

## XVIII Congreso Argentino de Acústica 2023 (AdAA2023)

# Reducción de ruido en señales de audio mediante el algoritmo de descomposición en valores singulares multinivel

Noise reduction in audio signals using the multilevel singular value decomposition algorithm

AdAA2023-PS

Patricia Noemí Baldini<sup>†</sup>

<sup>†</sup> Grupo SITIC, Facultad Regional Bahía Blanca, Universidad Tecnológica Nacional.  
11 de Abril 461, Bahía Blanca, Buenos Aires, Argentina

**Resumen**— En este trabajo se analiza la factibilidad y eficiencia de la aplicación del algoritmo de descomposición en valores singulares multinivel para la eliminación de ruido no estacionario de señales de audio con mínima distorsión de la información relevante contenida en la señal. Este algoritmo se encuadra dentro del filtrado basado en subespacios que descompone a la señal a tratar en componentes pertenecientes a subespacios de señal y ruido mutuamente ortogonales. Este proceso se representa mediante el uso de un banco de filtro. En comparación con el filtrado Wavelet presenta características similares pero evita la selección previa de la base de wavelets que mejor se adapta a la aplicación. La reducción de ruido es un paso fundamental previo a la extracción de características de señales de emisiones acústicas en mantenimiento predictivo de maquinaria industrial. Se muestran los resultados preliminares alcanzados mediante el uso de simulaciones.

**Palabras clave:** valores singulares; descomposición multi-resolución; reducción de ruido, emisiones acústicas.

**Abstract**— This work analyzes the feasibility and efficiency of the application of the multilevel singular value decomposition algorithm for the elimination of non-stationary noise from audio signals with minimal distortion of the relevant information contained in the signal. This algorithm is part of subspace-based filtering that decomposes the signal to be treated into components belonging to mutually orthogonal signal and noise subspaces. This process is represented by the use of a filter bank. Compared to Wavelet filtering, it presents similar characteristics but avoids the prior selection of the wavelet base that best suits the application. Noise reduction is a fundamental prior step to the extraction of characteristics from acoustic emissions signals aimed at predictive maintenance of industrial machinery. Preliminary results achieved through the use of simulations are shown.

**Keywords:** singular values; multiresolution decomposition; noise reduction.

## I. INTRODUCCIÓN

Las señales de audio se utilizan frecuentemente para obtener información o características de un proceso aplicado a mantenimiento predictivo no invasivo [1],[2], reconocimiento de voz, señales bioacústicas, etc. Particularmente, la tecnología de emisiones acústicas (AE) se ha convertido en un enfoque de diagnóstico prometedor en la monitorización del estado de máquinas rotativas como alternativa o complemento a aquellas basadas en vibraciones mecánicas.

El ruido aparece en las señales de audio como ruido ambiente y como consecuencia propia del procesamiento. Resulta necesaria una etapa de pre procesamiento para mejorar la relación señal a ruido. Se presentan los resultados preliminares de la eficacia del método de descomposición en valores singulares multi nivel (DVS-MR) como técnica de reducción de ruido basada en datos [3]. La metodología de DVS, fundamentada en la transformada de Karhunen\_Loeve, descompone señales que pueden ser no estacionarias y no lineales, en un número finito de componentes modales y ruido. Representa una descomposición jerárquica en subespacios propios (ortogonales) [4],[5] pero no depende de la selección de la familia de funciones base o de la selección de umbrales como la transformada Wavelet discreta (TWD) y no requiere la compensación de fase

[6],[7]. Admite una representación como bancos de filtros.

En este trabajo se analizan las propiedades de reducción de ruido de una metodología DVS-MR con el objetivo de ser aplicada como pre procesamiento para detección de anomalías. Como etapa preliminar, se emplean señales simuladas. Los resultados obtenidos son similares o mejores que los alcanzados con TWD.

## II. METODOLOGÍA DVS-MR

El método a analizar utiliza una DVS para realizar una representación de la señal unidimensional mediante una serie de componentes de diferentes niveles realizando una descomposición iterativa de valores singulares en la matriz Hankel de dos filas construida inicialmente con los datos registrados, para realizar una posterior extracción de características que permitan la predicción de alguna posible falla.

Cada nivel la DVS implica tres etapas:

- Embedding: mapeo del vector de datos a una matriz de Hankel usando versiones retrasadas del vector.
- DVS: Obtención de la autoestructura (eigen triples) y proyección en autoespacios.
- Reconstrucción: obtención de componentes modales significativas por promediado diagonal

Para una señal  $x[n] = y[n] + \varepsilon[n]$  ( $\varepsilon$ : proceso de ruido,  $n = 1, 2, \dots, N$  el número de muestra) se construye la matriz de trayectorias con retardos,  $H$  o matriz de Hankel, de dos filas. Mediante la DVS se la representa como suma de dos submatrices relacionadas a espacios ortogonales (la aproximación,  $A_1$  y los detalles,  $D_1$ ). En cada caso, los valores singulares representan la concentración de potencia en la componente de la señal ruidosa respectiva.

Se reconstruye la componente asociada a la señal limpia y se descarta la asociada al ruido. El procedimiento se repite hasta alcanzar el objetivo. El único parámetro a ajustar es el número de niveles a adoptar.

Sintéticamente, partiendo del vector de muestras:

$$\mathbf{X} = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_N]$$

Se construye la matriz de Hankel y se realiza la DVS

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \dots & x_{N-1} \\ x_2 & x_3 & \dots & x_N \end{bmatrix} = \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{V}^T \quad (1)$$

$$\mathbf{H} = [\mathbf{u}_1 \ \mathbf{u}_2] \begin{bmatrix} \sigma_1 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \sigma_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{v}_1^T \\ \mathbf{v}_2^T \end{bmatrix} = \mathbf{H}_{11} + \mathbf{H}_{12}$$

donde

$$\mathbf{\Sigma} = \text{diag}\{\sigma_1, \sigma_2\}$$

$\sigma_1 > \sigma_2$  : valores singulares

$$\mathbf{U} = [\mathbf{u}_1 \ \mathbf{u}_2] \quad \mathbf{V} = [\mathbf{v}_1 \ \mathbf{v}_2]$$

$$\mathbf{H}_{ij} = \sigma_j \mathbf{u}_i \mathbf{v}_j^T \quad (2)$$

En cada nivel :

$$\mathbf{A}_{i-1} = \mathbf{A}_i + \mathbf{D}_i \quad (\mathbf{A}_0 = \mathbf{X})$$

La reconstrucción después de M niveles:

$$\mathbf{X} = \mathbf{A}_M + \sum_{k=1}^M \mathbf{D}_k$$

El pseudo código del algoritmo asociado se muestra en la tabla I.

Mayores detalles y justificaciones sobre DVS-MR pueden consultarse en [3] y [5].

TABLA I  
ALGORITMO DVS\_MR

Pseudo código
Set $j=0$ , $A_0 = X$
While $j < k$ $j=j+1$
Embeber la señal : $H = \text{Hankel}(A_0, 2)$
Descomponer la matriz : $[U, \sigma, V] = \text{SDV}(H)$
Computar las matrices elementales : $H_{11} = \sigma_1 \mathbf{u}_1 \mathbf{v}_1^T$ y $H_{12} = \sigma_2 \mathbf{u}_2 \mathbf{v}_2^T$ —
Extraer modos de baja y alta frecuencia del nivel $j$ $A_j, D_j$
Actualizar $A_0 = A_j$ —
End while
Modos principales $X_{Lk} = A_k$ —
Modos de alta frecuencia $X_{hk} = \sum_{k=1}^k D_k$ —

### A. Criterios para evaluación de reducción de ruido

Se contemplaron los siguientes índices para evaluar la reducción de ruido [3],[5] y seleccionar el nivel de descomposición óptimo:

Relación señal a ruido

$$SNR = 10 \log_{10} \left( \frac{\sum_{k=1}^N x^2[k]}{\sum_{k=1}^N (x[k] - \hat{x}[k])^2} \right) \quad (3)$$

Error cuadrático medio

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (x[k] - \hat{x}[k])^2 \quad (4)$$

Relación de espectro singular (RES)

$$\Delta R_j = \frac{R_j}{R_{j-1}} \quad (5)$$

con 
$$R_j = \frac{\sigma_{1j}}{\sigma_{1j} + \sigma_{2j}}$$

Se hace notar que se utilizaron los índices propuestos en las referencias para realizar las comparaciones. Se evaluó también la correlación entra la señal inicial y la obtenido. Queda pendiente analizar diferentes criterios orientados a detección temprana de anomalías.

### III. RESULTADOS PRELIMINARES

Se consideraron diferentes señales. En cada caso se analizó si el número óptimo de niveles podía determinarse de los índices seleccionados. Los gráficos siguientes muestran la señal limpia, la señal ruidosa, el resultado del filtrado y la evolución de los índices con el nivel de descomposición.

La primera (Fig.1) ha sido empleada como referencia en la bibliografía [7] con una  $SNR_{in}=6db$ . Se logra  $SNR_{fin}=18.3 dB$ ,  $C_{corr}=0.987$ ,  $MSE=0.048$ . También se muestran las curvas de RES, SNR y MSE donde se hace evidente que las dos últimas permiten la selección del nivel máximo.

La segunda señal (Fig. 6) es una típica emisión acústica de una máquina rotativa con una falla presente. En este caso  $SNR_{in}=1 dB$ ,  $SNR_{fin}=6.5 dB$ ,  $MSE=0.007$ .

El último caso analizado (Fig. 10) representa una señal con ruido no estacionario que ha sido tratada sin necesidad de segmentación [7].

El nivel óptimo resulta bajo particularmente para la señales de más interés.

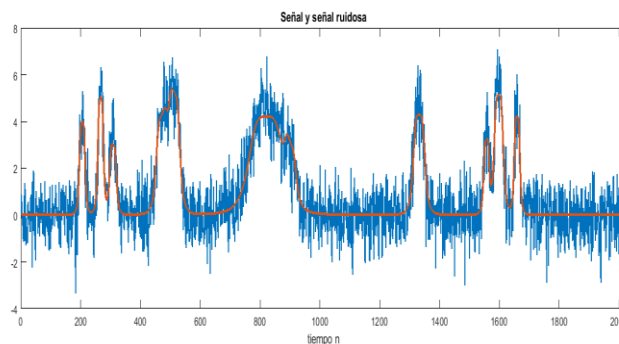


Fig. 1. Señal limpia y con ruido

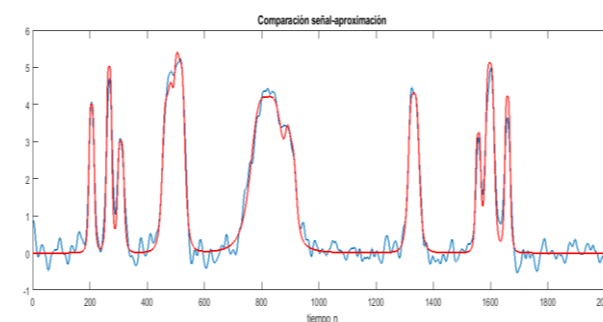


Fig. 2. Señal limpia y reconstruida

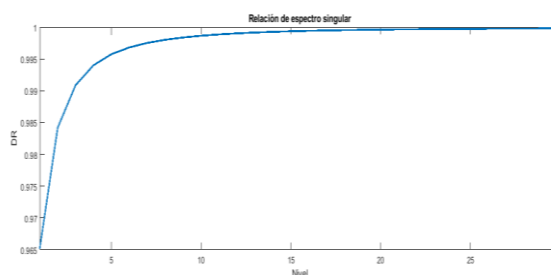


Fig. 3. Curva de la RES en función del nivel

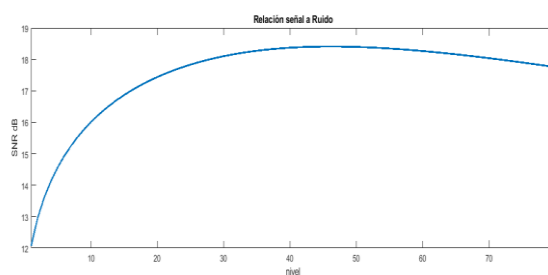


Fig. 4. Curva de la SNR en función del nivel

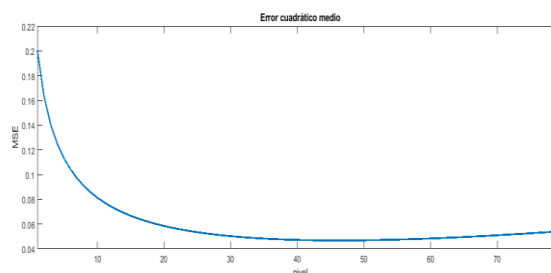


Fig. 5. Curva de la MSE en función del nivel

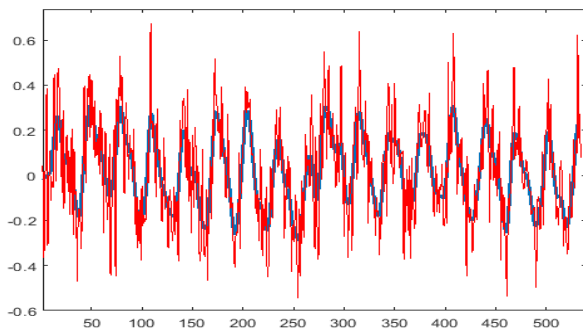


Fig. 6. Señal de falla ruidosa (rojo) y reconstrucción (azul).

$$SNR_{in} = 1 \text{ dB} \quad SNR_{fin} = 6.5 \text{ dB} \quad MSE = 0.007$$

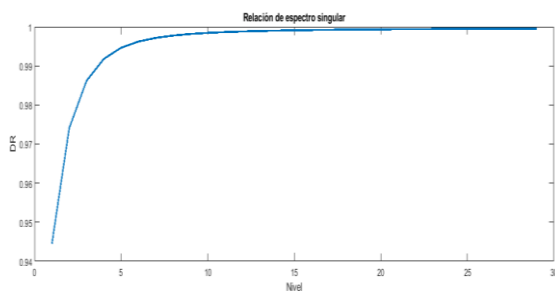


Fig. 7.. Curva de la RES en función del nivel

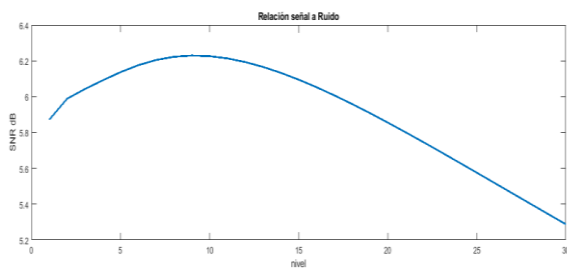


Fig. 8. . Curva de la SNR en función del nivel.

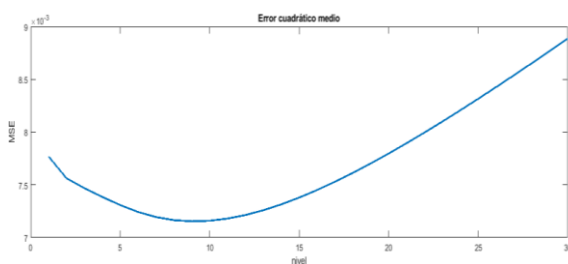


Fig. 9. . Curva de la MSE en función del nivel

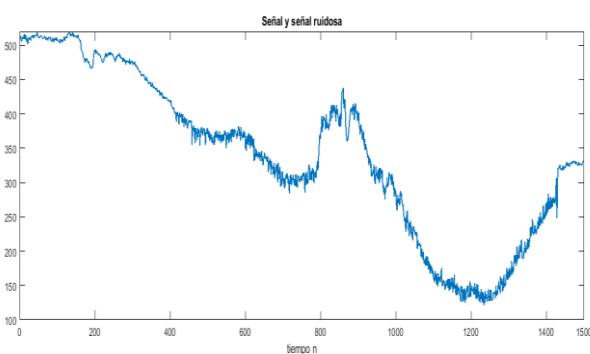


Fig. 10. Señal ruidosa no estacionaria.

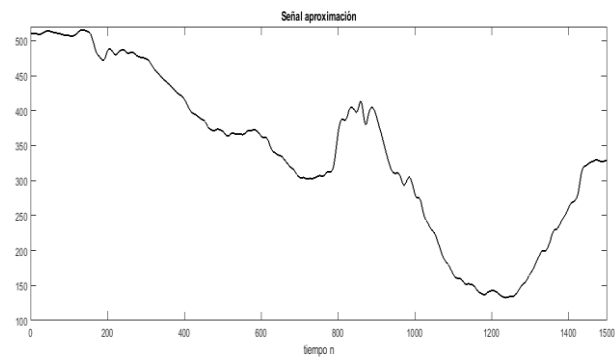


Fig. 11. Reconstrucción

#### IV. CONCLUSIONES PRELIMINARES

Se analizaron diferentes tipos de señales ruidosas mediante simulación utilizando los criterios de las referencias. Se comprobó que la DVS-MR permite lograr una mejora significativa en la relación SNR y en el MSE. El número de niveles necesarios resulta de orden relativamente bajo y parece ser fácil de establecer a partir de las curvas de evolución tanto de la relación SNR como del error MSE. Se hace evidente que ambos permiten en principio, determinar el nivel óptimo.

Se prevé analizar diferentes tipos de señales realistas con criterios mejorados, relativos al contenido de información para detección de anomalías incipientes.

#### REFERENCIAS

- 1- F B Marin, C Solomon and ,M Marin . "Bearing failure prediction using audio signal analysis based on SVM algorithms" *8th Conference on Material Science and Engineering*, 485 , 2019.
- 2- F. Elashaa, M. Greavesb, D. Mbar, and A. Addali. "Application of Acoustic Emission in Diagnostic of Bearing Faults within a Helicopter gearbox". *Procedia CIRP* 38 , pp.30 – 36. 2015.
- 3- G. Zhang , B. Xu , K. Zhang , J. Hou , T. Xie , X. Li and F. Liu . "Research on a Noise Reduction Method Based on Multi-Resolution Singular Value Decomposition ". *Applied. Science.*, 10, 1409. 2020
- 4- P.C. Hansen and S. H. Jensen. "Subspace-Based Noise Reduction for Speech Signals via Diagonal and Triangular Matrix Decompositions; Survey and Analysis". *Jou. Advances in Signal Processing* .2007.
- 5- R. Kakarala and P. O. Ogunbona. "Signal Analysis Using a Multiresolution Form of the Singular Value Decomposition". *IEEE Trans. Image Processing*, Vol. 10, N°. 5, may 2001.
- 6- L. Nyein Thu, A. Win, H.N. Oo. "A Review for Reduction of Noise by Wavelet Transform in Audio Signals". *International Research Journal of Engineering and Technology* .Vol. 6 Issue: 5 , pp. 8128-8131. 2019
- 7- X. Zhao and B. Ye . "Similarity of signal processing effect between Hankel matrix-based SVD and wavelet transform and its mechanism analysis". *Mechanical Systems and Signal Processing* 23 , pp. 1062–1075. 2009.
- [1]7- H. Zhu, Z. He, Y. Xiao , J. Wang and H. Zhou. "Bearing Fault Diagnosis Method Based on Improved Singular Value Decomposition Package". *Sensor.*, 23, 3759. 2023.
- [2]J. Luo and S. Zhang. "Rolling Bearing Incipient Fault Detection Based on a Multi-Resolution Singular Value Descomposition." *Applied Sciences*. 9, 4465. 2009.