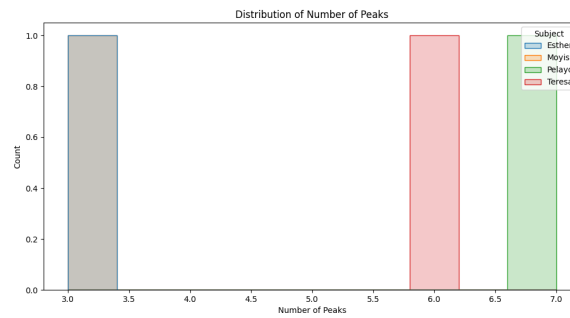


Figura 34: Distribución del número de picos .

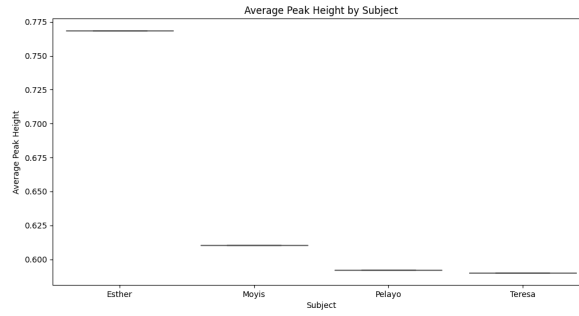


Figura 35: Altura media de los picos

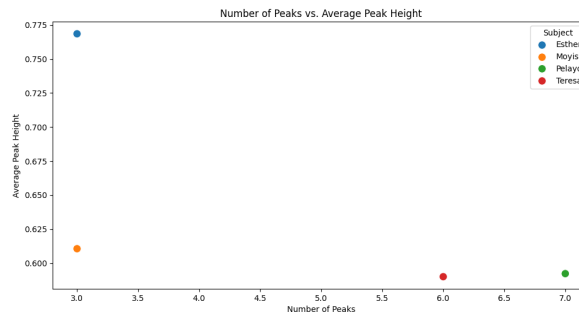


Figura 36: Numero de Picos vs altura media

4.6. Reflexión

Al analizar datos fisiológicos con tecnologías de inteligencia artificial, es imperativo considerar la privacidad y el consentimiento informado de los participantes. Asegurar la anonimidad y la seguridad de la información personal es esencial. Además, es crucial ser transparente sobre el uso y objetivos del análisis, respetando la autonomía de los individuos y evitando cualquier forma de discriminación o sesgo que pudiera derivarse de la interpretación de los datos. Estas consideraciones éticas son fundamentales para mantener la integridad y la confianza en la investigación biomédica.