Pipeline reproducible de preprocesamiento de señales GSR y PPG para aprendizaje automático con *wearables*

David Martínez-Acha[1][0009−0005−4214−2845], Gadea Lucas-Pérez[1][0009−0009−2258−8507], Rodrigo Pascual-García[1][0009−0005−8791−4159], Ana Serrano-Mamolar[1][0009−0009−2258−8507], and Álvar Arnaiz-González[1][0000−0001−6965−0237]

Departamento de Ingeniería Informática, Universidad de Burgos, España
dmacha@ubu.es

Resumen Este trabajo presenta un *pipeline* reproducible de preprocesado para señales de respuesta galvánica de la piel (GSR) y fotopletismografía (PPG) adquiridas con dispositivos *wearables*. A diferencia de enfoques previos, el trabajo combina decisiones específicas por tipo de señal con métricas objetivas de calidad, permitiendo evaluar de forma sistemática el efecto del preprocesado en condiciones con artefactos de movimiento. La evaluación se realizó sobre una experimentación con 10 participantes que incluyó una actividad de sentadillas, especialmente propensa a artefactos por movimiento, así como diversos estímulos audiovisuales. Los resultados muestran que el comportamiento del *pipeline* no es uniforme en todas las métricas ni en todos los casos, pero sí proporciona una tratamiento claro y consistente que mejora la interpretabilidad de la señal y facilita la obtención de variables derivadas, como la frecuencia cardíaca (HR) a partir de PPG, que en muchos casos solo es posible tras el procesamiento de la señal. Además, un experimento de clasificación binaria sobre ventanas temporales construidas a partir de las señales crudas y procesadas sugiere que el preprocesado no solo mejora la interpretabilidad de las señales fisiológicas, sino que también favorece su utilización en tareas de aprendizaje automático. En conjunto, la propuesta ofrece una base práctica para el acondicionamiento de señales fisiológicas en contextos de computación afectiva y monitorización con dispositivos *wearables*.

Keywords: Computación afectiva · Aprendizaje automático *Wearables* · Actividad electrodérmica · Fotopletismografía · Señales fisiológicas

1. Introducción

Las señales fisiológicas obtenidas mediante dispositivos *wearables* se utilizan con frecuencia en contextos de computación afectiva y análisis del estado fisiológico. En los últimos años, estas señales han sido ampliamente utilizadas

para entrenar modelos de aprendizaje automático orientados a tareas como la detección de estrés, la inferencia de estados emocionales o la monitorización de la actividad fisiológica [9,16,18]. En este contexto, la calidad de las señales de entrada es un factor crítico, ya que el rendimiento de los modelos depende directamente de la fiabilidad de las características extraídas. Sin embargo, las señales adquiridas mediante dispositivos *wearables* suelen estar afectadas por ruido y artefactos de movimiento, lo que hace imprescindible una etapa de preprocesado adecuada antes de cualquier análisis basado en datos. Entre los tipos de señal más empleados se encuentran la respuesta galvánica de la piel (GSR, también conocida como actividad electrodérmica – EDA) y la fotopletismografía (PPG), ambas especialmente sensibles al ruido introducido durante la adquisición en condiciones naturales fuera de laboratorio.

El preprocesado constituye, por tanto, una etapa central dentro del análisis de este tipo de señales. Su función no se limita a suavizar la señal, sino a establecer una secuencia de operaciones que permita reducir artefactos, controlar anomalías, homogeneizar las marcas temporales, al mismo tiempo que se conserva la información fisiológicamente relevante. Esta necesidad se hace especialmente patente en señales como GSR, donde predominan cambios lentos y progresivos, y en PPG, cuya estructura pulsátil resulta más vulnerable al ruido y a la inestabilidad por movimiento. Sin embargo, a pesar de la importancia de esta etapa, el preprocesado suele abordarse mediante procedimientos genéricos sin una evaluación sistemática de su impacto en la calidad de cada señal y en la extracción de patrones fisiológicos. Además, la heterogeneidad en las estrategias utilizadas en la literatura y la falta de protocolos estandarizados dificulta la reproducibilidad y la comparación entre estudios [13].

En este trabajo se analiza el impacto del preprocesado sobre la calidad de las señales fisiológicas y sobre su utilización posterior en tareas de aprendizaje automático. Para ello, se propone un *pipeline* reproducible centrado en señales GSR y PPG adquiridas mediante dispositivos *wearables*, estructurado en cuatro etapas principales: remuestreo, detección de *outliers*, filtrado y evaluación de calidad. Además de mejorar la interpretabilidad de las señales, el trabajo estudia cómo este proceso puede facilitar la extracción de variables fisiológicas y favorecer la construcción de representaciones más adecuadas para modelos de aprendizaje automático.

Dos aspectos resultan especialmente relevantes dentro de esta propuesta. Las señales GSR y PPG no requieren el mismo tratamiento porque presentan propiedades distintas; por ello, tanto la frecuencia de remuestreo como el filtrado se definen de forma específica para cada una [7,19]. El segundo es la incorporación de métricas objetivas de calidad, con el fin de no limitar la validación de la señal a una inspección visual. Aun así, la interpretación de estas métricas debe complementarse siempre con una inspección visual por parte de una persona experta de las distintas etapas del procesado, ya que las métricas solo verifican, bajo determinados criterios la corrección matemática de las señales, pero no garantizan que las señales resultantes conserven significado fisiológico.

El artículo está organizado de la siguiente manera: en primer lugar, se revisan los trabajos relacionados en la sección 2. A continuación, la sección 3 describe el *pipeline* completo, incluyendo las particularidades de cada señal y las métricas empleadas. Posteriormente, la sección 4 detalla la configuración experimental, que abarca los participantes, la toma de datos y el posicionamiento de los sensores. Por último, las secciones 5 y 6 presentan los resultados y las conclusiones, respectivamente.

2. Trabajos relacionados

Existen diversas herramientas de código abierto para el procesamiento de señales fisiológicas. Por ejemplo, NeuroKit2 [11] incluye funciones para limpiar señales, detectar eventos y extraer variables derivadas, como el ritmo cardíaco (HR). De manera similar, BioSPPy [2] proporciona módulos similares para bioseñales, mientras que pyEDA [1] está orientado al preprocesado y la extracción de características de actividad electrodérmica.

Algunas propuestas abordan flujos más completos para datos procedentes de dispositivos *wearables*. FLIRT [5] maneja ruido, artefactos y datos perdidos antes de generar características por ventanas para aprendizaje automático, incorporando estrategias como filtros de partículas y detección de artefactos. En trabajos aplicados al estrés, Campanella et al. [4] segmentan PPG y GSR en ventanas de un minuto, filtran la señal PPG, detectan picos para obtener intervalos pulso a pulso y suavizan GSR mediante filtrado. Del mismo modo, Nechyporenko et al. [12] emplean también GSR y PPG con una etapa de preprocesado previa a la clasificación.

Otros estudios se enfocan en decisiones concretas del preprocesado, como Silva et al. [19] que analizan cómo la frecuencia de muestreo y la interpolación influyen en la morfología de PPG y GSR y en la extracción de características. Kalinkov y Markova [6] estudian la segmentación de PPG, el remuestreo y la separación de las componentes tónica y fásica de GSR.

La evaluación de la calidad de la señal también resulta fundamental. En el trabajo de Böttcher et al. [3] proponen criterios para datos de dispositivos *wearable*; Kleckner et al. [8] definen reglas transparentes para GSR ambulatoria basadas en rangos, pendiente y temperatura; y Maki et al. [10] plantean una métrica de fiabilidad para BVP basada en la estabilidad de las amplitudes.

En conjunto, estos trabajos evidencian la necesidad de combinar un preprocesado específico por señal con una evaluación objetiva de calidad, enfoque que se adopta en este trabajo.

3. *Pipeline* propuesto

El *pipeline* de preprocesado se implementó[1] en *Python*, utilizando bibliotecas de análisis numérico como *NumPy* o *SciPy* y herramientas habituales de proce-

[1] El código del preprocesamiento y los datos del ejemplo están disponibles en `https://github.com/gadea-lucas/pipeline-preprocesamiento-senales-GSR-PPG`

samiento fisiológico como *Neurokit2*. El procedimiento mantiene una estructura común para GSR y PPG, aunque adapta cada etapa a las características temporales de cada señal. El procedimiento se organizó en tres etapas principales: remuestreo, detección de valores atípicos y filtrado. La evaluación de la calidad se realizó de forma complementaria mediante métricas específicas aplicadas a las señales procesadas. El *pipeline* propuesto queda resumido en la Figura 1.

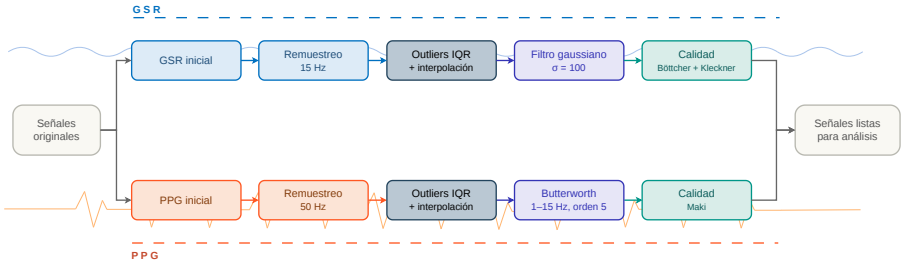


Figura 1: *Pipeline* de preprocesado de señales GSR y PPG.

3.1. Remuestreo

En primer lugar, las señales GSR se remuestrean a 15 Hz y las señales PPG a 50 Hz. Esta decisión se adoptó para unificar la resolución temporal dentro de cada tipo de señal y, al mismo tiempo, mantener frecuencias compatibles con la dinámica fisiológica de ambas señales [7,19]. Además, esta elección responde al carácter general del *pipeline*, diseñado para funcionar con independencia de los dispositivos utilizados, especialmente en contextos experimentales en los que se combinan múltiples dispositivos con frecuencias de muestreo muy diferentes.

En GSR, una frecuencia de 15 Hz resulta suficiente para representar una señal de evolución lenta, sin pérdida relevante de información. En PPG, el uso de 50 Hz responde a la necesidad de conservar adecuadamente la estructura pulsátil de la señal.

3.2. Detección de valores atípicos

Tras el remuestreo, se aplica una detección de *outliers* basada en el rango intercuartílico (IQR) [12]. Las muestras detectadas se sustituyen por valores interpolados, con el objetivo de reducir irregularidades puntuales antes del filtrado.

3.3. Filtrado

Una vez realizado el muestreo y la eliminación de valores atípicos, las señales se filtraron en función de la señal:

- Las señales GSR se procesan mediante un filtro gaussiano [4] con parámetro $\sigma = 100$. Esta elección responde a la naturaleza lenta y progresiva de la conductancia dérmica, en la que interesa suavizar pequeñas irregularidades sin alterar de forma agresiva la evolución general del trazado.

- Las señales PPG se procesan mediante un filtro Butterworth paso banda de quinto orden [14], con frecuencias de corte de 1 y 15 Hz.

La elección de los filtros corresponde a las características de la señal. Por un lado, el filtrado gaussiano permite reducir fluctuaciones falsas manteniendo una transición suave entre muestras consecutivas. En este contexto, su uso favorece una representación más estable de la señal, compatible con el análisis de cambios tónicos. En cuanto a la elección de Butterworth, se justifica por la necesidad de conservar la componente fisiológicamente útil de la PPG, especialmente cuando la señal bruta presenta tendencia o artefactos visibles. Tras esta etapa, la serie resultante presenta un comportamiento más adecuado para fases posteriores de análisis.

3.4. Métricas y evaluación de calidad

Además del preprocesado convencional, el *pipeline* incorpora métricas específicas de calidad que evalúan la señal resultante para así disponer de un criterio adicional antes de fases posteriores de análisis. Para GSR se utilizan dos métricas de calidad: *Böttcher quality* [3] y *Kleckner quality* [8]. La primera combina restricciones sobre amplitud y tasa de cambio, mientras que la segunda comprueba si la señal se mantiene dentro de rangos compatibles con un comportamiento fisiológicamente razonable. En ambos casos, el objetivo es identificar señales poco fiables o segmentos incompatibles con la dinámica esperable. Para PPG se utiliza la métrica *Maki quality* [10]. El procedimiento centra la señal, detecta picos, normaliza con respecto a la altura media y calcula la varianza de las amplitudes obtenidas. Bajo esta formulación, valores más bajos indican una mayor estabilidad de la señal, mientras que valores elevados se asocian a peor calidad.

3.5. Configuración final

En resumen, la configuración final del *pipeline* quedó establecida del siguiente modo:

- GSR: remuestreo a 15 Hz, detección de *outliers* mediante IQR y filtrado gaussiano.
- PPG: remuestreo a 50 Hz, detección de *outliers* mediante IQR y filtrado Butterworth pasa banda de quinto orden.

El *pipeline* completo puede ser evaluado y ejecutado mediante el software SignAlchemist[2], una herramienta de código abierto para el procesamiento de señales sin necesidad de ejecución de código.

[2] Accesible desde `https://signalchemist.dmacha.dev/`

4. Configuración experimental

El estudio se realizó conforme a la Declaración de Helsinki [20] y fue aprobado por el Comité de Ética de la Universidad de Burgos (IR-14/2022). Antes de participar, todas las personas voluntarias firmaron un consentimiento informado con los objetivos y el procedimiento experimental. En total participaron 10 personas, 5 hombres y 5 mujeres, con una edad media de 27.9 ± 7.1 años.

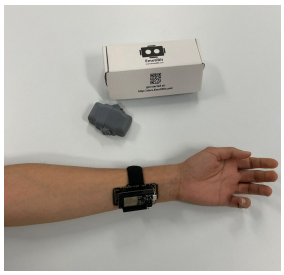


Figura 2: Posición de EmotiBit para la captura de datos.

Los datos fueron capturados mediante un dispositivo EmotiBit[3] ubicado en la región volar del antebrazo izquierdo (ver Figura 2).

Todos los participantes comenzaron con un periodo basal de 2 minutos en reposo (*i.e.*, sentado), con el fin de establecer una referencia fisiológica inicial. A continuación, realizaron una prueba de 30 sentadillas en 45 segundos, similar al test de Ruffier-Dickson [17], cuyo objetivo era provocar un cambio fisiológico claro y, al mismo tiempo, generar una condición especialmente exigente para el procesamiento de señal debido a la probable presencia de artefactos por movimiento. Tras esta tarea, se incluyó un minuto de recuperación antes de presentar un primer estímulo audiovisual (vídeo 1) de 29 segundos, tomado de *Pink Flamingos*, utilizado para inducir asco [15]. Después de este fragmento, se añadió un segundo periodo de recuperación de 1 minuto y, finalmente, se presentó un segundo vídeo (vídeo 2) de 130 segundos, extraído de *El Rey León*, orientado a inducir tristeza [15].

Las sesiones fueron monitorizadas en tiempo real mediante el *software* de EmotiBit y grabadas en la tarjeta microSD incorporada en el dispositivo para su posterior extracción y procesamiento.

5. Resultados y discusión

En esta sección se plantea una aplicación práctica del *pipeline* con dos casos de uso frecuentes al tratar con datos fisiológicos: limpieza y adecuación de señales con artefactos y predicción mediante técnicas de aprendizaje automático a las señales preprocesadas.

[3] `https://www.emotibit.com/product/all-in-one-emotibit-bundle`

5.1. Evaluación del *pipeline* sobre los segmentos de sentadillas

Para evaluar y ejemplificar el *pipeline*, se ha optado por utilizar los segmentos de sentadillas, con la intención de evaluarlo en un escenario especialmente exigente con artefactos por movimiento.

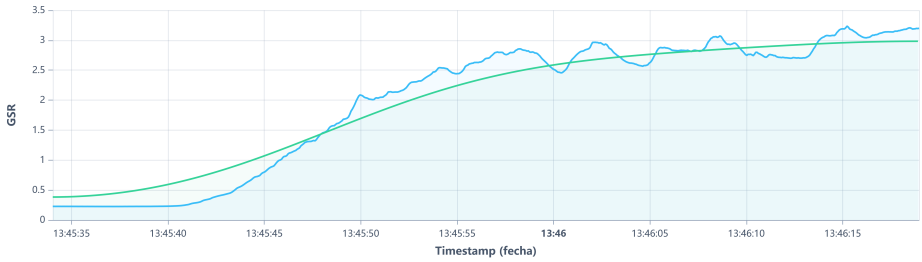


Figura 3: Ejemplo de señal GSR antes (azul) y después (verde) del *pipeline*. La comparación permite apreciar cómo el preprocesado suaviza parte de la variación local sin perder la tendencia general.

La Figura 3 permite apreciar cómo el *pipeline* no altera de forma agresiva la estructura general del segmento, sino que conserva la evolución lenta de la señal y reduce parte de la variación local. Esta observación es importante porque, en una señal como GSR, una limpieza excesivamente intensa podría simplificar en exceso la dinámica temporal. En el ejemplo mostrado, el resultado final sigue reflejando la tendencia ascendente.

En GSR, la métrica *Böttcher quality* aumentó en 6 de los 10 usuarios, permaneció sin cambios en 3 y disminuyó en 1, con una variación media de 0.063. Este comportamiento sugiere que el *pipeline* tiende a mejorar la señal. La Figura 4 muestra además que persisten diferencias notables entre sujetos: algunos segmentos alcanzan puntuaciones más altas tras el procesado, mientras que otros mantienen valores bajos incluso después del filtrado. Por tanto, el efecto del *pipeline* sobre GSR parece depender en buena medida del nivel de degradación ya presente.

La métrica *Kleckner quality* resultó menos informativa. En 9 de los 10 casos la puntuación permaneció esencialmente igual tras el preprocesado, y solo en 1 caso se observó una ligera disminución. Este patrón indica que, para estos segmentos de sentadillas, gran parte de las señales ya cumplían desde el inicio los criterios de rango y pendiente utilizados por dicha métrica.

En el caso de PPG, la lectura de los resultados resulta más clara si se combina la inspección visual de la señal con las métricas de calidad y la estimación de la frecuencia cardíaca derivada.

La Figura 5 permite observar, en la gráfica superior, que la señal original presenta una cierta tendencia y que los pulsos no quedan centrados alrededor de una misma horizontal, lo que dificulta la detección de picos. Tras el preprocesado, la señal resulta menos irregular y presenta una morfología pulsátil más

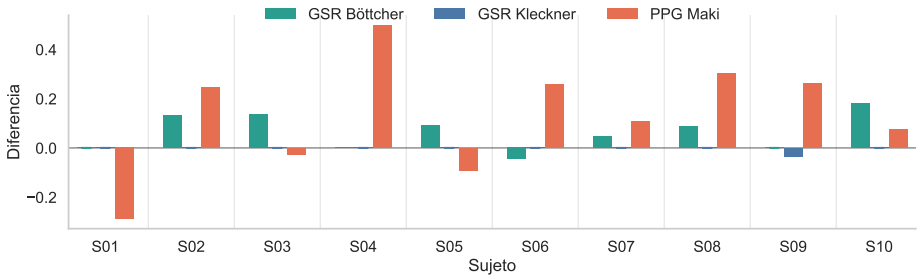
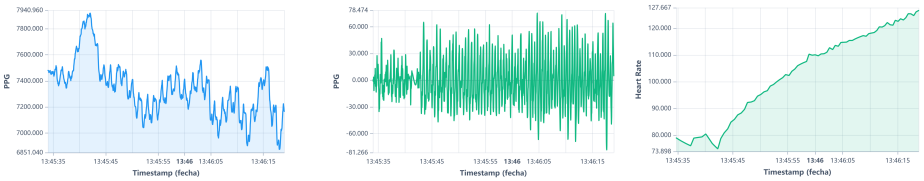


Figura 4: Comparación de las métricas de calidad antes y después del procesamiento sobre los 10 segmentos analizados. Valores positivos representan mejoría.



(a) Señal PPG original (b) Señal procesada (c) Frecuencia cardíaca

Figura 5: Ejemplo de procesado de la señal PPG del sujeto nº 4 (segmento correspondiente a la prueba de sentadillas). En (a) se muestra la señal original, (b) presenta la señal resultante tras aplicar el *pipeline* y (c) muestra la serie de frecuencia cardíaca.

clara, ya que los latidos quedan alineados respecto a una referencia más estable. Esta señal preprocesada se muestra de nuevo en la gráfica inferior, donde, aunque la señal PPG final sigue presentando oscilaciones intensas y los picos conservan cierta variación, es posible reconocerlos con mayor robustez y extraer matemáticamente métricas derivadas como el IBI y, a partir de él, una secuencia de HR interpretable en el segmento analizado. La señal HR derivada resulta además fisiológicamente razonable y, dado que la señal corresponde con un ejercicio completo de sentadillas, el ritmo cardíaco debería aumentar hasta el final de la prueba.

De hecho, resulta muy relevante que la estimación del ritmo cardíaco a partir de la señal PPG solo fue posible en dos de los diez sujetos utilizando la señal original, mientras que tras aplicar el *pipeline* se obtuvo una estimación interpretable en los diez casos. Esto también indica la gran utilidad de la métrica *Maki quality* cuyos valores mejoraban notablemente después del preprocesado.

Este resultado no implica por sí mismo una validación fisiológica de la HR obtenida, pero sí evidencia el impacto directo del preprocesado en la viabilidad del análisis fisiológico, concretamente en la detección de picos, en un contexto especialmente sensible al movimiento.

Desde el punto de vista cuantitativo, la métrica *Maki quality* disminuyó en 7 de los 10 usuarios y aumentó en 3, con una reducción media de 0.135, equivalente aproximadamente a un 18.5 % relativo. Dado que valores más bajos indican mejor calidad, este resultado apunta a una tendencia general favorable. La dispersión observada entre sujetos sugiere que el efecto del filtrado Butterworth y del remuestreo depende también de la forma inicial de la señal.

Sobre estos 10 segmentos de sentadillas, la mejora aparece con mayor claridad en *Böttcher quality* para GSR y en *Maki quality* para PPG, mientras que otras métricas, como Kleckner, muestran poca variación. Aun así, la inspección visual de las señales procesadas muestra un resultado coherente con el objetivo del *pipeline*, ya que en ambos casos se obtiene una representación más estable y más fácil de interpretar que la señal original.

5.2. Caso de uso de clasificación con la señal filtrada

Con el fin de mostrar una aplicación práctica del *pipeline*, se diseñó además un ejercicio de clasificación binaria sobre ventanas de 5 segundos extraídas de la señal completa de cada sujeto. En este caso, los segmentos *baseline* y el vídeo 2 se agruparon como activación baja, mientras que las sentadillas y vídeo 1 se consideraron activación alta. A partir de esta definición se generaron dos versiones del conjunto de datos: una utilizando directamente las señales crudas (*i.e.*, sin procesado) y otra utilizando las señales tras aplicar el *pipeline* completo.

Con el fin de trasladar las señales preprocesadas a un escenario de clasificación, se construyó un conjunto de datos en el que cada muestra representara un fragmento breve de actividad fisiológica asociado a una de las dos clases consideradas. Para ello, cada tarea se dividió en intervalos consecutivos de 5 segundos sin solapamiento, de modo que cada ventana conservara información temporal suficiente. El conjunto final tiene 628 ventanas (muestras/instancias), con una distribución desequilibrada entre clases, concretamente 489 de activación baja frente a 139 de activación alta. A partir de cada una de estas ventanas, se extrajeron características temporales con `tsfresh` (tanto para la señal GSR como para la señal PPG) y, posteriormente, ambas representaciones se combinaron en una única matriz de características. Sobre ambos conjuntos de datos, uno construido a partir de las señales en crudo y otro a partir de las señales procesadas, se entrenó un clasificador *Random Forest* mediante una estrategia *leave-one-subject-out*, implementada con *GroupKFold*, de modo que todas las ventanas de un mismo sujeto quedaran siempre fuera del entrenamiento (solo para *test*).

Los resultados muestran una diferencia favorable a la versión procesada. Utilizando las ventanas construidas a partir de la señal cruda, el valor medio de *F1-macro*[4], fue de 0.676 ± 0.122. Por otro lado, cuando las ventanas se construyeron a partir de la señal ya procesada, este valor aumentó hasta 0.772 ± 0.111. De forma consistente, el coeficiente de correlación de Matthews (*MCC*) también mejoró, pasando de 0.438 ± 0.215 en la versión cruda a 0.592 ± 0.214 en la versión

[4] Se utilizó la medida F1 debido al desequilibrio existente entre las clases.

procesada. En la Figura 6 se observa que el preprocesado mejoró el resultado en 8 de los 10 sujetos evaluados.

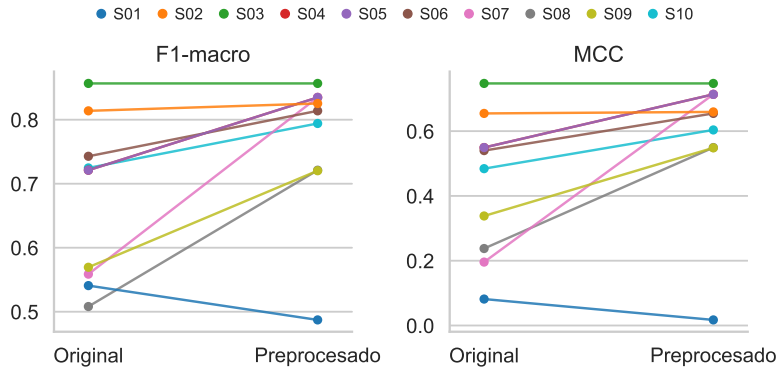


Figura 6: Impacto en la precisión del clasificador (*F1-macro* y *MCC*) entrenado con la señal original o filtrada sobre cada uno de los sujetos.

Este resultado debe interpretarse como una evidencia complementaria del comportamiento del *pipeline*. Este caso de uso resulta útil para ilustrar el efecto práctico del preprocesado en un escenario posterior de aprendizaje automático. En este sentido, además de mejorar la interpretabilidad visual de las señales y facilitar la obtención de medidas derivadas como la frecuencia cardíaca, el *pipeline* también favorece la construcción de representaciones más informativas para tareas de aprendizaje automático.

6. Conclusiones

El trabajo presenta un *pipeline* reproducible de preprocesado para señales GSR y PPG orientado a contextos de adquisición con *wearables*, donde el ruido y los artefactos son frecuentes. La propuesta combina remuestreo, eliminación de *outliers*, filtrado y métricas de calidad, con el fin de establecer una secuencia homogénea de tratamiento antes de cualquier etapa posterior de análisis.

Los resultados obtenidos sobre 10 segmentos de sentadillas muestran que el comportamiento del *pipeline* no es idéntico en todas las métricas ni en todos los sujetos, pero sí produce señales más limpias, estables y fisiológicamente interpretables. En GSR, el procesado conserva la forma general del trazado y reduce parte de la variación local sin alterar su evolución lenta. En PPG, el efecto es especialmente relevante porque la señal original presenta una cierta tendencia y unos pulsos menos alineados, lo que dificulta la detección consistente de picos. Tras el preprocesado, los latidos quedan centrados, lo que hace viable la extracción del intervalo entre latidos (IBI) y, a partir de él, la frecuencia cardíaca en un escenario con artefactos de movimiento. Además, la inspección visual de la señal HR obtenida presenta una evolución fisiológicamente coherente.

Adicionalmente, el trabajo evalúa cómo el *pipeline* propuesto puede beneficiar tareas de aprendizaje automático sobre dichas señales. Para ello se preparó un conjunto de datos de clasificación binaria a partir de ventanas temporales construidas sobre distintas tareas del protocolo experimental. En este escenario, el conjunto derivado de las señales procesadas obtuvo un rendimiento superior al construido a partir de las señales en crudo en la mayoría de los sujetos evaluados, lo que sugiere que el *pipeline* no solo mejora la interpretabilidad de las señales fisiológicas, sino que también favorece la construcción de representaciones más adecuadas en forma de conjunto de datos para tareas posteriores de aprendizaje automático.

El flujo de preprocesado definido por este artículo puede servir como punto de partida para análisis posteriores y para comparar de forma más homogénea señales obtenidas con distintos dispositivos o en contextos experimentales diferentes.

Agradecimientos

Este trabajo es parte del proyecto de I+D+i PID2023-150694OA-I00, financiado por MICIU/AEI/10.13039/501100011033 y "FEDER/UE".

Referencias

1. Aqajari, S.A.H., Kasaeyan Naeini, E., Asgari Mehrabadi, M., Labbaf, S., Dutt, N., Rahmani, A.M.: pyEDA: An open-source python toolkit for pre-processing and feature extraction of electrodermal activity. Procedia Computer Science **184**, 99–106 (2021). https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.03.021
2. Bota, P., Silva, R., Carreiras, C., Fred, A., da Silva, H.P.: BioSPPy: A python toolbox for physiological signal processing. SoftwareX **26**, 101712 (2024). https://doi.org/10.1016/j.softx.2024.101712
3. Böttcher, S., Vieluf, S., Bruno, E., Joseph, B., Epitashvili, N., Biondi, A., Zabler, N., Glasstetter, M., Dümpelmann, M., Van Laerhoven, K., et al.: Data quality evaluation in wearable monitoring. Scientific Reports **12**(1), 21412 (2022). https://doi.org/10.1038/s41598-022-25949-x
4. Campanella, S., Altaleb, A., Belli, A., Pierleoni, P., Palma, L.: A method for stress detection using Empatica E4 bracelet and machine-learning techniques. Sensors **23**(7), 3565 (2023). https://doi.org/10.3390/s23073565
5. Föll, S., Maritsch, M., Spinola, F., Mishra, V., Barata, F., Kowatsch, T., Fleisch, E., Wortmann, F.: FLIRT: A feature generation toolkit for wearable data. Computer Methods and Programs in Biomedicine **212**, 106461 (2021). https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2021.106461
6. Kalinkov, K., Markova, V.: Preprocessing of PPG and EDA signals for detection of emotional and cognitive states via physiological signals. Annual Journal of Technical University of Varna, Bulgaria **6**(2), 49–56 (2022). https://doi.org/10.29114/ajtuv.vol6.iss2.253
7. Kim, K.B., Baek, H.J.: Photoplethysmography in wearable devices: A comprehensive review of technological advances, current challenges, and future directions. Electronics **12**(13), 2923 (2023). https://doi.org/10.3390/electronics12132923

8. Kleckner, I.R., Jones, R.M., Wilder-Smith, O., Wormwood, J.B., Akcakaya, M., Quigley, K.S., Lord, C., Goodwin, M.S.: Simple, transparent, and flexible automated quality assessment procedures for ambulatory electrodermal activity data. IEEE Transactions on Biomedical Engineering **65**(7), 1460–1467 (2017). https://doi.org/10.1109/TBME.2017.2758643
9. Li, F., Zhang, D.: Multimodal physiological signals from wearable sensors for affective computing: A systematic review. Intelligent Sports and Health **1**(4), 210–222 (2025). https://doi.org/10.1016/j.ish.2025.10.001
10. Maki, Y., Monno, Y., Yoshizaki, K., Tanaka, M., Okutomi, M.: Inter-beat interval estimation from facial video based on reliability of BVP signals. In: 2019 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). pp. 6525–6528. IEEE (2019). https://doi.org/10.1109/EMBC.2019.8857081
11. Makowski, D., Pham, T., Lau, Z.J., Brammer, J.C., Lespinasse, F., Pham, H., Schölzel, C., Chen, S.H.A.: NeuroKit2: A python toolbox for neurophysiological signal processing. Behavior Research Methods **53**(4), 1689–1696 (2021). https://doi.org/10.3758/s13428-020-01516-y
12. Nechyporenko, A., Frohme, M., Strelchuk, Y., Omelchenko, V., Gargin, V., Ishchenko, L., Alekseeva, V.: Galvanic skin response and photoplethysmography for stress recognition using machine learning and wearable sensors. Applied Sciences **14**(24), 11997 (2024). https://doi.org/10.3390/app142411997
13. Pataca, A.O., Zdravevski, E., Coelho, P.J., Garcia, N.M., Deryuck, M., Albuquerque, C., Pires, I.M.: Use of machine learning for predicting stress episodes based on wearable sensor data: A systematic review. Computers in Biology and Medicine **198**, 111166 (2025). https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2025.111166
14. Ronca, V., Martinez-Levy, A.C., Vozzi, A., Giorgi, A., Aricò, P., Capotorto, R., Borghini, G., Babiloni, F., Di Flumeri, G.: Wearable technologies for electrodermal and cardiac activity measurements: A comparison between Fitbit Sense, Empatica E4 and Shimmer GSR3+. Sensors **23**(13), 5847 (2023). https://doi.org/10.3390/s23135847
15. Rottenberg, J., Ray, R.D., Gross, J.J.: Emotion elicitation using films: Appendix – film stimulus instructions. In: Coan, J.A., Allen, J.J.B. (eds.) The handbook of emotion elicitation and assessment. Oxford University Press (2007). https://doi.org/10.1080/02699939508408966
16. Saganowski, S., Perz, B., Polak, A.G., Kazienko, P.: Emotion Recognition for Everyday Life Using Physiological Signals From Wearables: A Systematic Literature Review . IEEE Transactions on Affective Computing **14**(03), 1876–1897 (Jul 2023). https://doi.org/10.1109/TAFFC.2022.3176135
17. Sartor, F., Bonato, M., Papini, G., Bosio, A., Mohammed, R.A., Bonomi, A.G., Moore, J.P., Merati, G., La Torre, A., Kubis, H.P.: A 45-second self-test for cardiorespiratory fitness: Heart rate-based estimation in healthy individuals. PLoS One **11**(12) (2016). https://doi.org/10.1371/journal.pone.0168154
18. Schmidt, P., Reiss, A., Dürichen, R., Laerhoven, K.V.: Wearable-based affect recognition—a review. Sensors **19**(19) (2019). https://doi.org/10.3390/s19194079
19. Silva, R., Salvador, G., Bota, P., Fred, A., Plácido da Silva, H.: Impact of sampling rate and interpolation on photoplethysmography and electrodermal activity signals' waveform morphology and feature extraction. Neural Computing and Applications **35**(8), 5661–5677 (2023). https://doi.org/10.1007/s00521-022-07212-6
20. World Medical Association: World medical association declaration of helsinki: Ethical principles for medical research involving human participants. JAMA **333**(1), 71–74 (2025). https://doi.org/10.1001/jama.2024.21972