

Eliminación de ruido en imágenes mediante la transformada wavelet discreta

Análisis de señales

**Pol Reig Gómez – Pablo Carbonell Martínez – Joan Merlos Cremades
Héctor Torres Muñoz – Jóse Aguilar Milla**

2026-01-14

Contents

1. Resumen	2
2. Objetivo y alcance	2
2.1. Objetivo	2
2.2. Alcance	2
3. Datos y preprocessado	3
3.1. Descripción del conjunto de datos	3
3.2. Algoritmo de preprocessamiento y normalización	3
4. Generación de imágenes sintéticas con ruido	4
4.1. Ruidos empleados	4
5. Metodología de denoising wavelet	4
5.1. Transformada Wavelet y Sub-bandas	5
5.2. Estrategias usadas: all vs diag	5
5.3. Selección del nivel óptimo <i>opt_lev</i>	6
6. Resultados en imagen representativa	6
6.1. Ruido Gaussiano	6
6.2. Ruido Speckle	8
6.3. Ruido Poisson	9
6.4. Ruido Sal y Pimienta	10

7. Resultados comparativos	12
7.1. Diferencia entre tipos de ruido	12
7.2. Estregetia “All” vs “Diag”	13
7.3. Comparación de estrategias de eliminación de coeficientes en casos extremos de Sal y Pimienta	14
7.4. Comparación entre tipos de imagen	15
7.5. Predicciones para imágenes contaminadas	16
8. Conclusión	17
Apéndice: Enlace al repositorio de github	17

1. Resumen

En este proyecto se ha abordado la eliminación de ruido de imágenes mediante el uso de técnicas basadas en la Transformada Wavelet Discreta (DWT). Se parte de un conjunto de fotos propias, a partir de ellas se construyen imágenes sintéticas contaminadas con distintos tipos de ruido: “guassiano”, “speckle”, “poisson” y “sal y pimienta”. El objetivo de ello es evaluar como funciona el filtrado wavelet en condiciones controladas. La metodología consiste en descomponer cada canal RGB mediante la transformada wavelet discreta o DWT, luego eliminar los coeficientes de detalle usando los modos “*all*” y “*diag*”, y finalmente reconstruir la imagen mediante la transformada inversa (iDWT). Para seleccionar el nivel de descomposición más óptimo se calcula el error cuadrático medio (RMSE) de reconstrucción respecto a la foto original para niveles crecientes de la DWT, donde se elige el nivel que minimiza al máximo dicho error. Los resultados se presentan empleando curvas de RMSE-nivel y comparativas visuales para cada tipo de los ruidos mencionados anteriormente.

2. Objetivo y alcance

2.1. Objetivo

El objetivo es evaluar la eficacia de la eliminación del ruido mediante uso de la DWT usando imágenes sintéticas generadas a partir de fotografías propias contaminadas con ruido. Se pretende:

- Comparar el impacto de las estrategias de eliminación de coeficientes “*all*” (eliminación de los coeficientes de detalle (HL, LH y HH).) y “*diag*” (eliminación únicamente de los coeficientes diagonales (HH).)
- Estudiar y comparar el comportamiento del método frente a los ruidos considerados: gaussiano, speckle, Poisson y sal y pimienta.

2.2. Alcance

Se ha realizado el proyecto con las siguientes condiciones:

- Datos de entrada: 8 fotos propias, preprocesadas y normalizadas en rango [0,1].
- Generación de ruido sintético con métodos: “gaussiano”, “speckle”, “poisson” y “sal y pimienta”.
- Wavelet y niveles: se utiliza la wavelet la8 y se evalúan niveles de descomposición hasta un máximo fijado en el experimento (max_lev), seleccionando el nivel óptimo mediante el mínimo RMSE.
- Criterio de evaluación: el rendimiento se cuantifica mediante el RMSE entre la imagen original limpia y la imagen reconstruida tras el filtrado wavelet.

3. Datos y preprocessado

En esta sección se detalla la procedencia del conjunto de datos y el tratamiento digital que se ha aplicado antes de la introducción del ruido sintético. La preparación de las imágenes ha sido un paso fundamental para asegurar la validez de los resultados posteriores.

3.1. Descripción del conjunto de datos

El conjunto de datos ha constado de 8 imágenes originales capturadas por el equipo. Se han seleccionado dos categorías de imágenes para evaluar el comportamiento del filtrado ante diferentes tipos de detalle:

- **Escenarios naturales (4 imágenes):** Incluyen capturas de cielos diurnos y nocturnos (`cielo_dia_nubes`, `cielo_noche`, etc.). Estas imágenes se caracterizan por presentar cambios de luz suaves y texturas naturales, lo que permite evaluar cómo se comporta el filtrado en zonas uniformes.
- **Objetos (4 imágenes):** Incluyen elementos con bordes muy definidos y un contraste alto (`objeto_gafas`, `objeto_vaca`, `objetos_juguetes`). Estas imágenes son esenciales para comprobar si la técnica DWT es capaz de mantener los bordes de los objetos sin difuminarlos demasiado.



Figure 1: Imágenes limpias.

3.2. Algoritmo de preprocessamiento y normalización

Las imágenes originales presentaban resoluciones y niveles de luz muy diferentes entre sí. Para unificar el experimento, se ha diseñado e implementado un algoritmo de preprocessado en R. Las transformaciones que se han aplicado son las siguientes:

1. **Redimensionamiento:** Todas las imágenes se han reescalado a una resolución fija de 1024×1024 píxeles. Se ha elegido este tamaño por ser una potencia de 2 (2^{10}), lo cual resulta ideal para la Transformada Wavelet Discreta, ya que permite dividir la imagen sucesivamente hasta en 10 niveles sin problemas de bordes.

2. **Normalización de intensidad:** Se ha observado que algunas imágenes originales tenían poco contraste. Para corregir esto, se ha aplicado una transformación matemática a cada píxel para ajustar sus valores al intervalo $[0, 1]$ mediante la siguiente fórmula:

$$I_{norm} = \frac{I - \min(I)}{\max(I) - \min(I)}$$

Con este proceso, se ajustan las imágenes a un formato común y se normalizan las intensidades al rango $[0, 1]$, para tener una misma estructura de canales y una escala común respectivamente. Al trabajar con imágenes en escala común, las medidas de RMSE pueden compararse entre fotos y tipos de ruido, y la normalización evita que valores de intensidad fuera del rango marcado condicione la DWT o la reconstrucción de las fotos. Finalmente, se almacenan las imágenes preprocesadas en un directorio de salida (`fotos_clean/`) siguiendo una convención de nombres consistente (`clean_<nombre>.jpg`), que posteriormente facilita el emparejado con sus versiones ruidosas.

4. Generación de imágenes sintéticas con ruido

Usamos las fotos preprocesadas para generar las versiones sintéticas (implementado en *Fotos_Ruido.Rmd*) aplicando cuatro transformaciones distintas, una por cada tipo de ruido.

Para gaussiano, Poisson y sal y pimienta, se utiliza `magick::image_noise()` (implementación de ImageMagick) con los modos: `noisetype = "gaussian"`, `noisetype = "poisson"`, `noisetype = "impulse"` (equivalente a sal y pimienta). Para speckle, se implementa un modelo multiplicativo directamente sobre la matriz de la imagen, con la forma:

$$I_{\text{speckle}} = I + I \cdot n, \quad n \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$$

y se aplica clipping para mantener los valores en $[0,1]$.

Para facilitar el procesamiento en batch y el emparejado automático clean/noisy, cada archivo generado sigue la convención: `<nombre>_gauss.jpg`, `<nombre>_speckle.jpg`, `<nombre>_poisson.jpg`, `<nombre>_sp.jpg` (sal y pimienta) donde `<nombre>` es el identificador de la imagen original (sin extensión). Esta convención es clave porque permite, a partir del nombre del archivo, recuperar qué imagen limpia corresponde (`clean_<nombre>.jpg`), y qué tipo de ruido se aplicó.

4.1. Ruidos empleados

- Ruido Gaussiano (aditivo): se modela como una perturbación aleatoria independiente que se suma a la intensidad de cada pixel. Se ve como un grano fino distribuido homogéneamente por la imagen.
- Ruido Speckle (multiplicativo): su amplitud depende de la intensidad de cada zona, es decir, zonas brillantes tienden a verse más afectadas. Se observa como un granulado.
- Ruido Poisson (dependiente de señal): la variabilidad del ruido crece con el nivel de la señal por lo que no es estacionario respecto a la intensidad de cada zona.
- Sal y pimienta (impulsivo): altera un subconjunto de píxeles y los sustituye por valores extremos cercanos a 0 o a 1. Esto genera puntos blancos o negros aislados y muy visibles.

5. Metodología de denoising wavelet

La estrategia se basa en aplicar una transformada wavelet discreta (DWT) a cada canal de color, modificar los coeficientes asociados a altas frecuencias y reconstruir la imagen mediante la transformada inversa, seleccionando automáticamente el nivel de descomposición que minimiza el error de reconstrucción.

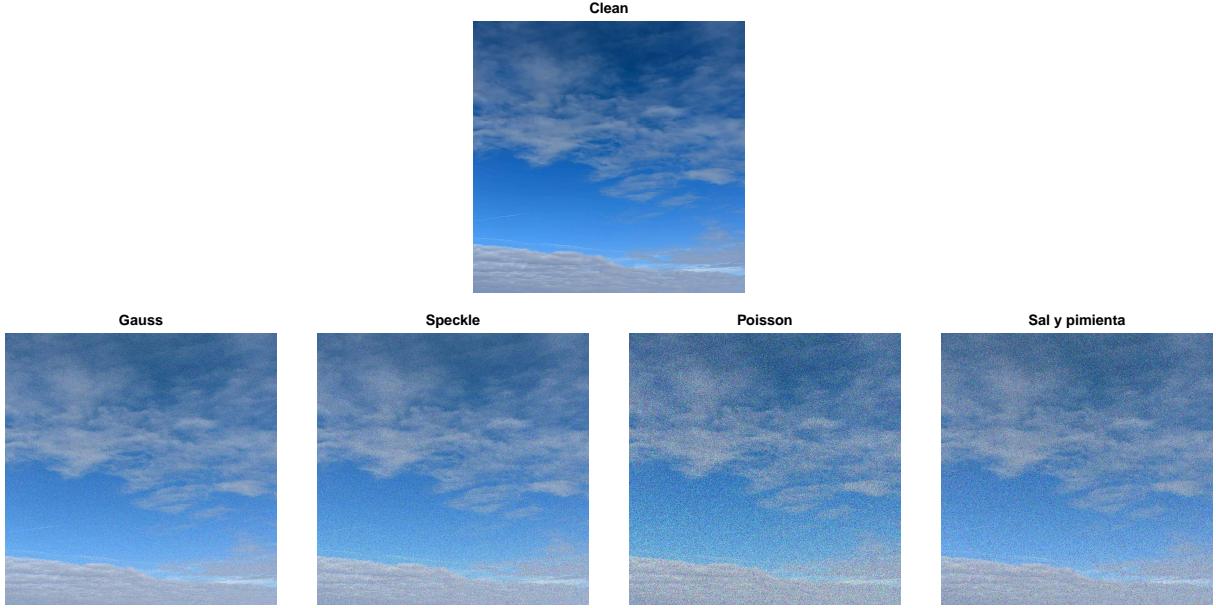


Figure 2: Imagen limpia e imágenes con ruido

5.1. Transformada Wavelet y Sub-bandas

Ya que las imágenes se manejan en formato RGB el procesamiento se realiza por canal. Primero se separan los canales R, G y B y luego se aplica la DWT a cada canal por separado.

$$w_R = \text{DWT}_2(R, J), \quad w_G = \text{DWT}_2(G, J), \quad w_B = \text{DWT}_2(B, J)$$

Donde J es el nivel de descomposición.

En cada nivel de descomposición se obtiene una componente de aproximación (baja frecuencia) LL y tres de detalle (alta frecuencia) HL, LH y HH, a diferencia de en una dimensión donde solo se obtenía un coeficiente de aproximación y uno de detalle. Esta diferencia reside en que en dos dimensiones podemos aplicar un filtro distinto en cada dirección del espacio, lo que nos da lugar a las siguientes combinaciones:

- Filtro paso bajo en la dirección de las columnas y paso bajo en la de las filas \Rightarrow LL
- Filtro paso bajo en la dirección de las filas y paso alto en la de las columnas \Rightarrow LH
- Filtro paso alto en la dirección de las filas y paso bajo en la de las columnas \Rightarrow HL
- Filtro paso alto en la dirección de las filas y paso alto en la de las columnas \Rightarrow HH

Por ello, una forma directa de reducir el ruido es anular o atenuar los coeficientes de detalle y reconstruir la imagen de nuevo. El único inconveniente que se tiene al anular dichas componentes de detalle la calidad de la imagen (bordes y texturas) se puede ver afectada considerablemente.

5.2. Estrategias usadas: all vs diag

Para comparar los dos métodos usamos la función *eliminate()*:

- mode = “all”: genera un filtrado agresivo donde todos los coeficientes de detalle se pasan a 0, esto por ende, reduce más el ruido pero tiene más riesgo de “sobre-suavizado” y pérdida de bordes y texturas.

- mode = “diag”: genera un filtrado más leve donde se eliminan sólo los coeficientes asociados al detalle diagonal (HH) en todos los niveles. Esto reduce menos el ruido en comparación con *mode* = “all” pero preserva mejor las estructuras y detalles de la imagen.

5.3. Selección del nivel óptimo *opt_lev*

Se ha incorporado una selección automática del nivel de descomposición wavelet J que optimiza la reconstrucción. Para cada par (imagen limpia e imagen con ruido) y para cada modo (all y diag) se sigue el siguiente procedimiento:

1. Para cada $J = 1, 2, \dots, \text{max_lev}$: se aplica DWT con nivel J sobre cada canal de la imagen con ruido, se eliminan coeficientes de detalle según el modo, se reconstruye mediante iDWT y se calcula el RMSE entre la imagen reconstruida y la imagen clean.
2. Se obtiene la curva:

$$\text{RMSE}(J), \quad J \in \{1, \dots, \text{max_lev}\}$$

3. Se selecciona el nivel óptimo como:

$$\text{opt_lev} = \underset{J}{\operatorname{argmin}} \text{RMSE}(J)$$

4. Por último, se genera la reconstrucción más óptima aplicando el pipeline en $J = \text{opt_lev}$ y se usa la imagen para la comparación visual.

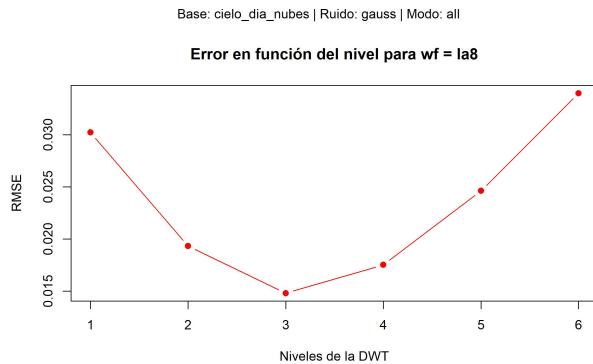


Figure 3: Curva RMSE vs nivel con Ruido Gaussiano y metod = ’all’

6. Resultados en imagen representativa

La evaluación de los resultados se realiza mediante evidencia cuantitativa (curvas rmse vs nivel) y evidencia cualitativa (comparaciones visuales de imágenes). En todos los casos se usa la wavelet *la8* y un *max_lev* = 6.

6.1. Ruido Gaussiano

Caracterización del ruido

El ruido gaussiano introduce perturbaciones aditivas en toda la imagen percibidas como “grano fino”. Al no depender de intensidad local, tiende a afectar tanto a zonas planas como regiones con detalles.

Curvas RMSE vs nivel (all vs diag)

En la *figura 4* se muestra las curvas RMSE en función del nivel J para ambos modos. El mínimo de la curva define el nivel óptimo *opt_lev* para cada método usado (diag/all).

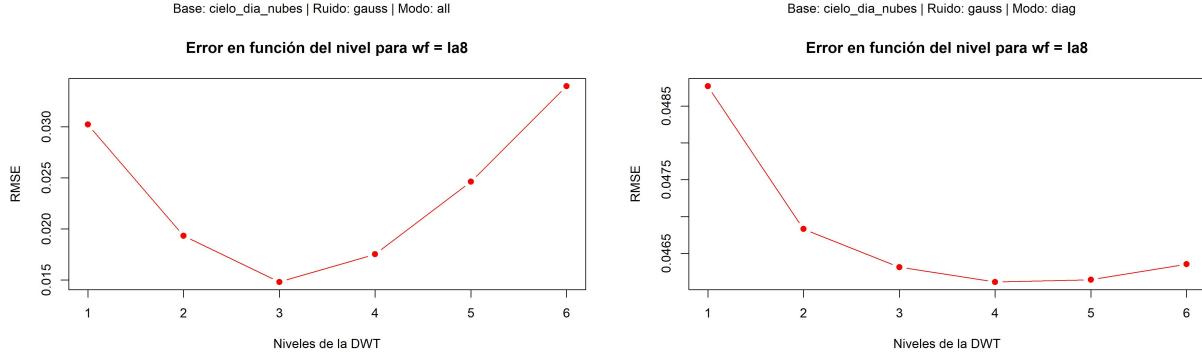


Figure 4: Curva RMSE vs Niveles DWT con Ruido Gaussiano y modos 'all' y 'diag'

Observamos que para "wf = la8", el nivel de DWT óptimo para el modo *all* corresponde a 3, por otra parte, el nivel óptimo para el modo *diag* es 4. Estos valores son lo que serán utilizados en para hacer la reconstrucción, ya que son los valores óptimos que minimizan el RMSE. El hecho de que *all* tenga niveles menores se debe a que al atacar los componentes de alta frecuencia de la imagen es capaz de alcanzar RMSE menores siempre a costa de que genere un mayor suavizado en la imagen. El método *diag* al mantener HL y LH y ser más conservador, no alcanza niveles de DWT tan bajos generalmente.

Comparación visual a nivel óptimo

La *figura 5* muestra la comparación de las fotos original, con ruido y la reconstrucción para ambos modos (all y diag).

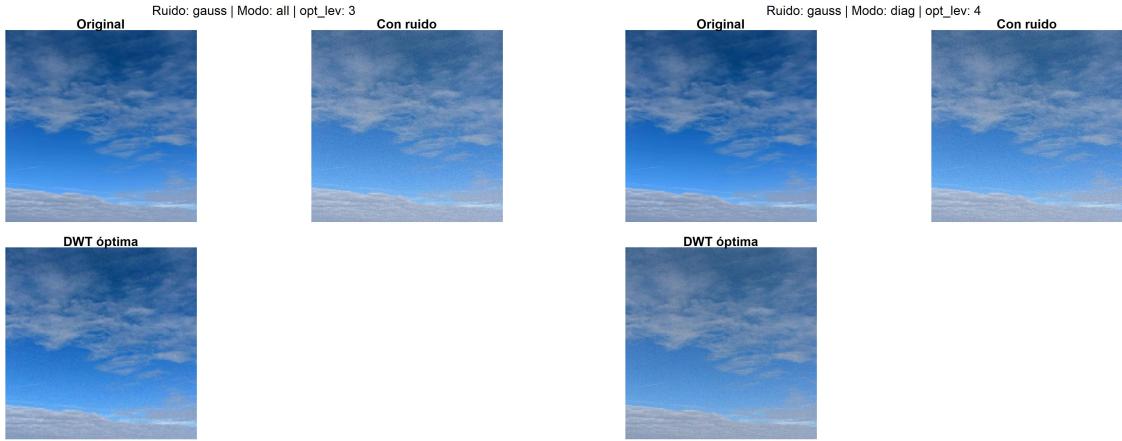


Figure 5: Comparación Ruido Gaussiano - Modos 'all' vs 'diag'

El rendimiento relativo de los métodos *all* y *diag* depende del equilibrio entre reducción de ruido y preservación del detalle. Esto se evidencia en la *figura 5* donde podemos ver que el método *all* elimina mayor cantidad de ruido pero perdió mucho más detalle que el método diagonal, al ser este último mucho más conservador a la hora de tratar los coeficientes de la imagen en comparación con la agresividad de *all*. En general, si el objetivo es minimizar el error RMSE, el método *all* sería el más apropiado; por otra parte, si queremos

priorizar detalles y bordes en la imagen, el método *diag* ofrece una reconstrucción más suave o natural.

6.2. Ruido Speckle

Caracterización del ruido

Ruido de naturaleza multiplicativa su intensidad depende del valor local de la señal y se manifiesta como un granulado con textura común en zonas de alta intensidad, lo que hace que pueda confundirse con texturas reales de la imagen.

Curvas RMSE vs nivel (all vs diag)

En la *figura 6* se muestra las curvas RMSE en función del nivel J para ambos modos. El mínimo de la curva define el nivel óptimo *opt_lev* para cada método usado (diag/all).

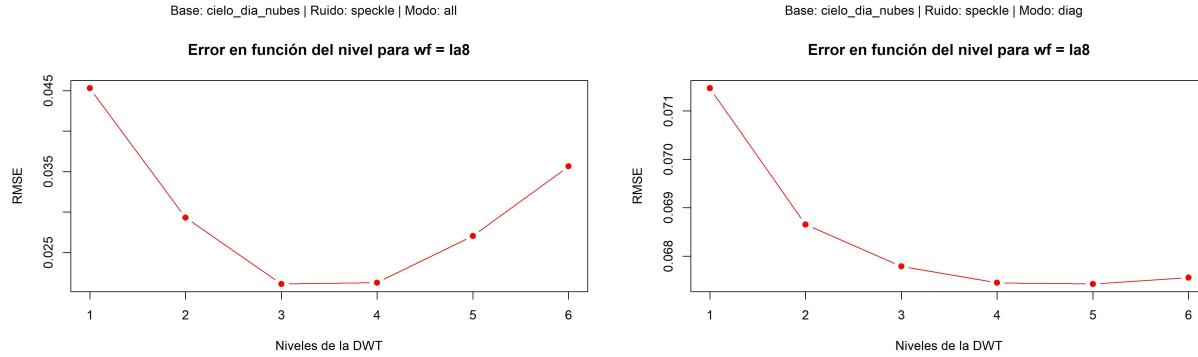


Figure 6: Curva RMSE vs Niveles DWT con Ruido Speckle y modos 'all' y 'diag'

En las gráficas de curvas de la *figura 6* podemos observar el error en función del nivel en una $wf = la8$ en cada uno de los modos empleados. Igual que en la *figura 4*, observamos que para el mismo valor de RMSE, los niveles de DWT son siempre más bajos en el método *all* que en *diag*. Siendo el nivel 4 el óptimo para *all* y el nivel 5 el óptimo para *diag*.

Comparación visual a nivel óptimo

La *figura 7* muestra la comparación de las fotos original, con ruido y la reconstrucción para ambos modos (all y diag).

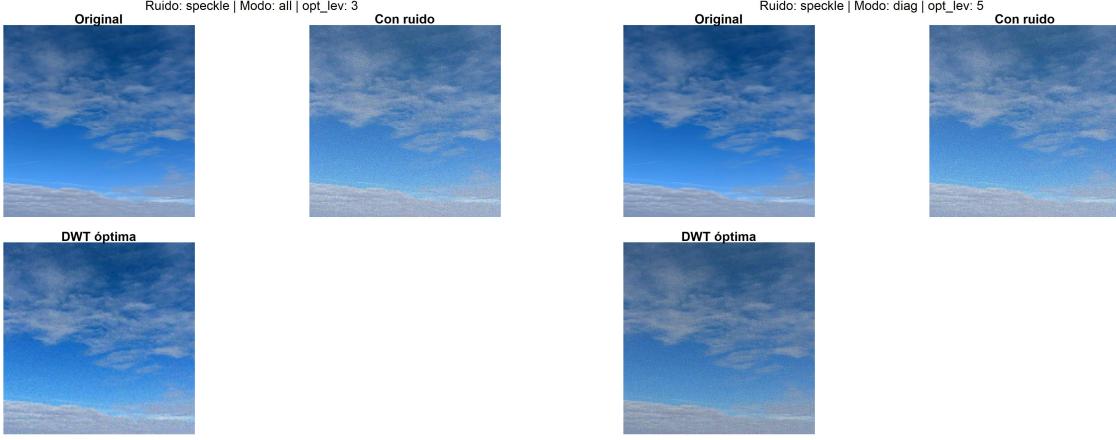


Figure 7: Comparación Ruido Speckle - Modos 'all' vs 'diag'

Se observa claramente que la reducción de ruido es notablemente mayor con el método *all*, sin embargo, la perdida de información en la imagen también es muy grande, se pierde mucha de la textura original y se degradan los bordes en gran medida. Por otro lado, el método *diag* deja una gran cantidad de ruido residual perceptible homogéneamente por la imagen, sin reducir excesivamente el granulado.

6.3. Ruido Poisson

Caracterización del ruido

Ruido asociado a procesos de conteo y dependiente de la señal, aquí la varianza del ruido aumenta según la intensidad. Esto hace que el ruido no sea uniforme y que haya más en las zonas con valores más altos o más brillantes.

Curvas RMSE vs nivel (all vs diag)

En la *figura 8* se muestra las curvas RMSE en función del nivel J para ambos modos. El mínimo de la curva define el nivel óptimo *opt_lev* para cada método usado (diag/all).

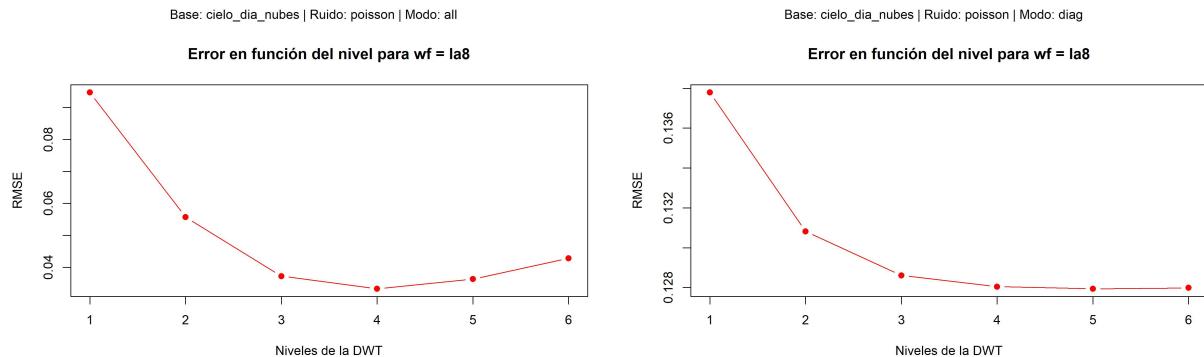


Figure 8: Curva RMSE vs Niveles DWT con Ruido Poisson y modos 'all' y 'diag'

En las gráficas de curvas de la *figura 8* podemos observar el error en función del nivel en una $wf = \text{la8}$ en cada uno de los modos empleados. De nuevo para el mismo valor de RMSE, los niveles de DWT son siempre más bajos en el método *all* que en *diag*. Siendo el nivel 4 el óptimo para *all* y el nivel 5 el óptimo para *diag*, además es destacable que ambos tipos de ruido tienen gráficas muy similares.

Comparación visual a nivel óptimo

La *figura 9* muestra la comparación de las fotos original, con ruido y la reconstrucción para ambos modos (all y diag).

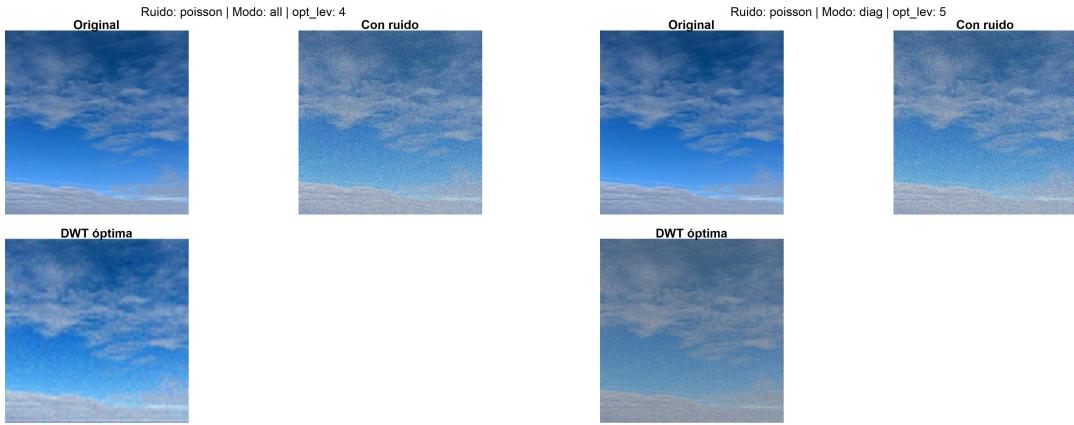


Figure 9: Comparación Ruido Poisson - Modos 'all' vs 'diag'

Son observables unos resultados muy similares a los observados con el ruido speckle en la *figura 7*. Además, se puede estimar una mejora mayor en zonas con mayor luminosidad en comparación con las zonas con menos, aunque no es demasiado perceptible. En general, el método *all* ha realizado un suavizado excesivo donde se han perdido mucha información de bordes y texturas, en comparación el método *diag* donde pese a que la reducción de ruido no ha sido mucha, sí que hay mejora y se siguen diferenciando bordes y estructuras de la imagen sin problemas.

6.4. Ruido Sal y Pimienta

Caracterización del ruido

Ruido impulsivo que sustituye una sección de píxeles por valores extremos, es decir, 0 o 1. Esto genera puntos blancos y negros en la imagen que suelen ser difíciles de eliminar.

Curvas RMSE vs nivel (all vs diag)

En la *figura 10* se muestra las curvas RMSE en función del nivel J para ambos modos. El mínimo de la curva define el nivel óptimo *opt_lev* para cada método usado (diag/all).

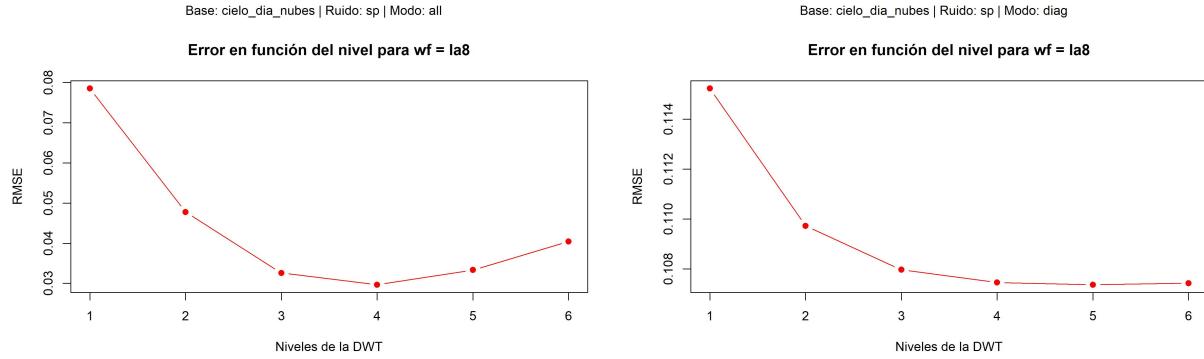


Figure 10: Curva RMSE vs Niveles DWT con Ruido Sal y Pimienta y modos 'all' y 'diag'

En las gráficas de curvas de la *figura 10* podemos observar el error en función del nivel en una $wf = la8$ en cada uno de los modos empleados. Para el mismo valor de RMSE, los niveles de DWT son siempre más bajos en el método *all* que en *diag*. Siendo el nivel 4 el óptimo para *all* y el nivel 5 el óptimo para *diag*. De nuevo, gráfica muy similar a los últimos dos métodos.

Comparación visual a nivel óptimo

La *figura 11* muestra la comparación de las fotos original, con ruido y la reconstrucción para ambos modos (all y diag).

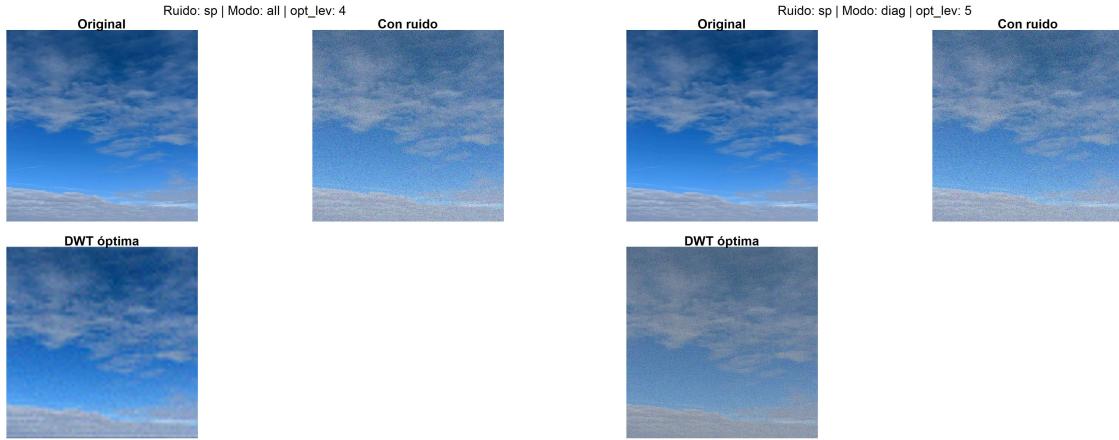


Figure 11: Comparación Ruido Sal y Pimienta - Modos 'all' vs 'diag'

El tipo de ruido sal y pimienta de la *figura 11* es de los menos favorables para su eliminación directa y esto se evidencia en la reconstrucción de las imágenes. Ambos métodos son capaces de reducir el ruido, siendo el método *all* el que más lo reduce pero de forma similar a la *figura 9*, se pierde mucha información y texturas, destacando algunos detalles o nubes finas que desaparecen completamente, por ello, se considera que en este caso *all* genera un suavizado excesivo. Por otra parte, *diag* lleva a cabo una mejora de las condiciones de ruido pese a que esta mejora sea leve, mantiene una buena cantidad de detalle y texturas. No obstante, se siguen observando artefactos causados por el ruido y podría llegar a considerarse como un resultado insuficiente.

7. Resultados comparativos

En este apartado, vamos a observar los casos más destacables que se han obtenido a partir de la recomposición de las 8 imágenes con el fin de obtener conclusiones generalizables.

7.1. Diferencia entre tipos de ruido

A continuación vamos a comparar cómo afectan los diferentes tipos de ruido a la efectividad de la DWT a la hora de reconstruir las imágenes eliminando dicho ruido. Para ello hemos empleado una imagen aleatoria y le hemos aplicado los diferentes tipos de ruido para luego reconstruirla en cada caso como podemos observar en la *figura 12*.

Observando la *tabla 1*, se percibe que la Transformada Wavelet (DWT) demuestra su mayor eficacia frente al ruido Gaussiano, logrando separar y eliminar el ruido aleatorio de manera óptima. Sin embargo, su rendimiento decae con ruidos dependientes de la señal (Speckle o Poisson), donde la limpieza es irregular según el brillo de la zona. El peor escenario es el ruido impulsivo (Sal y Pimienta), en el cual llega a empeorar la calidad de la imagen respecto a la imagen con ruido.

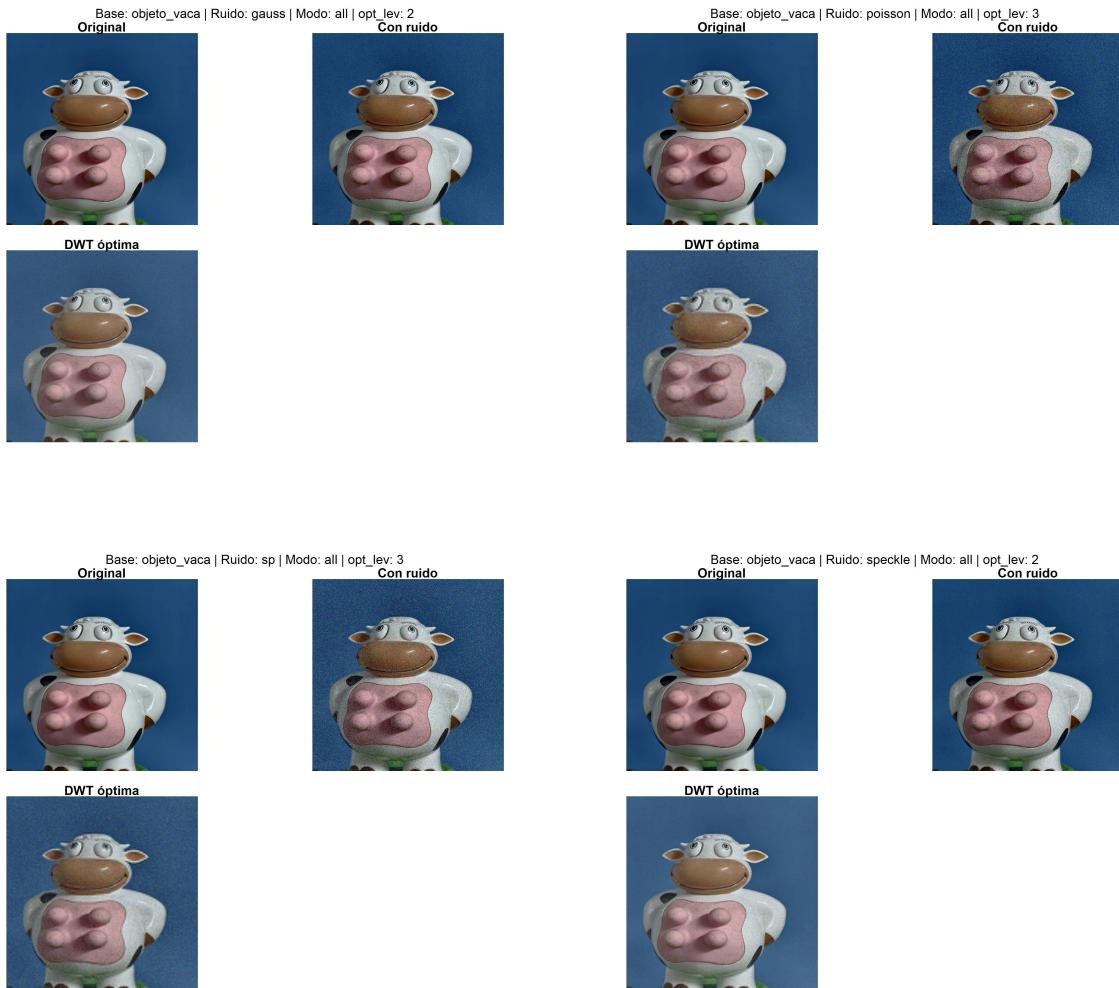


Figure 12: Comparación visual de todos los tipos de ruido imagen de objeto

Table 1: Comparación RMSE mínimo en cada tipo de ruido en imagen de objeto

Ruido	Nivel Óptimo	RMSE Mínimo
gauss	2	0.024879
poisson	3	0.037330
sp	3	0.045688
speckle	2	0.025472

En la *tabla 1* se puede observar como el mayor error en el proceso de eliminación de ruido se genera con los ruidos Sal y Pimienta y Poisson.

7.2. Estrategia “All” vs “Diag”

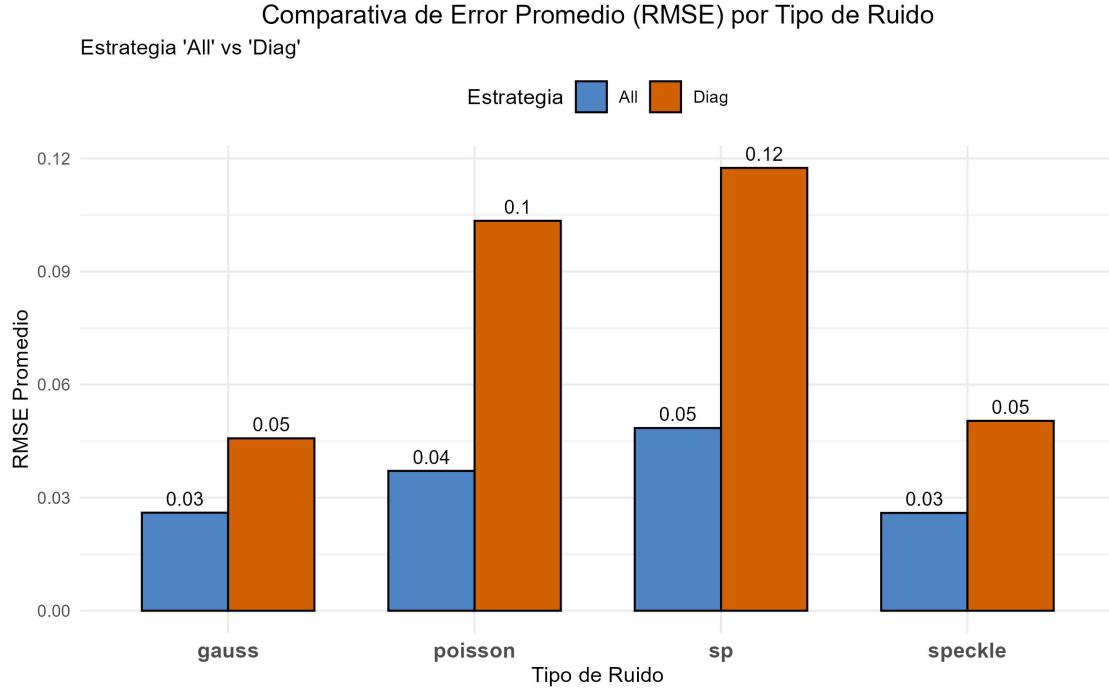


Figure 13: Comparativa RMSE por Tipo de Ruido

Para poder hacer una comparación relevante, hemos calculado el RMSE promedio que genera cada estrategia para cada tipo de ruido, *figura 13*. Esto nos permite apreciar que la estrategia *all* produce un error promedio para todos los tipos de ruido menor que la estrategia *diag*, por lo que es preferible utilizar la primera a la segunda en la mayoría de situaciones. Aun así, analizar los casos específicos nos dará información muy valiosa, como veremos en la sección siguiente.

7.3. Comparación de estrategias de eliminación de coeficientes en casos extremos de Sal y Pimienta

Un caso en el que el ruido Sal y Pimienta *figura 14* es especialmente molesto en las imágenes del cielo nocturno ya que para el ordenador, una estrella y un punto de ruido son gemelos. Ambos son simples puntitos blancos sobre un fondo negro. Tienen la misma forma y tamaño.

En estos casos, funciona mejor la estrategia *diag* que *all* debido a que, la estrategia *all* intenta limpiar todos los detalles finos de la imagen, el ordenador se confunde y elimina demasiado, borrando los puntos de ruido, pero también las estrellas porque las interpreta como ruido. Al final, te queda una mancha borrosa sin estrellas.

Sin embargo, la estrategia *diag* es más suave (o menos estricta). Solo limpia el ruido en una dirección específica y deja lo demás. Al limpiar menos, las estrellas se salvan de ser borradas. Visualmente gana esta opción porque preferimos ver un cielo con estrellas (aunque tenga un poco de ruido) que no lograr ver prácticamente nada porque hemos perdido demasiada información relevante.

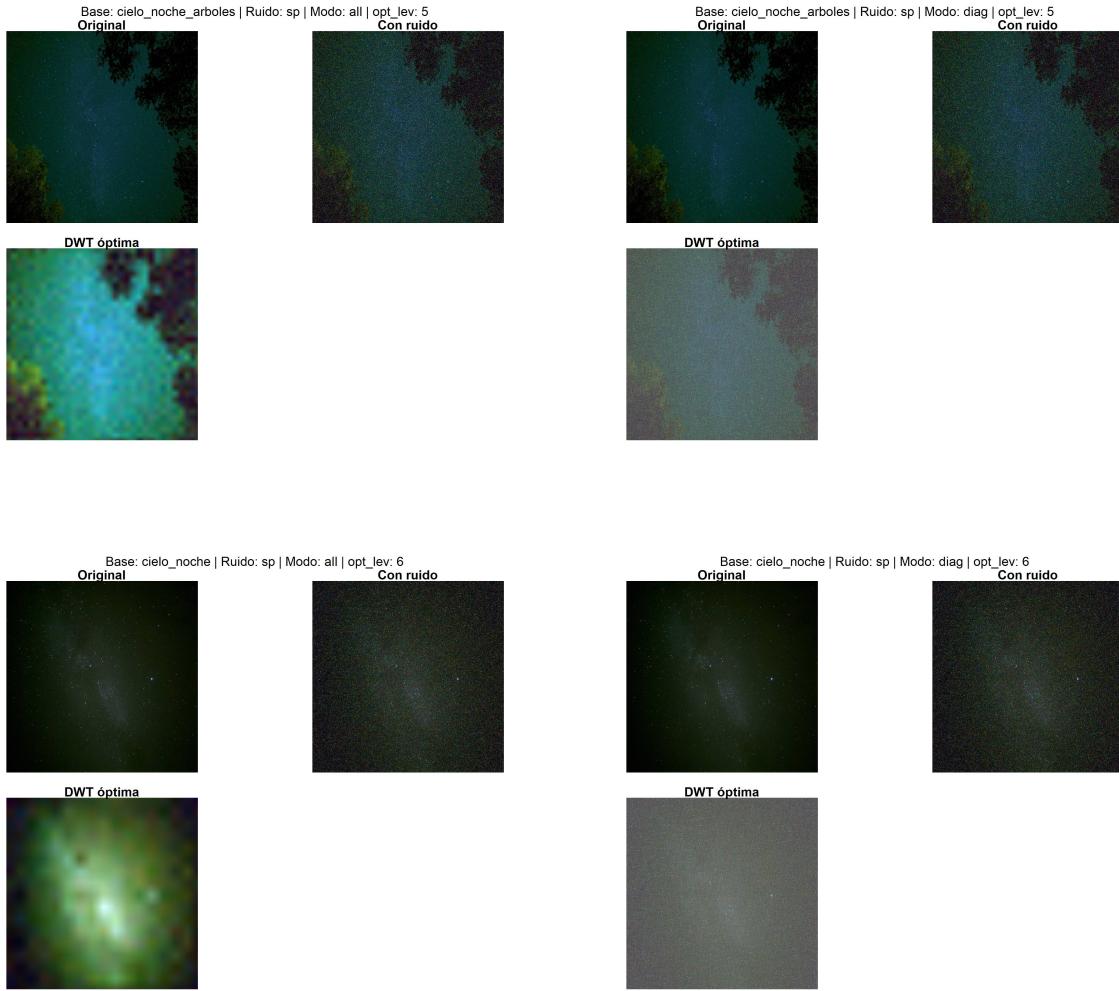


Figure 14: Comparación visual en cielo nocturno - Tipo de ruido Sal y Pimienta - Modos 'all' y 'diag'

7.4. Comparación entre tipos de imagen

En anteriores apartados, se ha observado como la DWT funciona diferente cuando la sometemos a diferentes tipos de imágenes, así que para observar las diferencias vamos a comparar una imagen de cada tipo (día, noche, un objeto, múltiples objetos) para el ruido gaussiano en los modos *all* y *diag*.

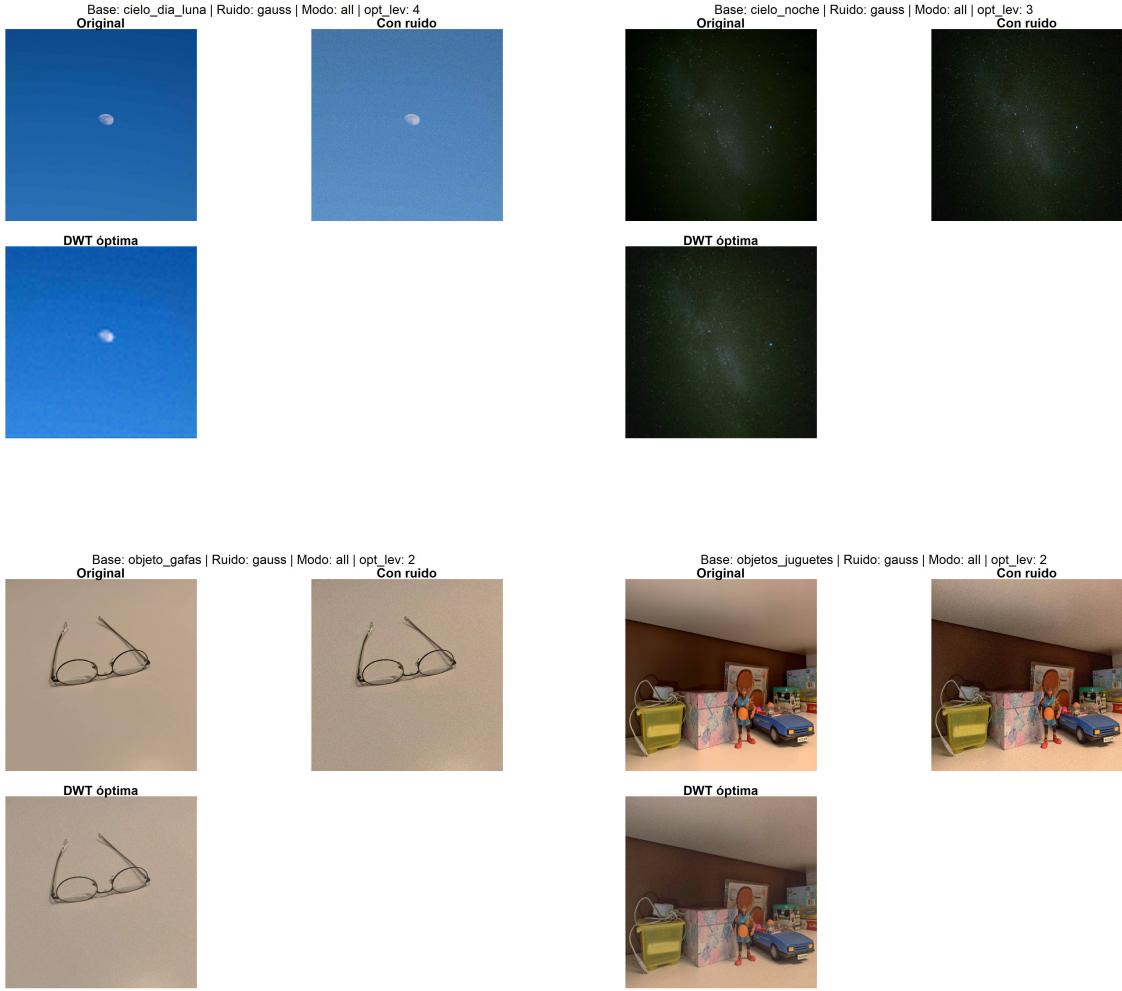


Figure 15: Comparación de imágenes con composiciones distintas - Tipo de ruido Gaussiano - Modo 'all'

Lo primero que observamos es como las imágenes alcanzan su reconstrucción óptima para niveles de la DWT distintos, mientras que las imágenes con objetos lo hacen en el nivel 2, las imágenes del cielo se quedan en los niveles 4 para el día y 3 para la noche. Esto se debe a que las imágenes del cielo suelen ser más monocromáticas por lo que aumentar el nivel de profundidad de la wavelet utilizada, es decir, perder calidad y confundir los contornos es favorable desde el punto de vista del error. Mientras que las imágenes con objetos suelen tener una gama de colores más variada lo que lleva a que pequeñas variaciones en los contornos aumenten significativamente el RMSE.

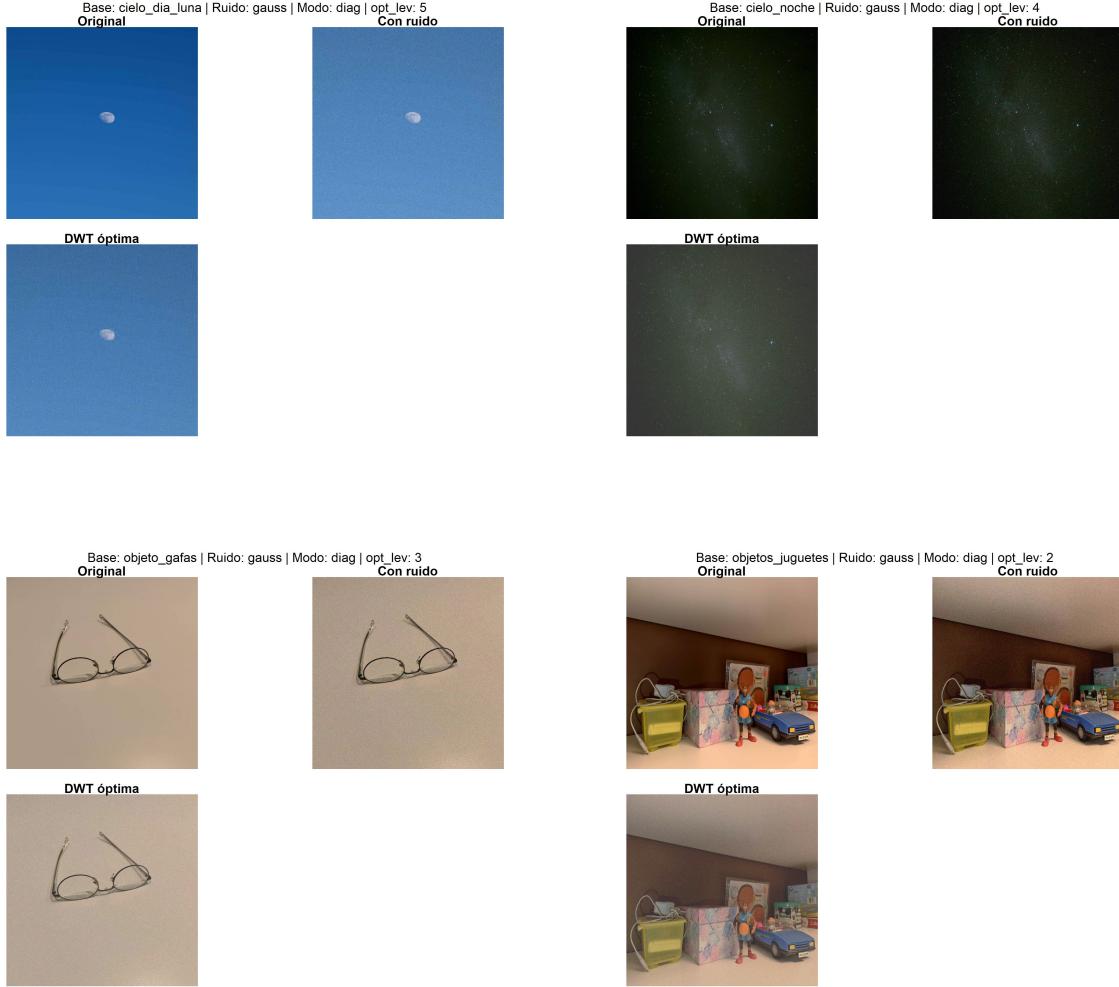


Figure 16: Comparación de imágenes con composiciones distintas - Tipo de ruido Gaussiano - Modo 'diag'

Al cambiar al modo de eliminación de ruido *diag* observamos como el nivel al que alcanzan el óptimo las fotos con objetos se ve incrementado ligeramente en caso de tener pocas gamas de colores, es decir, en los casos donde solo hay un objeto. Por otro lado, las imágenes del cielo ven incrementado considerablemente el nivel de la DWT donde se alcanza el óptimo, obteniendo un incremento de un nivel tanto en el caso diurno como en el nocturno.

En resumen, la elección del nivel óptimo de DWT depende fundamentalmente del contenido de la imagen: mientras las escenas homogéneas (cielo) se benefician de descomposiciones más profundas para maximizar la eliminación de ruido, las escenas con objetos definidos requieren niveles más superficiales para preservar la información estructural crítica.

7.5. Predicciones para imágenes contaminadas

En nuestro estudio hemos intentado reducir el ruido de diferentes imágenes que han sido contaminadas de forma articial, es decir, cuya imagen sin ruido era conocida, lo que nos ha permitido utilizar el mínimo del RMSE entre la imagen limpia y la contaminada para elegir un modelo adecuado. No obstante, en los casos reales la imagen limpia no es conocida y solo poseemos la imagen contaminada. Por ello vamos a presentar

una tabla que contenga la combinación de parámetros, nivel de la DWT (N_opt) y modo de eliminación de coeficientes (Mode) para cada tipo de ruido para cada una de las 4 categorías de imagen consideradas.

Categoría	Ruido	N_opt	Mode
Cielo de día	Gaussiano	3	all
	Speckle	3	all
	Poisson	4	all
	Sal y Pimienta	5	diag
Cielo de noche	Gaussiano	3	diag
	Speckle	1	diag
	Poisson	3	diag
	Sal y Pimienta	-	-
Objeto único	Gaussiano	2	diag
	Speckle	2	diag
	Poisson	3	diag
	Sal y Pimienta	3	all
Múltiples objetos	Gaussiano	2	all
	Speckle	1	all
	Poisson	4	all
	Sal y Pimienta	2	all

Figure 17: Combinaciones óptimas obtenidas para cada categoría de imagen

8. Conclusión

Este estudio demuestra que la Transformada Wavelet Discreta (DWT) es eficaz para eliminar ruido gaussiano, pero su rendimiento disminuye frente a ruidos dependientes de la señal o impulsivos como el Sal y Pimienta. Al comparar estrategias, se concluye que la eliminación total de coeficientes de detalle es decir la estrategia “all” es superior para minimizar el error numérico RMSE, aunque a costa de un suavizado excesivo que borra texturas. En contraste, la estrategia diagonal “diag” resulta mejor cuando se prioriza la preservación de detalles más finos, tal como se evidenció en imágenes complejas como la imagen del cielo nocturno *figura 13*.

Apéndice: Enlace al repositorio de github

En este apartado vamos a presentar el enlace al repositorio de github utilizado donde se pueden encontrar las fotos utilizadas para el estudio, los programas desarrollados para realizar el análisis y los resultados obtenidos tanto en forma de imagen (carpeta resultado jose) como en forma de pdf (este documento).

https://github.com/jomercre/Proyecto_Senales.git