

Evaluación de algoritmos de procesamiento de señales para validación de instrumentación biomédica

Mariano Segura Chaves
Escuela de Ingeniería Eléctrica
Universidad de Costa Rica
C17416
mariano.segura@ucr.ac.cr

Kevin Aguilar
Escuela de Ingeniería Eléctrica
Universidad de Costa Rica
B70131
kevin.aguilarhuertas@ucr.ac.cr

I. INTRODUCCIÓN

La calibración de los dispositivos médicos es un proceso fundamental que asegura que los equipos utilizados en entornos clínicos proporcionen mediciones precisas y de confianza. Esto es primordial para el diagnóstico adecuado, el tratamiento efectivo y la seguridad del paciente. La calibración implica comparar las mediciones de un dispositivo con un estándar reconocido para identificar y corregir desviaciones. A raíz de esto nace este proyecto, de manera que nos permite comparar señales de diferente magnitud mediante diferentes criterios de comparación y aplicar métodos de reducción de ruido para una mejor comparación mediante los siguientes objetivos que fueron:

1. Investigar métodos sobre reducción de piso de ruido en señales para aplicar en muestras de señales de equipo médico.
2. Investigar métodos de comparación de valores para distinguir entre señales de distinta magnitud.
3. Generar datos de prueba a partir de un sonido que simule una alarma de distinta magnitud de un equipo médico.
4. Aplicar y comparar los métodos de reducción de ruido y comparación de magnitudes de señales en los datos de prueba generados.

El enfoque se basa en métodos de procesamiento digital de señales (DSP), particularmente aquellos aplicables a señales biomédicas, donde el ruido, la no estacionariedad y la presencia de artefactos son comunes.

II. NOTA TEÓRICA

II-A. Métodos de reducción de ruido

1) *Media Móvil*: El método de media móvil consiste en reemplazar cada punto de la señal por el promedio de sus vecinos dentro de una ventana deslizante de tamaño fijo. Matemáticamente, al tomar una ventana de longitud N y promediar los valores, se obtiene una versión suavizada de la señal. Su impacto en el dominio de la frecuencia se traduce en una atenuación de componentes de alta frecuencia, lo que se interpreta como reducción del ruido. Si se tiene una señal discreta $x[n]$, la media móvil simple con una ventana de tamaño N se expresa como:

$$y[n] = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} x[n-k] \quad (1)$$

Este procedimiento suaviza las oscilaciones aleatorias de corto plazo, permitiendo destacar tendencias más generales de la señal. Es ampliamente utilizado debido a su facilidad de implementación y bajo costo computacional [1], [2].

Aunque el suavizado por media móvil es eficaz contra el ruido aleatorio, también puede atenuar picos o bordes importantes si la ventana es muy amplia. Por ello, la elección del tamaño de ventana es crítica y depende del balance entre reducción de ruido y preservación de detalles [3].

- **Ventajas:** Simple, efectivo contra ruido aleatorio.
- **Limitaciones:** Puede suavizar características críticas, afectando la precisión diagnóstica.

2) *Mediana*: A diferencia de la media móvil, que suaviza promediando los valores vecinos, el filtro de mediana selecciona el valor central (mediana) en una ventana de tamaño N , por ello, esto le permite preservar mejor los bordes y transiciones significativas. Si se tiene una señal discreta $x[n]$, la salida del filtro de mediana está dada por:

$$y[n] = \text{mediana}\{x[n-k], \dots, x[n], \dots, x[n+k]\} \quad (2)$$

donde $N = 2k + 1$. Este enfoque elimina valores extremos (outliers) sin difuminar los bordes o detalles significativos de la señal [4].

El filtro de mediana se usa ampliamente en procesamiento de imágenes digitales, señales biomédicas y sistemas embebidos. Sus principales ventajas incluyen:

- Conservación de bordes y estructuras.
- Alta efectividad ante ruido impulsivo.
- Sencilla implementación computacional.

Al ser un filtro no lineal, no puede analizarse con herramientas convencionales como la transformada de Fourier, y su

rendimiento depende del tamaño de ventana elegido. Además, puede ser menos eficaz ante ruido gaussiano distribuido uniformemente [1].

3) *Transformada Wavelet Discreta (DWT)*: La DWT transforma una señal discreta $x[n]$ en una serie de coeficientes wavelet a diferentes escalas, dividiendo la señal en dos subconjuntos: *aproximaciones* (bajas frecuencias) y *detalles* (altas frecuencias), es decir permite representar la señal en diferentes escalas y niveles de resolución. Este proceso se puede representar de manera recursiva:

$$x[n] \xrightarrow{\text{DWT}} \{A_j, D_j, D_{j-1}, \dots, D_1\} \quad (3)$$

donde A_j representa la aproximación en el nivel j , y D_j los detalles. Para la reducción de ruido, se aplica un **umbral** a los coeficientes de detalle: aquellos que están por debajo de un valor crítico se eliminan (o reducen), bajo el supuesto de que representan ruido [5].

El método de reducción de ruido por DWT suele seguir estos pasos:

1. Aplicar la DWT a la señal original.
2. Aplicar un umbral (duro o suave) a los coeficientes de detalle.
3. Reconstruir la señal mediante la transformada inversa (IDWT).

Este enfoque preserva las características importantes de la señal, eliminando el ruido sin suavizar excesivamente como ocurre con filtros lineales [6].

Algunas ventajas son:

- Alta capacidad de localización tanto en tiempo como en frecuencia.
- Preservación de transiciones bruscas y características no periódicas.
- Adaptabilidad mediante la elección de diferentes funciones wavelet.

II-B. Métodos de Comparación

Para esta parte se utilizaron 2 métodos para comparar o analizar las señales los cuáles fueron los siguientes:

1) *Valor pico*: El **valor pico** (peak value) es el valor absoluto máximo que alcanza una señal en el dominio temporal. Para una señal continua $x(t)$ o discreta $x[n]$, se define como:

$$\text{Pico} = \max_t |x(t)| \quad \text{o} \quad \max_n |x[n]| \quad (4)$$

Este valor se utiliza para caracterizar la magnitud máxima de un evento en una señal, como una contracción muscular, una explosión sonora o una descarga eléctrica [3]. Es especialmente útil para comparar señales con eventos localizados o transitorios. Sin embargo, su principal debilidad es su susceptibilidad al ruido. Un solo valor atípico (outlier) puede alterar drásticamente la medición. Por eso, se recomienda usarlo junto a técnicas de filtrado o considerar el valor pico de la envolvente en lugar de la señal original.

2) *Integral Bajo la envolvente*: La **integral bajo la curva** representa el área total entre la señal y el eje temporal, combina duración e intensidad, lo cual ofrece una visión más completa del contenido energético de una señal. Para una señal continua, se expresa como:

$$\text{Área} = \int_a^b |x(t)| dt \quad (5)$$

Y para señales discretas:

$$\text{Área} = \sum_{n=a}^b |x[n]| \cdot \Delta t \quad (6)$$

donde Δt es el intervalo de muestreo. Este método evalúa la *energía relativa* o contenido acumulado de la señal en un período, siendo sensible tanto a la duración como a la magnitud [7], [8].

Sus usos vienen dados por:

- El valor pico se utiliza en electromiografía, vibraciones mecánicas y monitoreo de descargas eléctricas.
- La integral bajo la curva es útil en análisis de señales fisiológicas (como ECG o EMG), medición de energía acústica, y evaluación de dosis de estímulos.

Ambos métodos ofrecen información complementaria: el valor pico permite identificar máximos locales de interés clínico o técnico, mientras que la integral bajo la curva resume el comportamiento general de la señal. La elección depende del fenómeno a analizar y del tipo de comparación requerida.

II-C. Envolvente

En procesamiento de señales, la **envolvente** representa la variación lenta de la amplitud de una señal oscilatoria. Es especialmente útil para el análisis de señales moduladas, biológicas o con patrones no estacionarios, permitiendo observar la evolución de su energía a lo largo del tiempo [7], [9].

Matemáticamente, si una señal real $x(t)$ tiene una forma oscilatoria, su envolvente $e(t)$ es una función suave que “envuelve” los máximos locales de la señal. Una manera común de calcularla es mediante la transformada de Hilbert:

$$x_H(t) = \mathcal{H}\{x(t)\} \quad (7)$$

$$z(t) = x(t) + jx_H(t) \quad (8)$$

$$e(t) = |z(t)| = \sqrt{x(t)^2 + x_H(t)^2} \quad (9)$$

donde $\mathcal{H}\{x(t)\}$ es la transformada de Hilbert de $x(t)$, y $z(t)$ es la señal analítica asociada [10].

II-D. Parámetros estadísticos

1) *Coefficiente de Determinación R^2* : El coeficiente de determinación, denotado como R^2 , mide la proporción de la variabilidad total de los datos que es explicada por el modelo:

$$R^2 = 1 - \frac{SS_{res}}{SS_{tot}} \quad (10)$$

donde SS_{res} es la suma de los cuadrados de los residuos y SS_{tot} es la suma total de cuadrados. Su valor varía entre 0 y 1, donde valores cercanos a 1 indican un buen ajuste [11].

2) *Error Típico de la Estimación*: Este valor representa el error promedio con el que el modelo predice los datos y se calcula como la raíz cuadrada del cuadrado medio de los residuos:

$$s = \sqrt{\frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{n - p}} \quad (11)$$

donde n es el número de observaciones y p es el número de parámetros estimados (incluyendo el intercepto) [12].

3) *Desviación Estándar de los Residuos*: Se refiere a la dispersión de los residuos respecto a su media (que suele ser cero). Se calcula como:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum (e_i - \bar{e})^2} \quad (12)$$

donde $e_i = y_i - \hat{y}_i$ y $\bar{e} \approx 0$. Cuanto menor es σ , mayor es la precisión del modelo.

4) *RMSE (Root Mean Square Error)*: El RMSE cuantifica la magnitud promedio del error cuadrático cometido por el modelo. Es una medida directa del tamaño del error:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (13)$$

Esta métrica es especialmente útil cuando se desea evaluar la precisión absoluta del modelo [13].

Estas métricas estadísticas permiten una evaluación cuantitativa robusta del rendimiento de un modelo de regresión o ajuste. Cada una aporta una perspectiva diferente sobre la calidad del ajuste, por lo que es recomendable analizarlas en conjunto.

III. METODOLOGÍA

Se trabajó con varias secciones:

1. Primero se inició con la investigación sobre los métodos de reducción de ruido y de comparación de señales.
2. Luego se procedió con la toma de muestras, es decir se grabó los audios de alarma a distinto porcentaje de volumen.

3. Se desarrollaron los scripts en python para implementar primero pasar de un mp4 a un archivo .txt que tuviera la información de magnitud vs tiempo y lo graficara, luego de esto que estas gráficas generaran archivos de excel para poder ir viendo el sentido de las señales, después se movió a aplicar a las señales los métodos de reducción de ruido con esto también poder definir como se iban a comparar las señales.
4. Con esto se le aplicó la envolvente a cada señal con diferente porcentaje de volumen y se le aplicaron los métodos para saber su integral bajo la envolvente y también el valor pico para ir comparando.
5. Con estos valores se hizo un archivo de excel con estos datos con una tabla que tenía los datos y se graficaron, teniendo en cuenta que ya se sabía el porcentaje de volumen con el que se tomaron las muestras, se debía ver una línea de tendencia creciente de acuerdo se iba subiendo porcentajes de volumen.
6. Con estas listas se le aplicaron diferentes parámetros estadísticos para saber cual de las combinaciones de métodos de reducción y de comparación se ajustaba mejor a la línea de tendencia deseada no que solo fuera una cuestión visual.

IV. RESULTADOS

Es importante acá demostrar cuáles fueron las gráficas que arrojaba el código final con de la envolvente con su valor pico y su valor de la integral bajo la envolvente, que sería la siguiente figura pero así con cada % de volumen:

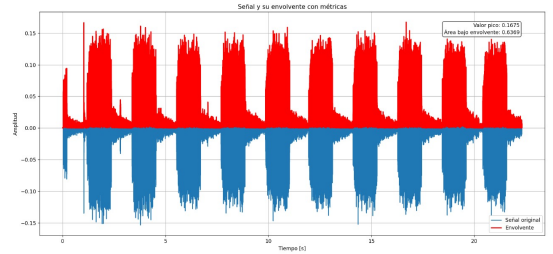


Figura 1: Output del código que muestra los valores deseados

Los resultados obtenidos para cada una de los métodos de reducción de ruido fueron los siguientes:

IV-A. Método de reducción por Media Móvil

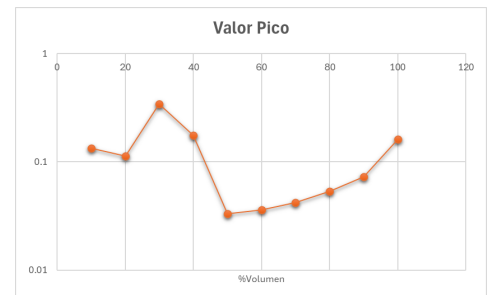


Figura 2: Gráfico de los valores picos con diferentes porcentajes de volumen

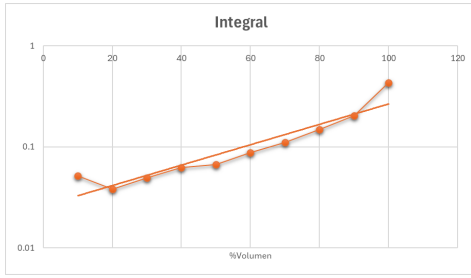


Figura 3: Gráfico del área bajo la envolvente con diferentes porcentajes de volumen

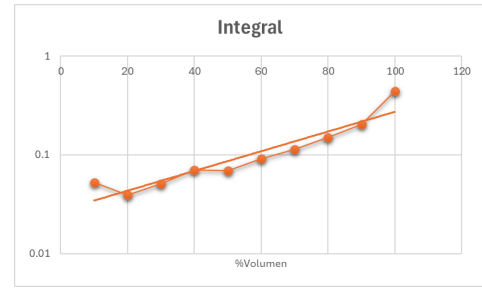


Figura 7: Gráfico del área bajo la envolvente con diferentes porcentajes de volumen

IV-B. Método de reducción por Mediana

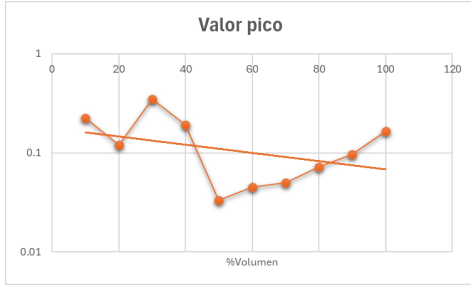


Figura 4: Gráfico de los valores picos con diferentes porcentajes de volumen

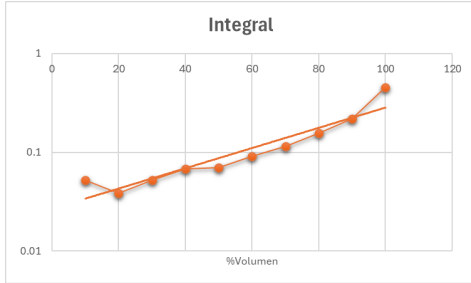


Figura 5: Gráfico del área bajo la envolvente con diferentes porcentajes de volumen

IV-C. Método de reducción por Transformada Wavelet Discreta (DWT)

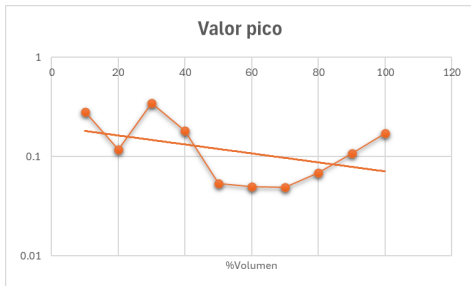


Figura 6: Gráfico de los valores picos con diferentes porcentajes de volumen

Los gráficos de cada método demostraron:

- Media Móvil: Tendencias suaves, pero con pérdida de información crítica en señales de bajo volumen. Mejor comportamiento en integral que en pico
- Mediana: Más robusta frente a picos atípicos. Presentó la mejor relación volumen-integral, con un R^2 de 0.6510, el más alto del estudio.
- Wavelet: Comportamiento intermedio, con buena capacidad de preservar detalles importantes y atenuar ruido. Requiere mayor complejidad computacional, pero obtuvo métricas bastante competitivas.

IV-D. Tabla resumen

Tabla I: Comparación de parámetros estadísticos entre métodos de reducción de ruido.

	Media Móvil		Mediana		Wavelet Discreta	
	Pico	Integral	Pico	Integral	Pico	Integral
R^2 (coef. de determinación):	0.1308	0.6509	0.2069	0.6510	0.2581	0.6421
Error típico de la estimación:	0.0944	0.0744	0.0943	0.0794	0.0944	0.0777
Desviación estándar de los residuos	0.0890	0.0701	0.0889	0.0748	0.0890	0.0733
RMSE (Error cuadrático medio):	0.0844	0.0665	0.0844	0.0710	0.0844	0.0695

Basados en lo mostrado por la tabla I, es posible determinar:

- El método mediana + integral es el más robusto y coherente.
- El método pico presenta variabilidad excesiva debido a ruido no atenuado.
- El uso de la envolvente mejora todos los métodos de comparación.

V. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

- Se observa como la que mejor se acerca a la línea de tendencia es el gráfico que usa el método de reducción de ruido y el método de comparación de la integral bajo la envolvente, esto se termina de confirmar en la tabla resumen donde se ve que la que mejor se ajusta a la línea de tendencia basándose en los parámetros estadísticos es esta misma al tener el segundo mayor coeficiente de determinación, el menor error, la menor desviación estándar y el menor RMSE.

- Es importante recalcar que hay muchas fuentes de error en este proyecto y la más importante vendría siendo lo que todo lo relacionado a la toma de muestras, ya que la misma no se realizó ni en un ambiente controlado ni tampoco en con un equipo especializado, esto justamente se puede observar en que los gráficos relacionados utilizando los valores pico no se ven congruentes, ya que habían picos de ruido al momento de las muestras, la distancia entre el micrófono y el altavoz estaba variando porque se tomaron con un celular en la mano, entonces todo esto se podría mejorar y ver un mejor comportamiento de las señales. Estas condiciones introdujeron componentes no deseados que afectaron los valores pico y distorsionaron la señal. Sin un preprocesamiento adecuado, las métricas extraídas podrían llevar a conclusiones erróneas sobre el comportamiento real del sistema.
- El uso de indicadores cuantitativos como el coeficiente de determinación, el RMSE, la desviación estándar de residuos y el error típico de estimación fue fundamental para evitar que la evaluación se basara únicamente en criterios visuales o subjetivos. Estas métricas permitieron validar formalmente la coherencia entre los resultados obtenidos y el comportamiento esperado de la señal en función del volumen. Su análisis cruzado permitió confirmar cuál era la mejor estrategia de reducción y comparación.

REFERENCIAS

- [1] A. V. Oppenheim and R. W. Schaffer, *Discrete-Time Signal Processing*. Prentice Hall, 3rd ed., 2009.
- [2] J. G. Proakis and D. K. Manolakis, *Digital Signal Processing: Principles, Algorithms, and Applications*. Pearson, 4th ed., 2007.
- [3] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*. Prentice Hall, 2nd ed., 2002.
- [4] S. W. Smith, *The Scientist and Engineer's Guide to Digital Signal Processing*. California Technical Publishing, 1997.
- [5] D. L. Donoho, "De-noising by soft-thresholding," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 41, no. 3, pp. 613–627, 1995.
- [6] G. Strang and T. Nguyen, *Wavelets and Filter Banks*. Wellesley-Cambridge Press, 1996.
- [7] A. V. Oppenheim and R. W. Schaffer, *Discrete-Time Signal Processing*. Prentice Hall, 2nd ed., 1999.
- [8] G. D. Clifford, F. Azuaje, and P. E. McSharry, *Advanced Methods and Tools for ECG Data Analysis*. Artech House, 2006.
- [9] B. Boashash, "Estimating and interpreting the instantaneous frequency of a signal. i. fundamentals," *Proceedings of the IEEE*, vol. 80, no. 4, pp. 520–538, 1992.
- [10] S. L. Hahn, *Hilbert Transforms in Signal Processing*. Artech House, 1996.
- [11] D. C. Montgomery and G. C. Runger, *Applied Statistics and Probability for Engineers*. Wiley, 7th ed., 2021.
- [12] J. E. Freund and B. M. Perles, *Modern Elementary Statistics*. Pearson, 12th ed., 2010.
- [13] J. M. Chambers, *Graphical Methods for Data Analysis*. CRC Press, 2017.