Ciencia y Educación
(L-ISSN: 2790-8402 E-ISSN: 2707-3378)
Vol. 7 No. 9.1
Edición Especial IX 2026

DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UN MÉTODO DE ESTEGANOGRAFÍA EN IMÁGENES DIGITALES BASADO EN LA DESCOMPOSICIÓN EN VALORES SINGULARES POR BLOQUES, DESARROLLADO MEDIANTE PROCESAMIENTO NUMÉRICO EN PYTHON

DESIGN AND IMPLEMENTATION OF A DIGITAL IMAGE STEGANOGRAPHY METHOD BASED ON BLOCK-BASED SINGULAR VALUE DECOMPOSITION, DEVELOPED USING NUMERICAL PROCESSING IN PYTHON

Autores: [1]Anthony René Yánez Rocha, [2]Danny Patricio Velasco Silva.
[1]ORCID ID: https://orcid.org/0009-0002-4805-596X
[2]ORCID ID: https://orcid.org/0000-0003-0396-4086
[1]E-mail de contacto: anthony.yanez@unach.edu.ec
[2]E-mail de contacto: dvelasco@unach.edu.ec
Afiliación: [1*2*]Universidad Nacional de Chimborazo, (Ecuador).
Artículo recibido: 5 de Septiembre del 2026.
Artículo revisado: 14 de Septiembre del 2026.
Artículo aprobado: 14 de Septiembre del 2026.
[1]Ingeniero en Electrónica e Instrumentación, graduado de la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, (Ecuador).
[2]Ingeniero en Sistemas, graduado de la Escuela Superior Politécnica de Chimborazo, (Ecuador). Magíster en Interconectividad de Redes, graduado de la Escuela Superior Politécnica de Chimborazo, (Ecuador). Doctor en Ingeniería de Sistemas e Informática, graduado de la Universidad Nacional Mayor de San Marcos, (Perú), con 25 años de experiencia laboral.

Resumen

Este trabajo se orientó a desarrollar, implementar y ajustar analíticamente un procedimiento de ocultamiento de texto que actúa sobre los valores espectrales de regiones de una imagen anfitriona, mediante la descomposición en valores singulares por bloques. Para introducir cada bit, se aplicó un esquema de cuantización par-impar sobre el coeficiente espectral dominante de cada región, cuyo paso de cuantización se fijó mediante un criterio derivado de la desigualdad espectral de Weyl, sin requerir acceso a la imagen original durante la recuperación. El experimento se realizó en Python utilizando 12 imágenes monocromáticas de 512 × 512 píxeles. Durante su desarrollo, se probaron configuraciones al variar el tamaño del bloque, el número de coeficientes, el paso de cuantización y la longitud del mensaje. La configuración de referencia utilizó bloques de 8 × 8 píxeles, un valor singular modificado en cada bloque y un paso de cuantización equivalente a cuatro veces el tamaño del bloque. Con esta configuración se recuperaron todos los bits sin errores. La calidad visual media alcanzó los 55 decibelios y superó en 14 decibelios al esquema basado en el procesamiento de la imagen completa, mientras que la capacidad efectiva fue aproximadamente 68 veces mayor y los tiempos de inserción y extracción fueron entre 18 y 20 veces menores. Estos resultados indican que trabajar por regiones y modificar el coeficiente espectral más alto de cada una ofrece un fundamento matemático explícito, recuperación sin errores y menor costo computacional que el esquema global, bajo las condiciones experimentales evaluadas.

Palabras clave: Esteganografía, Imágenes, Descomposición, Valores singulares, Modulación por índice de cuantización, Desigualdad de Weyl, Relación señal-ruido de pico.

Abstract

This work focused on developing, implementing, and analytically tuning a text-hiding procedure that operates on the spectral values of host image regions using block-based singular value decomposition. To embed each bit, an even-odd quantization scheme was applied to the dominant spectral coefficient of each region; the quantization step was determined using a criterion derived from Weyl's spectral inequality, eliminating the need to access the original image

during recovery. The experiment was conducted in Python using twelve 512 × 512 pixel monochrome images. During development, various configurations were tested by varying block size, the number of coefficients, the quantization step, and message length. The reference configuration utilized 8 × 8 pixel blocks, a single modified singular value per block, and a quantization step equal to four times the block size. With this configuration, all bits were recovered without error. The average visual quality reached 55 decibels—surpassing the full-image processing scheme by 14 decibels—while the effective capacity was approximately 68 times higher, and insertion and extraction times were 18 to 20 times lower. These results indicate that processing by regions and modifying the highest spectral coefficient in each offers an explicit mathematical foundation, error-free recovery, and lower computational cost compared to the global scheme under the evaluated experimental conditions.

Keywords: Steganography, Images, Decomposition, Singular values, Quantization index modulation, Weyl's inequality, Peak signal-to-noise ratio.

Sumario

Este trabalho teve como objetivo desenvolver, implementar e ajustar analiticamente um procedimento de ocultação de texto que atua sobre os valores espectrais de regiões de uma imagem hospedeira, utilizando a decomposição em valores singulares por blocos. Para inserir cada bit, aplicou-se um esquema de quantização par-ímpar sobre o coeficiente espectral dominante de cada região; o passo de quantização foi definido com base em um critério derivado da desigualdade espectral de Weyl, dispensando o acesso à imagem original durante a recuperação. O experimento foi realizado em Python, utilizando 12 imagens monocromáticas de 512 × 512 pixels. Durante o desenvolvimento, testaram-se diferentes configurações variando o tamanho do bloco, o número de coeficientes, o passo de quantização e o comprimento da mensagem. A configuração de referência utilizou blocos de 8 × 8 pixels, um valor singular modificado em cada bloco e um passo de quantização equivalente a quatro vezes o tamanho do bloco. Com essa configuração, todos os bits foram recuperados sem erros. A qualidade visual média atingiu 55 decibéis, superando em 14 decibéis o esquema baseado no processamento da imagem completa; além disso, a capacidade efetiva foi aproximadamente 68 vezes maior, e os tempos de inserção e extração foram entre 18 e 20 vezes menores. Esses resultados indicam que trabalhar por regiões e modificar o coeficiente espectral mais alto de cada uma oferece um fundamento matemático explícito, recuperação sem erros e menor custo computacional em comparação com o esquema global, nas condições experimentais avaliadas.

Palavras-chave: Esteganografia, Imagens, Decomposição, Valores singulares, Modulação por índice de quantização, Desigualdade de Weyl, Relação sinal-ruído de pico.

Introducción

Para que la información sea enviada a través de medios digitales, deben existir mecanismos de protección. En este caso, la esteganografía en imágenes tiene el papel opuesto a la criptografía, ya que su propósito es evitar que la comunicación atraiga atención, mientras que la criptografía busca cifrarla para que no pueda ser leída sin la clave correspondiente. Kaur et al. (2022) clasifican los métodos de esteganografía según el dominio donde se incluye el mensaje. En el dominio espacial, la información se incluye directamente en los valores de los píxeles, y la técnica más común se basa en el bit menos significativo (LSB). Las técnicas de dominio transformado trabajan con la representación de la imagen, como la transformada de coseno discreta (DCT), la transformada de wavelet discreta

(DWT) o la transformada de wavelet entera (IWT), y la elección de un dominio u otro implica una diferencia en la fortaleza del método y la capacidad de ocultar información.

La calidad visual por sí sola no es suficiente para medir el rendimiento de un método de esteganografía. Para hacerlo, es importante evaluar su eficiencia computacional, capacidad de carga, fidelidad en la recuperación, detectabilidad y su robustez frente a diversas distorsiones. Apau et al. (2024) señalan que no hay una investigación sistemática sobre técnicas para resistir el esteganálisis y reportan que PSNR (*Peak Signal-to-Noise Ratio*) y MSE (*Mean Squared Error*) son las métricas más usadas para imperceptibilidad, SSIM (*Structural Similarity Index*) para la similitud entre la imagen de portada y la resultante, BER (*Bit Error Rate*) para resistencia a la distorsión, y BPP (*Bits Per Pixel*) para la capacidad de inserción.

Aunque una imagen estego puede parecerse a la imagen original, eso no significa que los cambios realizados sean invisibles desde un punto de vista cuantitativo o frente a un análisis esteganográfico. Croix et al. (2023) evidenciaron que dividir la imagen en bloques permite identificar con mayor precisión las regiones donde se concentra la información oculta. Apau et al. (2024) recopilaron y estructuraron algunos de los indicadores estadísticos más utilizados para evaluar la seguridad de una técnica esteganográfica. Croix et al. (2024) también presentaron un nuevo desafío al describir los cambios que los métodos estadísticos convencionales no pueden detectar, pero que se evidencian claramente al usar un detector basado en redes convolucionales. Estos antecedentes subrayan que evaluar una técnica de esteganografía solo por su apariencia no es suficiente, sino que es necesario analizar las perturbaciones que la inserción deja en la imagen y cuán detectables se vuelven.

Las técnicas basadas en aprendizaje profundo han llevado al crecimiento de la esteganografía en imágenes mediante arquitecturas como redes convolucionales, generativas adversariales, invertibles, de flujo y modelos de difusión Song et al. (2024). Tales arquitecturas han dado lugar a diferentes métodos para ocultar y recuperar información en imágenes. Aljarf & Rashidi (2025) propusieron un marco basado en autoencoders apilados y módulos LSTM. Sin embargo, estos métodos a menudo requieren una mayor capacidad computacional y procesos de entrenamiento costosos, lo que puede dificultar su implementación en entornos con recursos limitados. Como resultado, los métodos numéricos convencionales siguen siendo útiles para la interpretabilidad, la reproducibilidad y una menor complejidad computacional. Nirwan et al. (2026) señalan la necesidad de considerar diferentes alternativas al mismo tiempo, dadas métricas comunes como PSNR, SSIM, BER y tiempo de ejecución. En este sentido, los esquemas basados en SVD por bloques han recibido menor atención en comparaciones sistemáticas que priorizan la calidad visual, la recuperación y el costo computacional.

Entre las técnicas que trabajan con transformadas, la descomposición en valores singulares (SVD) es una de las más utilizadas, tanto en procesamiento de imágenes como en ocultamiento de información, debido a que permite representar una matriz a partir de componentes ortogonales junto con valores singulares que quedan ordenados de mayor a menor. Esta propiedad

permite insertar información en la imagen mediante la modificación controlada de los valores singulares sin necesidad de tocar los píxeles directamente. Además, las perturbaciones introducidas en los valores singulares pueden acotarse matemáticamente, lo que permite controlar su magnitud y definir el paso de cuantización empleado durante la inserción (Alshoura et al., 2021).

Cuando se aplica la SVD sobre la imagen completa, cualquier modificación sobre los valores singulares afecta a la reconstrucción de manera global, reduciendo el control sobre la localización exacta de la perturbación durante la inserción de la información (Alshoura et al., 2021). Por lo tanto, es difícil encontrar un equilibrio entre la imperceptibilidad y la capacidad de inserción cuando es necesario modificar más de una parte de la representación al mismo tiempo. Otro enfoque para este problema es dividir la imagen en bloques independientes y aplicar la SVD a cada uno de esos bloques por separado, de modo que los cambios en la imagen se realicen solo en partes específicas en lugar de en todas ellas. Este principio es la base del método que se ha desarrollado en este estudio.

Estudios recientes han demostrado el éxito de la SVD en el ocultamiento de información y la marca de agua digital de imágenes (Alshoura et al., 2021). Asimismo, se ha reportado que el procesamiento por bloques y la modificación de valores singulares mejoran el rendimiento de los esquemas de marca de agua (Benaidja y Lazhar, 2026). Sin embargo, todavía existen oportunidades de evaluar sistemáticamente un esquema de esteganografía basado en SVD por bloques para la inserción y recuperación de información mediante la modificación de valores singulares. En particular, falta definir el parámetro de cuantización con un criterio matemático explícito y evaluar conjuntamente capacidad de carga, calidad visual, precisión de recuperación y costo computacional.

Se plantea un ajuste racional con trazabilidad matemática que permite calibrar el sistema antes de su evaluación. Para ello, la factorización de valores singulares permite relacionar el grado de perturbación introducido durante la inserción con su efecto en indicadores de calidad visual, como PSNR y SSIM. De esta manera, el paso de cuantización puede elegirse en función de este criterio y no únicamente mediante una selección empírica. La implementación en Python favorece que el procedimiento sea reproducible al registrar los parámetros y las condiciones experimentales y permite evaluar cuán sensible es el método al tamaño del bloque y al número de valores singulares modificados.

El objetivo de este estudio es desarrollar e implementar un método de esteganografía para imágenes digitales basado en SVD por bloques utilizando modelado matricial y procesamiento numérico en Python. Su rendimiento se compara con un esquema SVD global en términos de capacidad útil, calidad visual evaluada mediante PSNR y SSIM, precisión de recuperación usando BER y costo computacional calculado a partir de los tiempos de inserción y extracción.

Materiales y Métodos

Este trabajo correspondió a una investigación aplicada, con enfoque cuantitativo y diseño experimental computacional de carácter comparativo. El estudio tuvo como propósito diseñar e implementar un método de

esteganografía basado en SVD por bloques y comparar su desempeño con un esquema de referencia basado en SVD global. Para garantizar una comparación controlada, ambos procedimientos utilizaron las mismas imágenes portadoras, cargas de información y criterios de evaluación. De esta manera, la comparación se centró en el efecto asociado a la granularidad espacial de la factorización sobre la calidad visual, la recuperación del mensaje, la capacidad útil y los tiempos de procesamiento.

El procedimiento experimental comprendió el preprocesamiento de las imágenes y del mensaje, la partición de la imagen, la factorización mediante SVD, la inserción mediante Modulación por Índice de Cuantización (QIM), la reconstrucción de la imagen estego, la extracción ciega y la evaluación cuantitativa de los resultados.

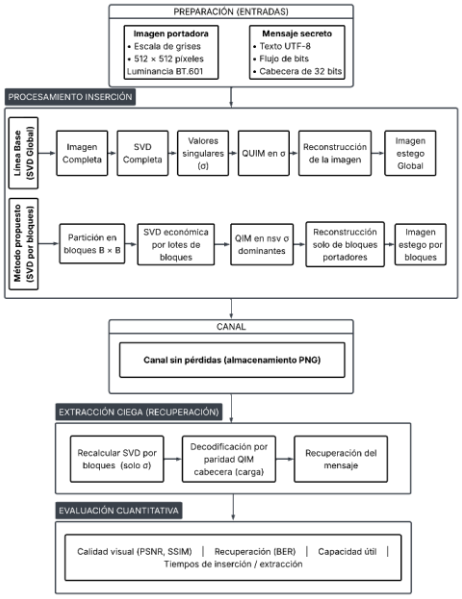


Figura 1. *Flujo general del procedimiento experimental para SVD por bloques y SVD global.*

Fuente: Elaboración propia.

La Figura 1 presenta de forma esquemática el flujo general del procedimiento, así como las etapas comunes y diferenciadoras de ambos esquemas. La población estuvo formada por las imágenes monocromáticas de 512 × 512 píxeles del volumen Miscellaneous de la USC-SIPI Image Database.

De ese conjunto se seleccionaron 12 imágenes mediante muestreo no probabilístico por conveniencia. Cada imagen fue procesada utilizando SVD por bloques y SVD global, para la comparación de los dos métodos. Se incluyeron imágenes monocromáticas de 512 × 512 píxeles y 8 bits por píxel disponibles en la base de datos seleccionada, siempre que pudieran procesarse mediante el procedimiento matricial establecido. Se excluyeron las imágenes en color, aquellas que no presentaban dimensiones de 512 × 512 píxeles y las que requerían transformaciones adicionales en el procedimiento.

El proyecto se desarrolló en Python 3.11 y se ejecutó en Google Colab. Para las tareas de cálculo se utilizaron *NumPy*, *SciPy* y *pandas,* con precisión doble (*float64*). El procesamiento de imágenes se realizó con *scikit-image* y *Pillow*, mientras que *Matplotlib* se empleó para la generación de gráficos. La factorización SVD se obtuvo mediante las rutinas de álgebra lineal disponibles en las bibliotecas utilizadas. Cada imagen se trató como una matriz de intensidad de luminancia. Debido a que los recursos asignados por Google Colab pueden variar entre sesiones, las mediciones de tiempo utilizadas para la comparación se realizaron dentro de una misma sesión. Las ejecuciones con componentes aleatorios se realizaron con una semilla global fija para asegurar un escenario reproducible. Una imagen monocromática de dimensión M × N

puede ser representada por una matriz A cuyos coeficientes corresponden a las intensidades de luminancia de cada punto. La descomposición en valores singulares de esta matriz es:

$$A = U \Sigma V^T \qquad (1)$$

donde U y V son matrices con columnas ortonormales que contienen los vectores singulares izquierdos y derechos, respectivamente, y Σ es una matriz diagonal cuyos elementos, ordenados de mayor a menor, son los valores singulares de A. Para la implementación, se utilizó la forma compacta de la SVD (*thin* SVD). En las matrices cuadradas utilizadas en este estudio, esta representación conserva la misma reconstrucción que la factorización completa. Para una matriz cuadrada de dimensión B × B, la factorización SVD tiene un costo asintótico de $O(B^3)$. Al dividir una imagen de dimensión N × N en $(N/B)^2$ bloques, el costo total de las factorizaciones es $O(N^2B)$, en lugar del orden $O(N^3)$ de una factorización en toda la imagen. Para N = 512 y B = 8, la imagen se divide en 64 bloques por dimensión, es decir, en un total de 4096 bloques.

El funcionamiento del sistema se basa en dos propiedades conocidas en la literatura especializada (Liu & Tan, 2002). La primera es que la energía de la imagen se concentra en unos pocos coeficientes de alta magnitud, de modo que solo esos coeficientes se modifican para introducir la información, mientras que los efectos de dicha modificación sobre la calidad visual son reducidos. La segunda corresponde al límite matemático que establece la variación de los valores singulares frente a perturbaciones de pequeña magnitud, según la desigualdad de Weyl (Golub y Van Loan, 2013).

$$|\sigma_i(A + E) - \sigma_i(A)| \leq \|E\|_2 \qquad (2)$$

En la Ecuación (2), E es la perturbación que introduce la inserción y $\|E\|_2$ es su norma espectral. La desigualdad de Weyl permite acotar, en norma espectral, el desplazamiento de cada valor singular producido por la perturbación de redondeo. Esta cota permite establecer analíticamente un margen para la selección del paso de cuantización Δ y, junto con la separación de los intervalos QIM, sustenta la recuperación correcta bajo las condiciones modeladas.

Para un bloque B×B, la matriz de perturbación E introducida por el redondeo satisface $|E_{ij}| \leq 1/2$. En consecuencia, su norma de Frobenius está acotada por:

$$\|E\|_F = \sqrt{\sum_{i=1}^{B}\sum_{j=1}^{B} E_{ij}{}^2} \leq \sqrt{\left(B^2 \tfrac{1}{4}\right)} = \frac{B}{2} \qquad (3)$$

Como la norma espectral no supera a la norma de Frobenius, se tiene

$$\|E\|_2 \leq \|E\|_F \leq \frac{B}{2} \qquad (4)$$

Por la desigualdad de Weyl para valores singulares, si σ_i y $\widehat{\sigma_i}$ representan, respectivamente, el valor singular antes y después de la perturbación, entonces

$$|\widehat{\sigma_i} - \sigma_i| \leq \|E\|_2 \leq \frac{B}{2} \qquad (5)$$

En el esquema QIM par-impar utilizado, los centros de cuantización correspondientes a clases binarias consecutivas están separados por Δ. Por tanto, la frontera de decisión se encuentra a una distancia Δ/2 de cada centro. Para garantizar que la perturbación máxima producida por el redondeo no alcance dicha frontera, debe cumplirse

$$\frac{B}{2} < \frac{\Delta}{2} \qquad (6)$$

De donde se obtiene la condición suficiente

$$\Delta > B \qquad (7)$$

Esta condición es suficiente para mantener la ubicación correcta del índice de cuantización para el modelo de perturbación considerado en este trabajo. Su alcance se limita a las diferencias que ocurren durante la reconstrucción y redondeo de los bloques, por lo que no puede tomarse como una garantía general de recuperación contra perturbaciones externas, como compresión, ruido, filtrado o recorte. Para utilizar un margen superior al establecido como condición mínima, se fijó el paso de cuantización en Δ=4B. Este valor, equivalente a cuatro veces el tamaño del bloque, permitió analizar experimentalmente el comportamiento del método cuando se emplea una separación mayor entre los niveles de cuantización

La cuantización a 8 bits se aplicó únicamente después de reconstruir la imagen estego. Durante la etapa de procesamiento numérico se empleó una representación de doble precisión (*float64*) con el propósito de evitar pérdidas prematuras de precisión derivadas de las operaciones matriciales. Las imágenes se procesaron en el canal de luminancia y normalizadas a 512 × 512 píxeles. Esta dimensión es múltiplo de los tamaños de bloque utilizados, por lo que la partición se realizó sin bloques incompletos. El preprocesamiento incluyó la transformación al espacio de luminancia de acuerdo con la recomendación ITU-R BT.601. Para delimitar la información oculta, se incorporó un encabezado de 32 bits antes de la carga útil. Este encabezado codificó la longitud del mensaje como un entero sin signo en formato *big-endian*, lo que permitió determinar durante la etapa de extracción el número exacto de bits que debían recuperarse. Las cargas útiles se generaron de manera determinista a partir de la semilla establecida para el experimento. Se utilizaron tres mensajes de 15, 120 y 1000 caracteres, restringidos al conjunto ASCII y codificados en UTF-8.

El proceso de inserción comenzó con la partición de la imagen portadora a través de un recorrido *raster*, generando bloques disjuntos de tamaño B × B. Dado que todas las imágenes estaban normalizadas a una dimensión de N × N con N = 512 y esta dimensión es un múltiplo de B, la partición no generó bloques incompletos. Luego, se aplicó la SVD al conjunto de bloques como un proceso por lotes en lugar de tratarlos por separado.

Cada bloque se utilizó para almacenar n_{sv} bits de información que corresponden a los n_{sv} valores singulares de mayor magnitud elegidos para el proceso de inserción. Por tanto, una carga de L bits, incluida la cabecera, ocupó únicamente los primeros $\lceil L/n_{sv} \rceil$ bloques, mientras que la capacidad estructural del portador asciende a $n_{sv}(N/B)^2$ bits. Para codificar cada bit se aplicó QIM par-impar (Chen & Wornell, 2001). El eje de los valores singulares se dividió en intervalos de ancho Δ, asociados a los valores binarios mediante la paridad de sus índices. Los centros de los intervalos asociados al valor b forman el conjunto

$$C_b = \left(2m + b + \frac{1}{2}\right) \cdot \Delta : m = 0,1,2, \ldots \qquad (8)$$

La inserción del bit b en el coeficiente σ consiste en desplazar este coeficiente hasta el centro del intervalo admisible más cercano,

$$\hat{\sigma} = \arg\min_{s \in C_b} |s - \sigma| \qquad (9)$$

donde σ es el coeficiente original antes de la modificación y σ̂ el coeficiente resultante después de proyectarlo sobre el conjunto C_b. Esta proyección establece una separación mínima entre los intervalos de cuantización, lo que permite recuperar el bit de forma fidedigna siempre que la perturbación posterior no supere el umbral de $\Delta/2$

Además de establecer la separación entre los intervalos de cuantización, la proyección limita el desplazamiento aplicado al coeficiente a un valor no superior a Δ. Por tanto, el paso de cuantización regula el compromiso entre imperceptibilidad y robustez, mientras que la capacidad de carga depende del número de coeficientes utilizados para representar los bits en cada bloque y de la cantidad de bloques disponibles. La distorsión introducida por el proceso puede caracterizarse analíticamente.

$$e = \hat{\sigma} - \sigma \qquad (10)$$

Para un bit dado, los centros admisibles de Cb distan entre sí 2Δ. Si el desplazamiento producido se modela como una variable aleatoria uniforme sobre [−Δ, Δ], la energía media del error se expresa como:

$$E[e^2] = \frac{(2\Delta)^2}{12} = \frac{\Delta^2}{3} \qquad (11)$$

Esta expresión cuantifica la energía añadida al bloque por cada operación de cuantización. Cuando $n_{sv} = 1$, que corresponde a la configuración de referencia, solo se modifica el valor singular dominante. Por tanto, la diferencia entre la celda original y la reconstruida puede expresarse como $eu_1{v_1}^T$. Dado que u_1 y v_1 son vectores de norma unitaria, se cumple que:

$$\|eu_1v_1^T\|_F^2 = e^2 \qquad (12)$$

De lo anterior se deduce que cada operación de cuantización aporta, en promedio, una contribución de $\Delta^2/3$ al error cuadrático acumulado. Este resultado supone que las operaciones sobre distintos valores singulares son independientes, condición que se cumple directamente cuando $n_{sv} = 1$. Cuando $n_{sv} > 1$, las perturbaciones asociadas a los distintos valores singulares se acumulan y la cota de error debe aplicarse de forma conjunta, lo que reduce el margen efectivo respecto al correspondiente a $n_{sv} = 1$. Por la desigualdad triangular, la perturbación acumulada sobre la celda satisface $\|Etotal\|_2 \leq \Sigma_{i=1}{}^{nsv} \|Ei\|_2$, de modo que el margen de seguridad efectivo disminuye en un factor aproximadamente igual a n_{sv}. Esto permite explicar que, incluso utilizando Δ=4B, los errores de recuperación registrados en el Experimento B se concentraran en las configuraciones con $n_{sv} = 2$ (Tabla 4).

Además de controlar la magnitud de la perturbación, es necesario preservar el orden de los valores singulares. Si la cuantización desplazara un valor singular por encima del que le precede en la secuencia ordenada, el proceso de recuperación podría interpretar los bits en un orden diferente al de la inserción y producir un mensaje incorrecto. Para evitarlo, después de cada cuantización se verifica que $\sigma_i \leq \sigma_{i-1}$. Si esta condición no se cumple, el valor singular se reubica en el mayor centro admisible de C_b que no supere al predecesor. Los valores singulares que permanecen sin modificación también quedan acotados por el último valor singular cuantizado

$$\sigma_i \leftarrow \min(\sigma_i, \hat{\sigma}^{n_{sv}}), \qquad i > n_{sv} \qquad (13)$$

Esta comprobación permite conservar la secuencia no creciente requerida por la SVD. Una vez finalizada la inserción, la imagen estego se obtiene mediante la reconstrucción de los bloques que contienen información y su posterior integración en la matriz de imagen, seguida de una única cuantización final.

El procedimiento de extracción se realizó de manera ciega, utilizando la imagen estego y los parámetros B, n_{sv} y Δ, sin necesidad de disponer de la imagen original. Si bien la confidencialidad del contenido requeriría cifrar el mensaje antes de su inserción, dicho aspecto quedó fuera del alcance de este trabajo. Sobre la imagen estego se reconstruyó la misma cuadrícula de bloques y se aplicó la SVD a los primeros bloques portadores de información. Si σ' es el valor singular leído, el bit almacenado se determinó mediante la paridad del intervalo de cuantización correspondiente:

$$\hat{b} = [\frac{\sigma'}{\Delta}] \bmod 2 \qquad (14)$$

donde $\hat{b}$ es el bit recuperado a partir del coeficiente espectral σ' leído de la imagen estego. La recuperación se realizó en dos pasos. En el primer paso, se calculó la longitud del mensaje a partir del encabezado de 32 bits. Una vez determinada la longitud del mensaje, se extrajeron los bits para recuperar el texto en UTF-8. Si la longitud excedía la capacidad de la imagen, el algoritmo detenía el proceso y notificaba el error. El esquema de referencia utilizó el mismo procedimiento de extracción, con la única diferencia de que los valores singulares se calcularon utilizando una única factorización SVD para toda la imagen. Las doce imágenes se utilizaron como unidades experimentales emparejadas, cada una fue procesada en ambas condiciones y los parámetros de procesamiento se mantuvieron constantes. Mediante este procedimiento se controlaron las diferencias en el contenido de cada imagen. La evaluación tuvo dos propósitos: comparar el método propuesto con el esquema global y evaluar de forma exploratoria la respuesta del método a los cambios en sus parámetros internos. Al tratarse de un muestreo por conveniencia, los hallazgos no se pueden generalizar más allá de este conjunto de imágenes.

El número de imágenes se eligió buscando un equilibrio entre el poder estadístico y el costo computacional. Al no realizar un análisis de potencia, los resultados inferenciales deben interpretarse considerando el tamaño de la muestra y el carácter exploratorio de parte del análisis. En el Experimento A se utilizó una carga de 15 caracteres, equivalente a 152 bits al incluir el encabezado. Se consideraron PSNR, SSIM, BER, los tiempos de inserción y extracción, así como la capacidad útil. El Experimento B consideró cuatro factores: el tamaño del bloque B, el número de valores singulares modificados por bloque n_{sv}, el paso de cuantización Δ y la longitud del mensaje (Tabla 1).

Para el paso de cuantización se consideraron dos niveles con el fin de comparar una configuración cercana a la condición mínima y una configuración con un margen mayor. El número de valores singulares modificados en el bloque n_{sv} se tomó como 1 y 2. De manera similar, el tamaño del bloque B se estableció como 4, 8, 16 y 32 píxeles para el análisis de diferentes niveles de granularidad y su impacto en la calidad visual, capacidad y costo computacional. Estos niveles se derivaron del análisis matemático realizado previamente. Las combinaciones cuya carga

excedió la capacidad del portador no se descartaron; se registraron como no factibles para incluir explícitamente este límite en el análisis. La Tabla 1 muestra los factores, niveles y configuración de referencia evaluados en el experimento.

Tabla 1. *Factores y niveles del análisis multifactorial exploratorio y configuración de referencia.*

Factor	Niveles
Tamaño de bloque, B	4, 8, 16, 32
Valores singulares modificados por bloque, n_{sv}	1, 2
Paso de cuantización, Δ	2B, 4B
Longitud del mensaje (caracteres)	15, 120, 1000
Método de comparación	SVD por bloques, SVD global
Configuración de referencia (Experimento A)	$B = 8, n_{sv} = 1, \Delta = 32$ ($= 4B$)

Fuente: Elaboración propia.

El rendimiento del método se evaluó mediante cuatro categorías de indicadores: calidad visual, fidelidad de recuperación, capacidad útil y eficiencia computacional. La calidad visual se evaluó utilizando dos indicadores comunes en estudios de ocultación de información (Setiadi, 2021). El primero, PSNR, compara la imagen portadora X con la imagen estego Y:

$$\mathrm{PSNR} = 10\log_{10}\left(\frac{255^2}{\mathrm{MSE(X,Y)}}\right), \qquad (15)$$

Donde MSE(X, Y) es el error cuadrático medio entre ambas imágenes. En este campo, se argumenta comúnmente que valores por encima de 40 dB corresponden a una distorsión visual baja o no visible (Setiadi, 2021; Rustad et al., 2022). Este umbral se utilizó como un criterio de evaluación práctica y no como una garantía perceptual absoluta. El segundo indicador, SSIM, propuesto por Wang et al. (2004), se calculó utilizando la formulación estándar para un rango dinámico de 255. Valores más cercanos a 1 indican la preservación de la estructura de la imagen portadora. La fidelidad de la recuperación se evaluó mediante VER, calculado como:

$$\mathrm{ver} = \frac{1}{L}\sum_{j=1}^{L}\left[\mathrm{m_j} \neq \widehat{\mathrm{m}}_j\right] \qquad (16)$$

donde m_j es el bit original en la posición j, $\widehat{m_j}$ es el bit recuperado en esa misma posición y L corresponde a la longitud total del flujo de bits. Dado que se opera en un canal sin pérdidas, el criterio de recuperación corresponde a BER = 0. Este criterio se utilizó para identificar las configuraciones con recuperación completa. Para calcular la capacidad útil se empleó un umbral operativo de BER $\leq 10^{-3}$ y PSNR $\geq$ 40 dB. Además de la capacidad estructural máxima del portador, $n_{sv}(N/B)^2$, se definió la capacidad útil ($C_{útil}$) como la mayor carga que simultáneamente satisface el umbral operativo BER $\leq 10^{-3}$ y el criterio de imperceptibilidad PSNR $\geq$ 40 dB:

$$C_{útil} = \max\{\, L: \mathrm{BER}(L) \leq 10^{-3} \wedge \mathrm{PSNR}(L) \geq 40\ \mathrm{dB}\,\} \qquad (17)$$

Esta definición excluye las configuraciones cuya capacidad adicional implique superar el nivel de error operativo establecido o incumplir el criterio de calidad visual. Tras verificar el comportamiento monótono de las condiciones BER $\leq 10^{-3}$ y PSNR $\geq$ 40 dB respecto a la carga, se utilizó una búsqueda binaria con $O(\log L)$ evaluaciones para determinar la longitud máxima del mensaje que satisface ambos criterios. Los tiempos de inserción y extracción se registraron por separado con un temporizador monotónico de alta resolución. En el Experimento A, se realizaron tres ejecuciones consecutivas en la misma sesión de Google Colab

y se tomó la mediana como estadístico representativo para reducir la variabilidad ocasional en un entorno común. En el Experimento B, se evaluó una medición en cada configuración para analizar los tiempos relativos asociados con los cambios en los parámetros del método y no el costo absoluto.

El análisis estadístico se organizó en dos niveles: el primero se centró en la comparación principal entre SVD por bloques y SVD global, mientras que el segundo tuvo carácter exploratorio y se orientó a evaluar la sensibilidad del método propuesto frente a sus parámetros internos. En la comparación principal entre SVD por bloques y SVD global se emplearon contrastes unilaterales, debido a que las hipótesis comparativas se formularon de manera direccional: mayor PSNR, mayor SSIM, mayor capacidad útil y menores BER, tiempos de inserción y tiempos de extracción para el método por bloques.

En el análisis multifactorial exploratorio se emplearon contrastes bilaterales según el número de niveles de cada factor. Para factores con dos niveles, se evaluó la normalidad de las diferencias pareadas mediante la prueba de Shapiro-Wilk ($\alpha = 0.05$). Cuando no se rechazó la hipótesis de normalidad, se aplicó la prueba t para muestras relacionadas; en caso contrario, se utilizó la prueba de Wilcoxon. Los factores con más de dos niveles se evaluaron con la prueba de Friedman. Finalmente, para cada comparación se reportó el valor p junto con el tamaño del efecto, usando d_z de Cohen en el caso paramétrico y la correlación biserial de rangos en el no paramétrico. Cuando todas las diferencias pareadas fueron cero, el contraste se consideró no aplicable y solo se describieron los datos. Además, los siete valores p del primer nivel se ajustaron mediante el procedimiento secuencial de Holm ($\alpha = 0.05$) para controlar el error de tipo I por comparaciones múltiples. El segundo nivel utilizó las mismas doce imágenes en todos los niveles de cada factor, bajo un diseño de medidas repetidas. El tamaño de bloque y la longitud del mensaje, ambos con más de dos niveles, se analizaron mediante la prueba de Friedman, utilizando W de Kendall como medida del tamaño del efecto. Los dos factores con dos niveles, n_{sv} y el paso de cuantización Δ, se analizaron mediante la prueba de Wilcoxon.

Resultados y Discusión

Los resultados de la comparación de desempeño corresponden a la configuración de referencia (B = 8, $n_{sv} = 1$, $\Delta = 32$), tomando como base de comparación el sistema que factoriza la imagen completa. Salvo que se indique lo contrario, los valores provienen de una única ejecución inicializada con la semilla 42. La evidencia se organiza en las Tablas 2-7 y las Figuras 2-5. Antes de iniciar las comparaciones sistemáticas se comprobó el funcionamiento completo del procedimiento mediante una prueba independiente.

Para ello, se insertaron 448 bits en la imagen 4.1 del banco USC-SIPI, se almacenó la imagen resultante en formato PNG y posteriormente se efectuó la extracción utilizando los mismos parámetros, sin emplear la imagen original durante esta etapa. Con la configuración de referencia, el método SVD por bloques recuperó completamente el mensaje, con BER = 0, PSNR = 50,10 dB y SSIM $= 0{,}9970$. Bajo las mismas condiciones, el método SVD global obtuvo PSNR = 41,13 dB, SSIM = 0,9668 y BER = 0,4152, lo que impidió recuperar correctamente el mensaje. La Figura 2 muestra la imagen portadora, la

imagen estego y el mapa de diferencias absolutas reescalado mediante el factor 255/max|X-Y|, utilizado para mejorar la visualización de las diferencias entre ambas imágenes. Con 448 bits de carga y n_sv=1, solo se intervienen las primeras 448 de las 4096 celdas disponibles; el resto de la imagen se ensambla directamente sin aplicar la factorización, por lo que esos puntos conservan exactamente sus valores originales. Esa distribución localizada de las perturbaciones es consistente con el alto PSNR y SSIM observados bajo las condiciones experimentales evaluadas.



Figura 2. *Imagen portadora, imagen estego y mapa de diferencias absolutas reescalado.*

Fuente: Elaboración propia.

La comparación sistemática se realizó con las doce imágenes del banco y una carga fija de 152 bits, seleccionada como condición de comparación favorable para el esquema global. Los resultados detallados por imagen se encuentran en la Tabla 2. La calidad visual fue consistentemente superior con el sistema propuesto en las doce imágenes evaluadas: PSNR medio de 55,07 dB frente a 41,26 dB de la referencia, una diferencia de 13,81 dB que refleja una menor distorsión de las imágenes estego bajo las condiciones evaluadas. La dispersión también fue mucho menor: el rango del PSNR del método basado en bloques fue inferior a 1 dB en las doce imágenes, mientras que la referencia presentó un rango de 23,36 dB (Tabla 2), lo que sugiere una mayor sensibilidad del esquema global a las características de la imagen anfitriona y una variabilidad mucho menor del método por celdas bajo las condiciones evaluadas. El SSIM siguió el mismo patrón: medias de 0,9992 y 0,9551, respectivamente. La Figura 3 muestra que la diferencia se mantuvo en las doce imágenes evaluadas.

Tabla 2. *Comparación por imagen entre SVD por bloques y SVD global (carga de 152 bits).*

Imagen	PSNR		SSIM		BER
	B	G	B	G	G
4.1.01	55.194	44.652	0.99896	0.98519	0.26973
4.1.02	55.630	43.348	0.99930	0.97879	0.28947
4.1.03	55.159	47.450	0.99964	0.99124	0.34210
4.1.04	55.057	45.573	0.99918	0.98813	0.32894
4.1.05	54.777	45.104	0.99887	0.98537	0.28947
4.1.06	55.282	38.530	0.99918	0.95911	0.23684
4.1.07	54.924	49.654	0.99868	0.99498	0.34210
4.1.08	54.844	47.605	0.99869	0.99318	0.31578
4.2.01	54.664	39.623	0.99921	0.95063	0.29605
4.2.03	55.476	26.296	0.99997	0.81099	0.13815
4.2.05	55.123	35.128	0.99935	0.93008	0.19736
4.2.06	54.684	32.158	0.99943	0.89364	0.16447

Nota. B = SVD por bloques; G = SVD global. La BER del método por bloques fue 0 para las doce imágenes evaluadas

Fuente: Elaboración propia.

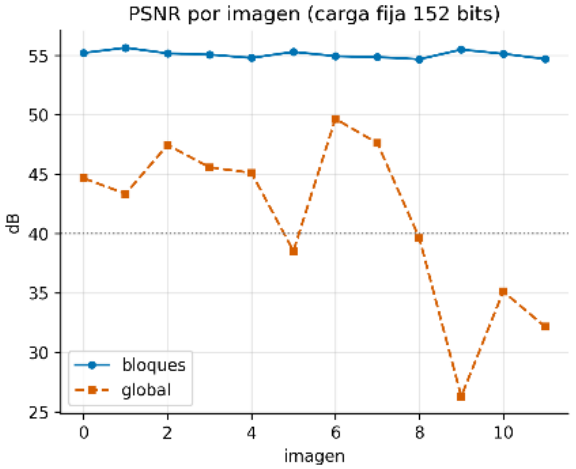


Figura 3. *Valores de PSNR obtenidos para cada imagen del banco de pruebas bajo una carga fija de 152 bits.*

Fuente: Elaboración propia.

Los valores de PSNR y SSIM se sitúan en el rango reportado por Rustad et al. (2022) con valores de PSNR entre 52,49 y 57,45 dB y de SSIM entre 0,9991 y 0,9999 obtenidos mediante un esquema LSB adaptativo con una capacidad de 1 BPP. El método propuesto obtuvo un PSNR de 55,07 dB y un SSIM de 0,9992, con una capacidad útil de 0,0156 BPP. En estas condiciones experimentales, la calidad visual fue comparable, aunque la capacidad de carga útil del método basado en bloques SVD fue menor.

La capacidad útil máxima del método también fue evaluada en este caso bajo el cumplimiento simultáneo de los criterios BER $\leq 10^{-3}$ y PSNR $\geq$ 40 dB. En este caso, el método basado en bloques tuvo una capacidad útil promedio de 4092,92 bits, que equivale al 99,92% de su capacidad estructural y 0,0156 BPP. Por otro lado, el esquema global tuvo una capacidad útil promedio de 59,75 bits. En las doce imágenes evaluadas, el método propuesto presentó BER = 0, mientras que el esquema de referencia presentó una BER media de 0,2675.

En comparación con métodos recientes basados en aprendizaje profundo, se observaron diferencias en la capacidad de carga útil y la calidad visual. Aljarf & Rashidi (2025) encontraron que DL-Steg logró un PSNR promedio de 45,21 dB, un SSIM promedio de 0,9854 y una capacidad de 24 BPP. El método basado en SVD por bloques alcanzó un PSNR de 55,07 dB y un SSIM de 0,9992, con una capacidad útil de 0,0156 BPP. Por lo tanto, en las condiciones de prueba, el método basado en SVD por bloques priorizó la calidad visual y la recuperación precisa de la información, mientras que DL-Steg presenta una capacidad de carga útil mucho mayor.

La Figura 4 muestra la capacidad útil obtenida para cada imagen bajo el criterio conjunto establecido.

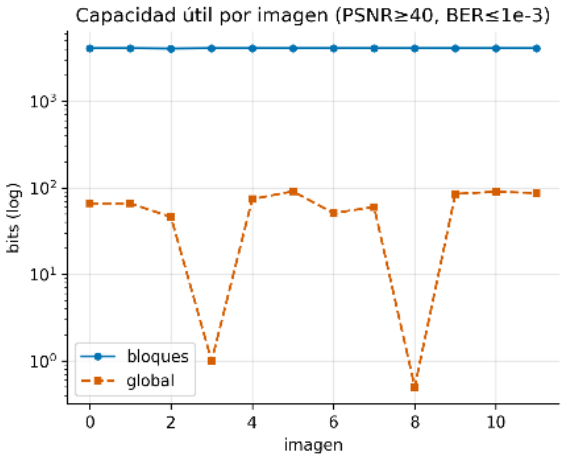


Figura 4. *Capacidad útil obtenida para cada imagen bajo el criterio conjunto de BER ≤ 10−3 y PSNR ≥ 40 Db.*

Fuente: Elaboración propia.

Este resultado es coherente con el carácter localizado del procesamiento por bloques, ya que la modificación queda circunscrita a las regiones en las que se realiza la inserción y puede controlarse durante la reconstrucción. La comparación temporal también mostró menores tiempos de procesamiento para el método por bloques. El tiempo medio de inserción fue de 0,0089 s, frente a 0,1627 s para el método global, mientras que la extracción presentó valores medios de 0,0035 s y 0,0690 s, respectivamente. Estas diferencias son compatibles con el carácter localizado del procesamiento por bloques y con las características de implementación empleadas en el procedimiento. Este comportamiento coincide con resultados recientes obtenidos mediante SVD por bloques. Benaidja & Lazhar, 2026 reportaron un PSNR de hasta 53,5 dB frente a 49,7 dB para SVD clásica y redujeron el tiempo

de ejecución de 10,85 a 4,68 minutos. En el presente estudio, la SVD por bloques presentó un PSNR medio 13,81 dB superior al de la SVD global y redujo los tiempos medios de inserción y extracción 18,3 y 19,7 veces, respectivamente. Aunque ambos estudios difieren en aplicación y condiciones experimentales, la coincidencia en la dirección de los resultados es consistente con el uso del procesamiento localizado como estrategia para reducir el costo computacional. En conjunto, los resultados muestran que el método propuesto se situó en un régimen orientado a una alta calidad visual, recuperación exacta y bajo costo computacional, en lugar de centrarse exclusivamente en la capacidad de ocultamiento.

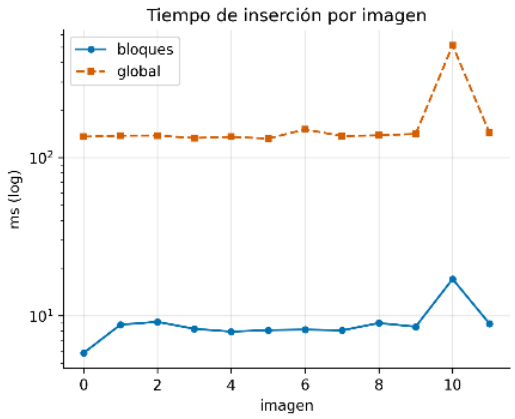


Figura 5. *Tiempo de inserción por imagen bajo una carga fija de 152 bits.*

Fuente: Elaboración propia.

El esquema LSB adaptativo de Rustad et al. (2022) ofreció un balance distinto entre capacidad de ocultamiento y calidad visual. Frente a DL-Steg (Aljarf y Rashidi, 2025), el método propuesto alcanzó un PSNR de 55,07 dB y un SSIM de 0,9992, superiores a los 45,21 dB y 0,9854 reportados respectivamente, aunque su capacidad útil fue de 0,0156 BPP frente a 24 BPP. Estas diferencias no permiten establecer una ventaja general, ya que ambos trabajos se desarrollaron bajo diferentes objetivos, cargas, imágenes de prueba y configuraciones experimentales. Las diferencias entre ambos sistemas se contrastaron mediante las pruebas estadísticas definidas en la metodología para PSNR, SSIM, capacidad útil, BER y tiempos de inserción y extracción. Los resultados se presentan en la Tabla 3.

Tabla 3. *Contrastes estadísticos de la comparación entre SVD por bloques y SVD global.*

Métrica	Prueba	B	G	p_{Holm}	Efecto
PSNR (dB)	t pareada	55,070	41,26	$8{,}59 \times 10^{-5}$	$d_z = 1{,}930$
SSIM	Wilcoxon	0,9992	0,9551	$9{,}77 \times 10^{-4}$	$r_{rb} = 1{,}000$
$C_{\text{útil}}$ (bits)	Wilcoxon	4092,92	59,75	$9{,}77 \times 10^{-4}$	$r_{rb} = 1{,}000$
BER	t pareada	0,0000	0,2675	$1{,}07 \times 10^{-7}$	$d_z = -3{,}883$
T. ins. (s)	Wilcoxon	0,0089	0,1627	$9{,}77 \times 10^{-4}$	$r_{rb} = -1{,}000$
T. ext. (s)	t pareada	0,0035	0,0690	$8{,}53 \times 10^{-16}$	$d_z = -22{,}028$
BER $<10^{-3}$ (1muestra)	Wilcoxon (1muestra)	0,0000	—	$9{,}77 \times 10^{-4}$	—

Nota. B: método basado en bloques; G: método global.; pHolm: valor p ajustado mediante Holm; d_z: tamaño del efecto para la prueba t pareada; r_rb la correlación biserial por rangos; T. ins.: tiempo de inserción; T. ext.: tiempo de extracción. "1 muestra" indica un contraste de Wilcoxon de una muestra, realizado sobre las 12 imágenes evaluadas, tomando 10^-3 como valor de referencia.

Fuente: Elaboración propia.

Los análisis estadísticos aportaron evidencia de diferencias significativas entre las configuraciones evaluadas bajo las condiciones experimentales establecidas. Después de aplicar la corrección de Holm, las comparaciones mantuvieron significancia estadística, con $p\text{Holm} < 0{,}001$ y valores ajustados entre $8{,}53 \times 10^{-16}$ y $9{,}77 \times 10^{-4}$. Los tamaños del efecto fueron elevados: $d_z = 1{,}93$ para PSNR, $d_z = -3{,}88$ para BER y $d_z = -22{,}03$ para el tiempo

de extracción; para SSIM y capacidad útil se obtuvo $r_{rb} = 1{,}00$, mientras que para el tiempo de inserción se obtuvo $r_{rb} = -1{,}00$. En consecuencia, las diferencias entre el método por bloques y el esquema global resultaron estadísticamente significativas y presentaron efectos de magnitud elevada dentro de las condiciones evaluadas. Con la ventaja del sistema por bloques ya establecida, el análisis exploratorio evaluó cómo cada parámetro interno se relaciona con el desempeño, con el propósito de identificar las combinaciones que ofrecen el mejor equilibrio entre calidad visual y exactitud de recuperación. Debido al número de configuraciones evaluadas, los resultados se organizaron según la longitud del mensaje en tres categorías: corto, medio y largo. Las configuraciones correspondientes a cada categoría se presentan, respectivamente, en las Tablas 4, 5 y 6.

Tabla 4. *Configuraciones factibles del Experimento B para mensajes cortos.*

B	n_{sv}	Δ	PSNR (dB)	SSIM	BER máx.
4	1	8	49,569	0,99410	0,000000
4	1	16	43,818	0,97870	0,000000
4	2	8	47,661	0,98910	0,000900
4	2	16	41,077	0,96100	0,007700
8	2	16	42,560	0,96780	0,023700
8	2	32	35,780	0,87330	0,049900

En las Tablas 4, 5 y 6, B = tamaño del bloque; n_sv = número de valores singulares modificados por bloque; Δ = paso de cuantización; BER máx. = máximo BER obtenido entre las doce imágenes evaluadas.

Fuente: Elaboración propia.

Los resultados del Experimento B muestran una asociación entre el tamaño del bloque y la calidad visual dentro del espacio de configuraciones evaluado. Esta relación se aprecia con mayor claridad al mantener constantes n_{sv} y Δ. Por ejemplo, en los mensajes medios, con $n_{sv} = 1$ y Δ=32, el PSNR disminuyó de 55,090 dB para B=8 a 54,721 dB para B=16; de forma similar, con $n_{sv} = 1$ y Δ=64, disminuyó de 49,031 dB para B=16 a 48,626 dB para B=32. En los mensajes largos, con $n_{sv} = 1$ y Δ=32, el PSNR pasó de 46,900 dB para B=8 a 46,674 dB para B=16. En consecuencia, dentro de las configuraciones evaluadas, el aumento del tamaño de bloque se asoció con una disminución de la calidad visual, aunque la magnitud de este comportamiento dependió también del valor adoptado para Δ. La cantidad de valores singulares modificados por bloque también se relacionó con la calidad visual y la recuperación del mensaje. Para las configuraciones analizadas, $n_{sv} = 1$ presentó una BER máxima de cero, mientras que $n_{sv} = 2$ produjo errores en determinadas combinaciones de tamaño de bloque y paso de cuantización. En los mensajes medios, por ejemplo, para B=4 y Δ=16, la configuración con $n_{sv} = 2$ alcanzó una BER máxima de 0,0197. En los mensajes largos, con B=16 y Δ=64, el mismo nivel de n_{sv} presentó una BER máxima de 0,0353. Bajo las condiciones evaluadas, la modificación de un único valor singular por bloque mostró un mejor equilibrio entre calidad visual y recuperación.

Tabla 5. *Configuraciones factibles del Experimento B para mensajes medios.*

B	n_{sv}	Δ	PSNR (dB)	SSIM	BER máx.
4	1	8	66,934	1,00000	0,000000
4	1	16	61,050	0,99990	0,000000
4	2	8	64,387	1,00000	0,000000
4	2	16	58,175	0,99980	0,019700
8	1	16	60,633	0,99980	0,000000
8	1	32	55,090	0,99920	0,000000
8	2	16	59,471	0,99970	0,000000
8	2	32	52,597	0,99880	0,000000
16	1	32	54,721	0,99940	0,000000
16	1	64	49,031	0,99790	0,000000
16	2	32	54,165	0,99830	0,000000
16	2	64	47,277	0,99290	0,000000
32	1	64	48,626	0,99860	0,000000
32	1	128	42,932	0,99520	0,000000
32	2	64	48,452	0,99660	0,000000
32	2	128	41,870	0,98550	0,026300

Fuente: Elaboración propia.

El comportamiento observado para los mensajes medios mantuvo la tendencia identificada en los mensajes cortos. La reducción del tamaño del bloque permitió conservar valores elevados de PSNR y SSIM, mientras que el incremento de B produjo una mayor degradación visual. Asimismo, la modificación de un único valor singular por bloque mantuvo BER = 0 en todas las configuraciones evaluadas con $n_{sv} = 1$, mientras que algunas configuraciones con $n_{sv} = 2$ introdujeron errores de recuperación

Tabla 6. *Configuraciones factibles del Experimento B para mensajes largos.*

B	n_{sv}	Δ	PSNR (dB)	SSIM	BER máx.
4	1	8	58,659	0,99930	0,000000
4	1	16	52,906	0,99770	0,000000
4	2	8	56,153	0,99900	0,000000
4	2	16	49,695	0,99640	0,004000
8	1	16	52,578	0,99800	0,000000
8	1	32	46,900	0,99370	0,000000
8	2	16	51,345	0,99570	0,000000
8	2	32	44,589	0,98410	0,000000
16	1	32	46,674	0,99580	0,000000
16	1	64	40,911	0,98600	0,000000
16	2	32	46,082	0,98970	0,000000
16	2	64	39,576	0,95960	0,035300

Fuente: Elaboración propia.

Para las cargas de mayor longitud se observaron valores más bajos de PSNR y SSIM junto con una mayor frecuencia de errores durante la recuperación. La configuración B=4 y Δ=8 mantuvo una BER máxima de cero y registró los valores más elevados de PSNR y SSIM dentro de las configuraciones evaluadas para esta longitud de mensaje. En las restantes configuraciones con errores de recuperación, la BER alcanzó valores de hasta 0,0353. Los resultados experimentales mostraron un comportamiento compatible con la condición derivada previamente a partir de la desigualdad de Weyl. En las configuraciones evaluadas, los valores de Δ correspondientes a Δ = 2B presentaron un comportamiento favorable respecto de la recuperación y la calidad visual, especialmente cuando se combinaron con $n_{sv} = 1$. El paso de cuantización Δ también se relacionó con la calidad visual. Para B=16 y $n_{sv} = 2$, el aumento de Δ de 32 a 64 se asoció con una reducción del PSNR de 46,082 a 39,576 dB y del SSIM de 0,9897 a 0,9596, mientras que la BER máxima aumentó de 0 a 0,0353. Estos resultados muestran que, dentro del espacio experimental analizado, un incremento del paso de cuantización se asoció con una mayor perturbación visual y con una reducción de la estabilidad de recuperación cuando se combinó con una mayor modificación espectral.

El aumento de la longitud del mensaje se asoció con una reducción del PSNR en las configuraciones evaluadas, pero no implicó necesariamente un incremento de la BER mientras las configuraciones mantuvieron recuperación exacta. En las configuraciones que se alejaron de estas condiciones, los errores aparecieron con mayor frecuencia, como se observa principalmente en los mensajes largos.

El tamaño del bloque mostró diferencias estadísticamente significativas en la calidad visual entre los niveles analizados, al igual que la longitud del mensaje. Por su parte, la combinación de $n_{sv} = 1$ con un paso de cuantización de Δ = 2B mostró, dentro de las configuraciones evaluadas, un equilibrio favorable entre calidad visual y recuperación sin errores. Este comportamiento es consistente con el análisis matemático desarrollado previamente, que relaciona la perturbación de los valores singulares con la magnitud del paso de cuantización. La relevancia del procesamiento localizado también coincide con Biswas (2021),

quien empleó selección de bloques basada en SVD para ocultamiento en imágenes JPEG comprimidas. Aunque su objetivo fue mejorar la robustez mediante selección de bloques y corrección de errores, el enfoque coincide con el presente estudio en utilizar la partición espacial para controlar la localización de la información. En este trabajo, además, el tamaño del bloque mostró una asociación significativa con la calidad visual.

Las tendencias identificadas en el análisis descriptivo se contrastaron mediante las pruebas estadísticas definidas para el Experimento B. Se evaluó la relación del tamaño del bloque, la longitud del mensaje, el número de valores singulares modificados y el paso de cuantización con las métricas de desempeño. Los resultados se presentan en la Tabla 7.

Tabla 7. *Resultados de los contrastes estadísticos del Experimento B.*

Factor	Métrica	Prueba	*p*	Magnitud
B [4,8,16,3] (Δ=4B)	PSNR	Friedman	$7{,}488380\times10^{-8}$	W=1,000
(corto, medio, largo) (B = 4)	PSNR	Friedman	$6{,}144210\times10^{-6}$	W=1,000
$n_{sv} = 1 vs 2$	PSNR	Wilcoxon	0,001465	-2,777
Δ = 16 vs 32	PSNR	Wilcoxon	0,000488	−5,395
Δ = 16 vs 32	BER	Wilcoxon	1,000	0,000
Δ = 16 vs 32	$C_{\text{útil}}$	Wilcoxon	1,000	0,000
Δ = 16 vs 32	T. ins.	Wilcoxon	0,850	0,000
Δ = 16 vs 32	T. ext.	Wilcoxon	0,0771	0,000
Nota: T. ins.: tiempo de inserción; T. ext.: tiempo de extracción.				

Fuente: Elaboración propia.

En los contrastes de Friedman, se reporta el coeficiente de concordancia W de Kendall como medida del tamaño del efecto. En los contrastes de Wilcoxon, la columna Magnitud corresponde a la mediana de las diferencias pareadas, calculada como segundo nivel menos primer nivel, e indica la magnitud y dirección del cambio.

El tamaño del bloque y la longitud del mensaje influyeron de manera significativa en el PSNR, según los resultados de la prueba de Friedman, con $p=7{,}488380\times10^{-8}$ y $p=6{,}144210\times10^{-6}$, respectivamente. En ambos análisis, el coeficiente de concordancia W de Kendall fue de 1,000, lo que indica una concordancia máxima en el ordenamiento de las condiciones evaluadas. El número de valores singulares modificados también se asoció con diferencias en el PSNR. La prueba de Wilcoxon arrojó p=0,001465 y p=0,001465, mientras que la mediana de las diferencias emparejadas, calculada como el valor correspondiente a $n_{sv} = 2$ menos el obtenido con $n_{sv} = 1$, fue de −2,777 dB. Bajo esta definición, el resultado negativo indica un menor PSNR cuando se modificaron dos valores singulares en lugar de uno.

Al evaluar el impacto de Δ, pasar de Δ =16 a Δ =32 solo produjo cambios estadísticamente significativos en el PSNR. Las variaciones en el BER, la capacidad y los tiempos de procesamiento no alcanzaron significación estadística. Así, bajo las condiciones evaluadas, el cambio en el paso de cuantización afectó principalmente la calidad visual. La comparación con estudios previos requiere considerar las diferencias en las condiciones experimentales y en el canal utilizado. Chinnusami et al. (2025), por ejemplo, evaluaron un esquema IWT-SVD frente a ruido gaussiano, *speckle* y sal y pimienta, bajo las condiciones experimentales descritas en su estudio. En el presente trabajo se empleó un

canal sin pérdidas y se estableció BER=0 como criterio de recuperación precisa. Por tanto, la extracción sin errores observada corresponde a las condiciones evaluadas y no permite extender la conclusión a escenarios que incluyan ruido, compresión o filtrado. La evaluación del método frente a estas perturbaciones queda fuera del alcance del presente estudio y constituye una línea para trabajos futuros.

Los resultados deben interpretarse considerando las características y limitaciones del diseño experimental. En primer lugar, se seleccionaron doce imágenes mediante un muestreo no probabilístico por conveniencia a partir del volumen *Miscellaneous* de la base de datos de imágenes USC-SIPI. Esta selección limita la generalización de los resultados a otras bases de datos, formatos o tipos de contenido no incluidos en el conjunto evaluado. No se realizó un análisis formal de potencia estadística para identificar efectos de magnitud moderada o pequeña. En consecuencia, el tamaño muestral empleado podría no haber sido suficiente para detectar diferencias de menor magnitud. En el Experimento B se efectuó una única medición por configuración.

Aunque se utilizó una semilla fija para garantizar la reproducibilidad, no se realizaron réplicas independientes; por ello, el análisis se centró en el comportamiento relativo de los parámetros bajo condiciones controladas y no en la variabilidad entre ejecuciones. Otra limitación fue la falta de cifrado antes de la inserción, por lo que el análisis se centró en ocultar y recuperar información, sin evaluar su confidencialidad. Asimismo, las pruebas se realizaron en un canal ideal, sin pérdidas, ataques ni perturbaciones y las imágenes no se sometieron a compresión, recorte, ruido ni filtrado. Por tanto, no se evaluó la robustez del método frente a estas distorsiones. En el experimento B, los factores se analizaron por separado mediante las pruebas de Friedman y Wilcoxon. No se ajustó un modelo para estudiar las posibles interacciones entre el tamaño de bloque B, el número de valores singulares modificados n_{sv}, el paso de cuantización Δ y la longitud del mensaje. Por tanto, los resultados obtenidos deben interpretarse como efectos individuales o marginales de cada factor, sin permitir estimar las posibles interacciones entre ellos.

Conclusiones

El procesamiento por bloques, que modifica únicamente el valor singular dominante de cada bloque, mostró un mejor desempeño que la SVD global aplicada sobre la imagen completa, con mayor calidad visual, mayor capacidad útil, menor tiempo de procesamiento y recuperación del mensaje sin errores. Esta ventaja se mantuvo incluso en una comparación diseñada para favorecer la SVD global, lo que refuerza la solidez del resultado.

La desigualdad de Weyl proporciona un criterio matemático ($\Delta > B$) para seleccionar el paso de cuantización, evitando fijarlo únicamente por prueba y error. Este criterio se establece para el caso en que se modifica un único valor singular por bloque; cuando se modifican dos, no garantiza por sí solo la recuperación exacta del mensaje, como muestran algunas configuraciones con $\Delta = 4B$, por lo que su extensión a ese régimen requiere estudiar la interacción entre los factores involucrados. Dentro de las configuraciones probadas, usar bloques pequeños y modificar un único valor singular por bloque favoreció el equilibrio entre calidad visual y recuperación

exacta del mensaje. El paso de cuantización también influyó en este equilibrio, aunque su comportamiento varió según el tamaño de bloque y el número de valores singulares modificados. El método por bloques requirió un tiempo de cómputo considerablemente menor que el esquema global, lo que lo convierte en un candidato razonable para sensores o dispositivos con recursos limitados. Esta ventaja, sin embargo, se midió en un entorno de simulación, por lo que su desempeño debe validarse experimentalmente sobre el hardware real de esas plataformas.

Referencias Bibliográficas

Aljarf, A., & Rashidi, Y. (2025). DL-Steg: A deep learning-based steganography model for improving image security. Journal of Umm Al-Qura University for Engineering and Architecture, 1–18. https://doi.org/10.1007/s43995-025-00266-2

Alshoura, W., Zainol, Z., Teh, J., Alawida, M., & Alabdulatif, A. (2021). Hybrid SVD-based image watermarking schemes: A review. IEEE Access, 9, 32931–32968. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3060861

Apau, R., Asante, M., Twum, F., Hayfron-Acquah, J. B., & Peasah, K. O. (2024). Image steganography techniques for resisting statistical steganalysis attacks: A systematic literature review. PLOS ONE, 19(9), Article e0308807. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0308807

Benaidja, A., & Lazhar, F. (2026). A randomized block-based SVD image watermarking technique for IoT applications. Multimedia Tools and Applications, 85(1), 39. https://doi.org/10.1007/s11042-026-21362-y

Biswas, K. (2021). A robust and high capacity data hiding method for JPEG compressed images with SVD-based block selection and advanced error correcting techniques. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 41(5), 5571–5581. https://doi.org/10.3233/JIFS-189877

Chen, B., & Wornell, G. (2001). Quantization index modulation: A class of provably good methods for digital watermarking and information embedding. IEEE Transactions on Information Theory, 47(4), 1423–1443. https://doi.org/10.1109/18.923725

Chinnusami, M., Kolli, D., Shreela, S., Anbazhagan, R., & Amirtharajan, R. (2025). Analysis of hybrid integer wavelet transform and singular value decomposition for image steganography under various noise conditions. Scientific Reports, 15, Article 31610. https://doi.org/10.1038/s41598-025-17020-2

Croix, N., Ahmad, T., & Han, F. (2024). Comprehensive survey on image steganalysis using deep learning. Array, 22, Article 100353. https://doi.org/10.1016/j.array.2024.100353

Croix, N., Ahmad, T., & Ijtihadie, R. (2023). Pixel-block-based steganalysis method for hidden data location in digital images. International Journal of Intelligent Engineering and Systems, 16(6), 375–385. https://doi.org/10.22266/ijies2023.1231.31

Golub, G., & Van Loan, C. (2013). Matrix computations (4.ª ed.). Johns Hopkins University Press. https://www.ee.iitb.ac.in/~belur/uplod/golub-van-loan-matrix-computations-2012-edition-4th.pdf

Kaur, S., Singh, S., Kaur, M., & Lee, H. (2022). A systematic review of computational image steganography approaches. Archives of Computational Methods in Engineering, 29(7), 4775–4797. https://doi.org/10.1007/s11831-022-09749-0

Liu, R., & Tan, T. (2002). An SVD-based watermarking scheme for protecting rightful ownership. IEEE Transactions on Multimedia, 4(1), 121–128. https://doi.org/10.1109/6046.985560

Nirwan, S., Awangga, R. M., & Nirwan, N. F. (2026). Comparative performance analysis of several Python libraries utilizing the least significant bit method. Jurnal Online Informatika, 11(1), 156–168. https://doi.org/10.15575/join.v11i1.1688

Rustad, S., Setiadi, D. R. I. M., Syukur, A., & Andono, P. N. (2022). Inverted LSB image

steganography using adaptive pattern to improve imperceptibility. Journal of King Saud University – Computer and Information Sciences, 34(6), 3559–3568. https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2020.12.017

Setiadi, D. (2021). PSNR vs SSIM: Imperceptibility quality assessment for image steganography. Multimedia Tools and Applications, 80(6), 8423–8444. https://doi.org/10.1007/s11042-020-10035-z

Song, B., Wei, P., Wu, S., Lin, Y., & Zhou, W. (2024). A survey on deep-learning-based image steganography. Expert Systems with Applications, 254, Article 124390. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.124390

University of Southern California, Signal and Image Processing Institute. (s. f.). The USC-SIPI image database. Recuperado el 28 de agosto de 2026, de https://sipi.usc.edu/database/

Wang, Z., Bovik, A. C., Sheikh, H. R., & Simoncelli, E. P. (2004). Image quality assessment: From error visibility to structural similarity. IEEE Transactions on Image Processing, 13(4), 600–612. https://doi.org/10.1109/TIP.2003.819861

Esta obra está bajo una licencia de Creative Commons Reconocimiento-No Comercial 4.0 Internacional. Copyright © Anthony René Yánez Rocha, Danny Patricio Velasco Silva.

Declaraciones éticas y editoriales del artículo
Contribución de los autores (Taxonomía CRediT). Anthony René Yánez Rocha: conceptualización de la investigación, diseño metodológico, desarrollo del proceso investigativo, análisis formal de los datos, redacción del borrador original del manuscrito, revisión crítica del contenido científico y supervisión general del estudio. Danny Patricio Velasco Silva: conceptualización de la investigación, diseño metodológico, desarrollo del proceso investigativo, análisis formal de los datos, redacción del borrador original del manuscrito, revisión crítica del contenido científico y supervisión general del estudio.
Declaración de conflicto de intereses Los autores declaran que no existe conflicto de intereses en relación con la investigación presentada, la autoría del manuscrito ni la publicación del presente artículo.
Declaración de financiamiento La presente investigación no recibió financiamiento específico de agencias públicas, comerciales o de organizaciones sin fines de lucro. En caso de existir financiamiento institucional o externo, este deberá ser declarado explícitamente por los autores en esta sección.
Declaración del editor El editor responsable certifica que el proceso editorial del presente artículo se desarrolló conforme a los principios de integridad científica, transparencia y buenas prácticas editoriales. El manuscrito fue sometido a un proceso de evaluación mediante revisión por pares doble ciego, garantizando la confidencialidad de la identidad de los autores y revisores durante todo el proceso de dictamen académico. Asimismo, el editor declara que el artículo cumple con los criterios científicos, metodológicos y éticos establecidos por la revista.
Declaración de los revisores Los revisores externos que participaron en la evaluación del presente manuscrito declaran haber realizado el proceso de revisión de manera objetiva, independiente y confidencial. Asimismo, manifiestan que no mantienen conflictos de interés con los autores ni con la investigación evaluada, y que sus observaciones y recomendaciones se fundamentan exclusivamente en criterios científicos, metodológicos y académicos.
Declaración ética de la investigación Los autores declaran que la investigación se desarrolló respetando los principios éticos de la investigación científica, garantizando la confidencialidad de los datos y el respeto a los participantes del estudio. En los casos en que la investigación involucre seres humanos, los procedimientos deben ajustarse a los principios éticos establecidos en la Declaración de Helsinki y a las normativas institucionales correspondientes.
Declaración sobre el uso de inteligencia artificial Los autores declaran que el uso de herramientas de inteligencia artificial, en caso de haberse utilizado durante el proceso de investigación o redacción del manuscrito, se realizó únicamente como apoyo técnico para mejorar la claridad del lenguaje o el análisis de información, manteniendo siempre la responsabilidad intelectual sobre el contenido del artículo. Las herramientas de inteligencia artificial no fueron utilizadas como autoras del manuscrito ni sustituyen la responsabilidad académica de los investigadores.
Disponibilidad de datos Los datos que respaldan los resultados de esta investigación estarán disponibles previa solicitud razonable al autor de correspondencia, respetando las normas éticas y de confidencialidad establecidas por la investigación.