



Imagen diagnóstica

www.elsevier.es/imagendiagnostica



ORIGINAL

Filtrado wavelet en estudios planares óseos de Medicina Nuclear



Marlen Pérez-Díaz*, Juan V. Lorenzo-Ginori, José O. Pérez-García y Alexander Falcón-Ruiz

Laboratorio de Procesamiento Digital de Señales e Imágenes, Centro de Estudios de Informática, Universidad Central «Marta Abreu» de las Villas, Santa Clara, Cuba

Recibido el 19 de enero de 2016; aceptado el 9 de diciembre de 2016

Disponible en Internet el 24 de febrero de 2017

PALABRAS CLAVE

Gammagrafía ósea planar;
Filtrado wavelet;
Calidad de imagen

Resumen Las imágenes de gammagrafía planar tienden a presentar dificultades en la detección de lesiones pequeñas por estar contaminadas con ruido y tener pobre resolución espacial. El presente trabajo tiene como objetivo demostrar las ventajas de utilización de un algoritmo para la reducción de ruido de Poisson utilizando la transformación de Anscombe junto con la transformada wavelet para mejorar la calidad de estas imágenes.

Material y métodos: Se insertan lesiones simuladas completamente libres de ruido sobre imágenes óseas reales. Cada imagen se contamina con ruido de Poisson a diferentes niveles de intensidad. Se realiza la transformación de Anscombe con el objetivo de tratar al ruido de Poisson presente como ruido gaussiano. Las imágenes se filtran con un conjunto de filtros diseñados en el dominio wavelet. La calidad de las imágenes resultantes se evalúa con medidas objetivas tales como la ganancia en la relación señal a ruido, el error medio cuadrático normalizado y el índice de similitud estructural, sobre regiones de interés.

Resultados: Se obtuvo que al aplicar la transformación de Anscombe previo al filtrado wavelet, mejora la calidad de la imagen resultante, al disminuir significativamente los niveles de ruido ($p=0,015$), sin afectar sensiblemente la resolución espacial.

Conclusión: En los experimentos realizados, los filtros obtenidos a partir de las wavelets coif3 con 5 niveles de descomposición, bior3.5 con 5 niveles de descomposición y db2 con 4 niveles de descomposición mostraron los mejores resultados. En todos los casos dichos resultados fueron superiores a los logrados con los filtros tradicionales aplicados.

© 2017 ACTEDI. Publicado por Elsevier España, S.L.U. Todos los derechos reservados.

* Autor para correspondencia.

Correo electrónico: mperez@uclv.edu.cu (M. Pérez-Díaz).

KEYWORDS

Planar Bone
scintigraphy;
Wavelet filtering;
Image quality

Wavelet filtering in Nuclear Medicine planar bone scans

Abstract Planar scintigraphy images present problems for the detection of small lesions, due to high noise contamination levels and low spatial resolution. In this work, an algorithm is introduced in order to reduce Poisson noise in these kind of images, by using Anscombe transformation followed by wavelet filtering.

Material and methods: Simulated, noise-free lesions were inserted on bone images from real patients. Each image was contaminated with Poisson noise by using various noise intensities. Anscombe transformation was applied with the purpose of treating Poisson noise as gaussian noise. The images were then filtered into the wavelet domain using different filters. Finally, the quality of the images was assessed by using objective measurements, such as signal to noise ratio gain, normalised mean-squared error, and structural similarity index over regions of interest.

Results: It was found that by applying Anscombe transformation before wavelet filtering, the resulting image quality was better in all cases, with a significant reduction of the noise levels ($p=.015$), with no noticeable deterioration in the spatial resolution.

Conclusion: The filtering process using wavelets *coif3* with 5 decomposition levels, *bior 3.5* with 5 levels, and *db2* with 4 levels, showed the best results in our experiments. These results were better than those obtained using traditional filters.

© 2017 ACTEDI. Published by Elsevier España, S.L.U. All rights reserved.

Introducción

Existen muchos factores físicos, técnicos y humanos que comprometen la calidad de la imagen médica digital en Medicina Nuclear (MN)¹. Sin embargo, la imposibilidad de incrementar la actividad del radiofármaco o el tiempo de adquisición del estudio más allá de los niveles recomendados², son causa de artefactos y ruido en estas imágenes¹. En este caso, el ruido consiste en variaciones aleatorias en la intensidad de los píxeles que componen la imagen, las cuales pueden llegar a tener grandes efectos en el dominio de las altas frecuencias espaciales³. El ruido en MN planar responde a la distribución de Poisson¹. Las diferentes alternativas para enfrentar el problema del ruido de Poisson no han sido completamente exitosas ya que muchos de los filtros utilizados para reducir parte del ruido aleatorizado comprometen aún más la resolución espacial⁴.

Remover parte del ruido es tarea común en adquisiciones tomográficas de MN (SPECT y PET)^{5,6}, pero es sumamente delicado en adquisiciones planares. En estas, toda la información está superpuesta en un solo plano. Existe la posibilidad entonces de perder parte de la señal útil cuando se utilizan filtros para remover parte del ruido, ya que este no es aditivo, sino que está fuertemente correlacionado con la intensidad de cada pixel de la imagen¹. Por otro lado, la suma de estructuras en los diferentes planos del objeto son convertidos en una suma de intensidades sobre el plano de la imagen, lo cual dificulta extraer información cuantitativa y localizar de forma exacta la acumulación del radiofármaco.

Existen muchos artículos publicados donde se muestra la aplicación de filtros en el dominio espacial como los de promediado, restauración, o realce de bordes^{4,7,8}; los cuales,

para eliminar el ruido, tienden a suavizar la imagen y esta puede perder aún más resolución espacial. Estas técnicas de filtrado no obstante, están disponibles en la generalidad de las consolas de procesamiento de imágenes de MN de las cámaras gamma. Con su utilización se reemplaza el valor del pixel por un valor calculado a partir de los valores de sus vecinos. Mediante esto se logra que un mayor número de conteos contribuya al valor del pixel, que decrezca la varianza del ruido y se incremente la relación señal a ruido (SNR). Ejemplos de este tipo de filtros son el Hann, Butterworth o el gaussiano^{1,4}. El filtrado de mediana por su parte, el cual es no lineal, está también por lo general disponible en las estaciones de procesamiento de las cámaras gamma, y consiste en sustituir el valor del pixel por la mediana de sus vecinos. Esto tiende a preservar mejor los bordes y estructuras, pero de todos modos la imagen se degrada. Estos filtros son estacionarios y no adaptativos⁹.

Existe menos información sobre filtrado en el dominio de la frecuencia para imágenes planares de MN, debido a la coincidencia en las altas frecuencias no solo de la mayor parte del ruido aleatorizado sino también de muchos detalles de las imágenes como los de bordes, etc. Sin embargo, recientemente se han aplicado algunas alternativas en el dominio de la frecuencia, a partir de filtros adaptativos estadísticos, basados en la transformada discreta coseno y el análisis de regresión múltiple, con buenos resultados, tanto sobre imágenes de maniqués como reales¹⁰.

Otros filtros adaptativos no estacionarios se han propuesto para reducir ruido y afectar menos las imágenes desde el punto de vista estructural^{11,12}. Su principio ha sido utilizar criterios estadísticos para la selección de los vecinos a incluir en el procedimiento de suavizado. Así, un pixel es sustituido por aquellos vecinos cuyos valores estén más cercanos al valor a sustituir. Estos filtros, por lo general,

no están disponibles hoy en día en la dotación de software de procesamiento de las consolas de las gammacámaras. Probablemente, la razón principal es que generan imágenes que a veces lucen muy artificiales, con texturas muy diferentes a las de las imágenes originales, además de que no se diseñaron específicamente para imágenes cuyo ruido responda a la distribución de Poisson. En la fuente¹¹ sin embargo, se propuso un método para superar estos escollos llamado método de extracción estadística y heurística del ruido (método SHINE). El mismo fue validado utilizando imágenes de maniqués y de pacientes reales de MN con muy buenos resultados. Otro ejemplo de filtrado adaptativo para MN con enfoque semejante a los anteriores, ha sido publicado en Guy¹³ utilizando los llamados «bloques de Fourier». Sin embargo, estos modernos procedimientos aún no están disponibles en las estaciones de procesamiento de las gammacámaras comerciales.

Otros filtros se han diseñado para trabajar en el dominio de las frecuencias. Ejemplo de ellos son los diseñados en el dominio de la transformada wavelet (WT)¹⁴⁻¹⁶ que permiten realizar un filtrado selectivo en espacio y frecuencias. Tampoco todas las estaciones de trabajo de las cámaras gamma traen una dotación de estos, entre sus programas computacionales dedicados a procesamiento.

Debemos añadir, que aunque las imágenes planares de MN son ruidosas y tienen pobre resolución espacial, aún son muy utilizadas en todo el mundo por su simplicidad, rápida adquisición y utilidad práctica, demostrada en el diagnóstico de muchas enfermedades. En particular, para el sistema óseo, este tipo de adquisiciones es muy común¹⁷. En ese sentido, consideramos existen buenas razones y justificación para utilizar modernas técnicas de procesamiento digital de imágenes sobre computadoras personales, para mejorar la calidad de estas imágenes, utilizando algoritmos de reducción de ruido a través de wavelets, método que preserva mejor la resolución espacial, en comparación con las técnicas tradicionales¹⁸⁻²¹. La aplicación de estos algoritmos wavelet trae consigo el beneficio de que se realiza una representación de la imagen en el dominio espacio-escala que puede contribuir a preservar las altas frecuencias espaciales.

Por otra parte, para transformar la estadística de ruido de Poisson en una estadística gaussiana suele utilizarse la transformada de Anscombe²². El modelo de distribución de Poisson es muy diferente al de Gauss, ya que en este último la varianza del ruido es estacionaria, mientras que la varianza del ruido de Poisson es no estacionaria a lo largo y ancho de toda la imagen y la magnitud del ruido es dependiente de la intensidad de los píxeles. Esto hace que la eliminación del ruido sea más difícil. Al aplicar la transformación de Anscombe y transformar el ruido a una estadística gaussiana, se facilita el tratamiento de este con wavelets, ya que métodos de eliminación de ruido destinados a ruido gaussiano pueden ser aplicados con mayor efectividad¹⁴⁻²¹.

El objetivo principal de este trabajo es comparar el desempeño de los filtros wavelet (postransformación de Anscombe) con filtros tradicionales, así como demostrar la superioridad de los algoritmos de filtrado basados en wavelets para mejorar la calidad de las imágenes óseas planares de MN, sin afectar sensiblemente la resolución espacial.

Materiales y métodos

Procedimiento basado en la transformada wavelet

La transformada wavelet descompone la imagen utilizando un grupo de funciones llamadas wavelets (ondículas). Ellas son obtenidas como versiones escaladas y desfasadas de una wavelet prototipo, que para una dimensión están dadas por:

$$\psi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right), \quad (1)$$

Donde: a : factor de escala; b : desplazamiento espacial.

En este trabajo se utiliza la transformada wavelet (2D-DWT) a través de un banco de filtros de espejo en cuadratura²¹ que es capaz de generar coeficientes de aproximación (cA) asociados a las bajas frecuencias y que constituyen la mayor parte del contenido de la imagen; y coeficientes de detalles, asociados a los detalles espaciales en las direcciones horizontal (cDH), vertical (cDV) y diagonal (cDD), mediante un procedimiento denominado *downsampling*. A través de este se escogen muestras intercaladas, de manera que las imágenes de aproximación y detalles H , V y D contienen cada una la cuarta parte de los píxeles de la imagen original. El ruido se reduce al modificar los coeficientes de detalles en el dominio de la transformada wavelet. La magnitud de los coeficientes de detalle ($C_{a,b}$) se asocia al ruido y a detalles de bordes presentes en las altas frecuencias para cada nivel de resolución espacial. Así, en cada nivel de descomposición, se eliminan aquellos coeficientes de detalle cuyo valor absoluto sea menor que un cierto umbral, suponiendo que esos coeficientes están dominados principalmente por ruido en las altas frecuencias, en tanto los cA son poco afectados por este. Esta es la principal diferencia con los filtros clásicos tradicionalmente utilizados, en los cuales el filtrado afecta a todo el contenido de la imagen.

La imagen filtrada se obtiene a partir de la reconstrucción, mediante la aplicación de la DWT inversa de la descomposición wavelet a la que se aplicaron los umbrales. Este proceso implica una interpolación o *upsampling*, que produce una imagen de iguales dimensiones que la original²¹.

Imágenes

Se utilizaron cinco imágenes óseas planares reales de pacientes (con consentimiento informado y anonimato garantizado), las cuales fueron obtenidas con una cámara digital monocabezal, *Sopha*, modelo 1000 circular DCX. Las imágenes fueron adquiridas con una actividad radionuclídica de 740 MBq de metilen-difosfonato (MDP) marcado con ^{99m}Tc, con un 98% de eficiencia de marcaje, en 15 min de adquisición por vista, lo cual posibilita una calidad de imagen visual razonablemente buena a juicio de los especialistas médicos. El fotopico fue centrado en $\pm 20\%$ alrededor de la energía de 140 keV. La matriz de adquisición fue de 128x128 píxeles, con una profundidad de 8 bit/píxel. En la [figura 1](#) se observan las imágenes utilizadas.

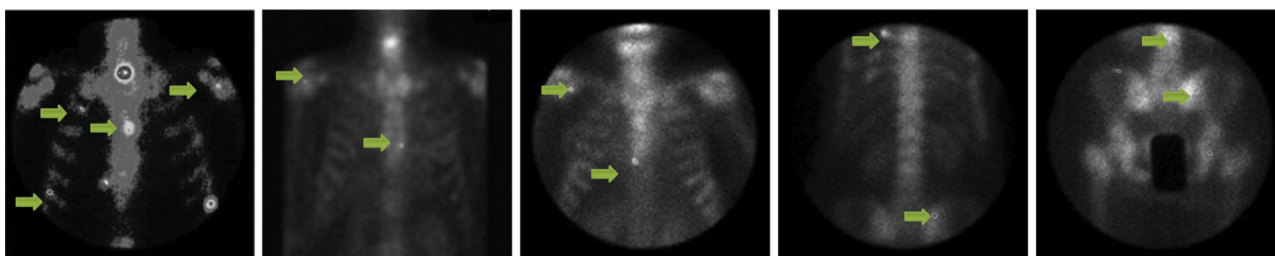


Figura 1 Imágenes utilizadas: Se resaltan con flechas verdes las lesiones artificiales libres de ruido insertadas en las imágenes. El color de esta figura solo puede apreciarse en la versión electrónica del artículo.

Procesamiento de imágenes y cálculo de medidas objetivas

Como las imágenes originales contienen ruido de Poisson inherente al proceso de adquisición, fue necesario insertar lesiones artificiales completamente libres de ruido, pero que fuesen semejantes a las lesiones reales presentes, para tener zonas sin ruido, como referencia a utilizar en el procedimiento diseñado. Estas lesiones constituyen simulaciones de tumores óseos. Se utilizó la herramienta de procesamiento de imágenes de *Matlab 7.8* para esto. El algoritmo para añadir una lesión consistió en insertar una pequeña mancha, que simula un contraste respecto al fondo, como el debido al radiofármaco. La geometría de la mancha es arbitraria y se suavizan sus contornos mediante un filtro de promedio móvil. Luego se sustituyen por estos los píxeles originales de la imagen. Estos insertos fueron analizados por un especialista médico, con más de 10 años de experiencia en MN, para garantizar que las simulaciones no lucieran diferentes de las lesiones reales para la actividad radionuclídica utilizada y el protocolo de adquisición implementado. La SNR de las 5 imágenes originales manipuladas, calculada como el promedio de varias regiones de interés sobre la imagen, de la media de la intensidad de la señal entre la desviación típica de ese valor, estuvo entre 15 y 24 con una media de 22. Las lesiones insertadas satisfacen la condición de tener 0 nivel de referencia de ruido. En estos sitios se ubican las regiones de interés (ROI) para cumplir los objetivos del trabajo.

Las imágenes modificadas fueron entonces contaminadas completas con ruido que satisface la estadística de Poisson. La cantidad de ruido utilizada para contaminar cada píxel fue proporcional a su intensidad. Para esto se utilizó la función *imnoise* de *Matlab 7.8*. Se utilizaron varios factores de escala de ruido para modificar la intensidad de cada píxel sin saturarlo, buscando relaciones señal a ruido equivalentes a las normalmente logradas en MN cuando se disminuye la actividad radionuclídica inyectada al paciente. Los niveles de contaminación con ruido simulan entonces una posible variación de la actividad del radiofármaco. Los factores de escala utilizados para esto estuvieron entre 7×10^{11} y 10^{10} , basados en un método heurístico. La figura 2 muestra ejemplos de una imagen contaminada con los diferentes niveles de ruido de Poisson empleados en el experimento.

Se modificó a continuación la estadística del ruido de Poisson a una estadística gaussiana mediante el cálculo de la transformación de Anscombe²² cuya expresión matemática es:

$$z_t = 2\sqrt{z + 3/8} \quad (2)$$

Donde z es la imagen contaminada con ruido de Poisson.

A continuación se aplicó la transformada wavelet a las imágenes contaminadas transformadas. El algoritmo de filtrado consistió en igualar a cero los coeficientes de detalles, cuyo valor absoluto se encontrara por debajo de un cierto valor umbral. El valor seleccionado como umbral respondió a una estrategia de compromiso entre la supresión del ruido y la pérdida de detalles de alta frecuencia espacial en la imagen, por lo que dependió de las características de cada imagen y del ruido con que cada una estaba contaminada²⁰. Se utilizó para esto una estrategia de cálculo automatizado de los umbrales (X_{ths}) a partir de las características de la imagen utilizando la alternativa de «umbral blando» como se presenta en la ecuación 3.

$$x_{ths} = \begin{cases} \text{sign}(x) (|x| - t) & |x| > t \\ 0 & |x| \leq t \end{cases} \quad (3)$$

De esta forma, el algoritmo de filtrado implicó la descomposición en el dominio wavelet. El proceso de descomposición consistió de la selección de la wavelet (la cual debía ser capaz de generar un gran número de coeficientes de detalles de pequeño valor absoluto), la selección del número de niveles de descomposición, que debió satisfacer una relación de compromiso entre la calidad de la imagen reconstruida y el costo computacional del procesamiento. A continuación se reconstruye la imagen mediante la aplicación de la transformada wavelet inversa, seguida de la transformación de Anscombe inversa, correspondiente a la transformación directa de la ecuación 2.

Las wavelets seleccionadas en este trabajo, obedecieron a un exhaustivo ensayo de prueba y error, en el cual se incluyó a todas las familias de wavelets disponibles en el *wavelet toolbox* de *Matlab 7.8*. Se realizó el análisis visual de cada imagen original, contaminada y filtrada con cada filtro con varios niveles de descomposición (hasta 5 niveles) y se calculó el NMSE buscando que este fuese mínimo entre la imagen filtrada y la original. Los filtros que mejor desempeño mostraron fueron: *bior3.5* y *coif3*, con 4 y 5 niveles de descomposición cada uno, y *bior3.7* y *db2*, con 4 niveles de descomposición cada uno. Por lo tanto, estos fueron los filtros y niveles de descomposición elegidos para hacer un análisis más fino del desempeño de filtros wavelet, cuyos resultados se presentan en este artículo.

Se aplicaron varios filtros tradicionales para comparar con el desempeño del filtrado wavelet, estos fueron: un

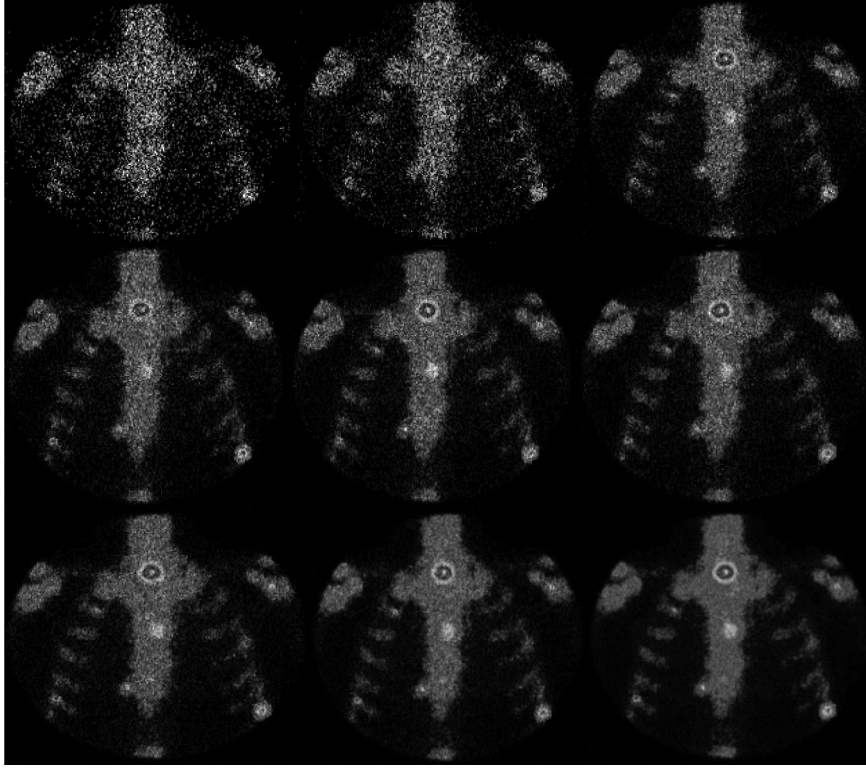


Figura 2 Ejemplo de contaminación de una imagen con diferentes niveles de ruido de Poisson, de izquierda a derecha comenzando por extremo superior: 7×10^{11} (SNR = 0,199), 4×10^{11} (SNR = 0,255), 10^{11} (SNR = 6,47), 7×10^{10} (SNR = 9,333), 6×10^{10} (SNR = 8,621), 5×10^{10} (SNR = 10,26), 4×10^{10} (SNR = 11,21), 3×10^{10} (SNR = 11,56) y 10^{10} (SNR = 15,38).

filtro de Wiener en una ventana de 7×7 píxeles, un filtro de mediana utilizando una vecindad de 3×3 píxeles y un filtro gaussiano con valor de $\sigma=5$, todos extraídos directamente del *toolbox* de Matlab. La selección de los filtros y de las características de estos a usar en el experimento, estuvo determinada por un análisis previo de diferentes diseños sobre las imágenes utilizadas, donde se buscaron resultados que mostraran también los mejores desempeños posibles de estos filtros, tal y como se hizo para seleccionar el grupo reducido de filtros wavelet a incluir en este trabajo.

Como el objetivo de este trabajo es analizar el desempeño del filtrado mediante la transformada wavelet para remover ruido de Poisson, en comparación con el filtrado tradicional y con la utilización previa o no de la transformación de Anscombe, el procedimiento de cálculo de medidas objetivas de calidad de imagen se realizó sobre regiones de interés situadas en las lesiones insertadas. No obstante, el análisis visual, que permite apreciar el desempeño de los filtros con futuros fines de rutina clínica, se realiza sobre toda la imagen. En las ROI fueron calculadas las siguientes métricas (valor medio de las mismas), para las imágenes originales, las 5 imágenes contaminadas con cada nivel de ruido (45 imágenes), las filtradas con cada uno de los filtros wavelet incluidos en este estudio (270 imágenes, 54 de cada tipo) y las 135 imágenes obtenidas tras filtrar con filtros clásicos (27 por cada tipo de imagen):

- Error medio cuadrático normalizado:

$$NMSE = \frac{\sum_i^M \sum_j^N (X(i,j) - Y(i,j))^2}{\sum_i^M \sum_j^N (X(i,j))^2} \quad (4)$$

X: representa la imagen original; Y: representa la imagen ruidosa o la filtrada, según sea el caso; M y N: dimensiones de las imágenes.

- *Ganancia en la relación señal a ruido*: es la diferencia entre la SNR (dB) de la imagen filtrada y la SNR (dB) de la imagen ruidosa. Estas fueron medidas con respecto a la imagen original no contaminada:

$$gSNR = SNR_F - SNR_R \quad (5)$$

donde

$$SNR = 10 \log_{10} \left(\frac{1}{NMSE} \right) \quad (6)$$

- Índice de similitud estructural

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (7)$$

donde: $\sigma_{x,y}$: covarianza entre las dos imágenes (filtrada y original); σ_x : contraste (desviación típica) de la imagen ruidosa; σ_y : contraste de la imagen filtrada; μ_x : luminancia

Tabla 1 Algunos valores comparativos de SNR (dB)

Factor de escala	Imagen ruidosa post-Ansc.	Imagen ruidosa sin Ansc.	Ansc+ Bior3.5/5	Ansc+ Coif3/5	Solo Bior3.5/5	Solo Coif3/5	Wiener	Gaussiano
7×10^{11}	0,26	0,19	5,78	9,93	6,35	8,96	2,46	1,83
4×10^{11}	1,10	0,25	11,08	10,44	8,37	12,39	3,84	2,27
10^{11}	6,58	6,47	10,12	13,79	12,17	10,89	7,78	9,11
7×10^{10}	8,99	9,33	13,88	15,14	14,37	13,24	9,94	10,65
6×10^{10}	9,21	8,62	12,44	13,83	13,32	13,96	10,97	10,89
5×10^{10}	10,65	10,26	12,51	14,37	13,02	14,09	11,15	11,71
4×10^{10}	10,60	10,21	13,09	15,12	13,77	15,70	12,16	12,69
3×10^{10}	10,57	11,56	14,25	15,86	14,74	15,33	12,23	13,21
10^{10}	11,27	15,38	14,55	17,52	16,73	16,82	15,52	15,23

(valor medio) de la imagen ruidosa; μ_y : luminancia de la imagen filtrada.

Las dos primeras medidas se utilizaron para cuantificar la efectividad del filtrado, es decir, estimar la cantidad de ruido removido. Por tal motivo, la gSNR es mayor mientras mejor es el desempeño del filtro, mientras que el NMSE debe de mostrar menores valores (comportamiento inverso a la SNR[db]). La tercera medida se utilizó para cuantificar la pérdida de estructura que introduce el procedimiento. Por esta razón, es un modo indirecto de valorar la resolución espacial perdida con la implementación de los algoritmos de filtrado propuestos. Mientras mejor es el filtro menos pérdidas estructurales debe introducir²³.

Análisis estadístico

Con el objetivo de comparar el desempeño mostrado por todos los filtros incluidos en el experimento y seleccionar los que permitieron obtener la mejor calidad de imagen desde el punto de vista objetivo, se realizó un análisis estadístico *post hoc* empleando las pruebas no paramétricas de *Friedman* y *Wilcoxon* con la corrección de *Bonferroni* sobre los resultados de la variable gSNR. Se utilizó el valor de 0,05 como significación estadística. Para realizar todos los cálculos se empleó el *software* IBM SPSS Statistics 20.

Resultados y discusión

La *figura 3* muestra los resultados de calidad de imagen basados en las medidas implementadas para evaluar el filtrado wavelet con aplicación de la transformación de Anscombe y sin ella, así como con el uso de filtros clásicos, en tanto la *tabla 1* refleja los valores de la SNR (dB) en las imágenes sin filtrar y posfiltrado (para algunos filtros). Se incluyen resultados con y sin la aplicación previa de Anscombe.

A partir de los resultados anteriores se observa que todos los filtros implementados al aplicar la transformada wavelet logran mejorar la calidad de la imagen ruidosa para diversos niveles de ruido presentes, ya que todos muestran su efecto positivo sobre la calidad de la imagen, en comparación con las imágenes sin filtrar. En todos los casos la SNR aumenta. Comparando los resultados con la aplicación previa de la transformación de Anscombe y sin esta, se aprecia que ambos paradigmas remueven suficiente ruido (según la

Tabla 2 Prueba de rangos en filtros wavelet con el empleo de la transformación de Anscombe y sin emplear esta

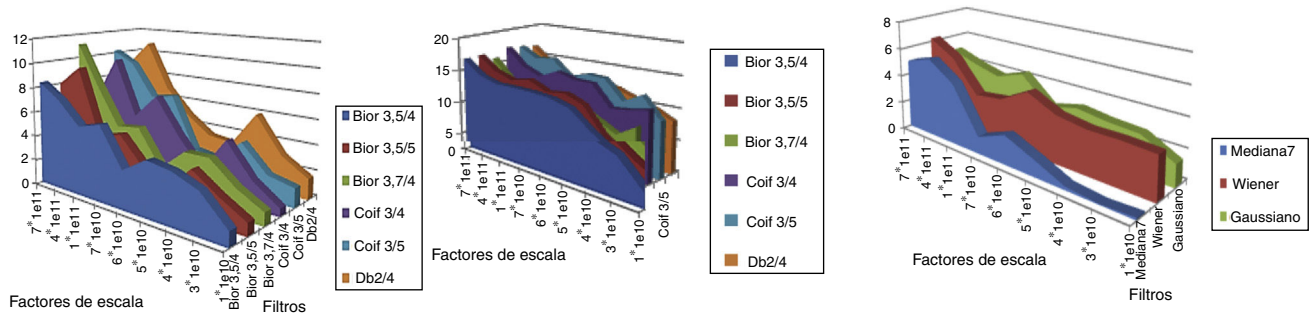
Wavelets	Rango promedio Ansc. + wavelet	Rango promedio solo wavelet
Bior3.5/4	3,04	3,47
Bior3.5/5	3,37	3,67
Bior3.7/4	3,02	2,82
Coif3/4	3,49	3,87
Coif3/5	4,17	3,80
Db2/4	3,90	3,38

gSNR). De hecho, el no aplicar Anscombe permitió tener tanto SNR como gSNR ligeramente mayores, pero la aplicación de Anscombe facilitó además una menor pérdida de resolución espacial (según los resultados de SSIM). Además, el valor del NMSE fue menor también al aplicar Anscombe que cuando no se aplica. Por esta razón, en general los resultados fueron mejores cuando se aplicó la transformación de Anscombe.

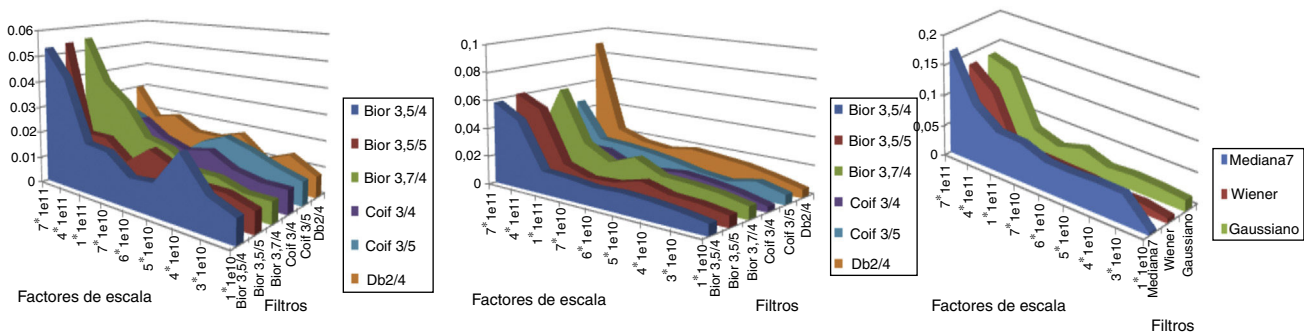
Para los niveles de ruido estudiados en este experimento hubo en todos los casos buenos desempeños en los filtros wavelets analizados, ya que permitieron que siempre existiera buena recuperación de la imagen, en el sentido de poder detectar visiblemente todas las lesiones posfiltrado, es decir, no se perdió información útil con ninguno de los algoritmos wavelet desarrollados. No obstante, como se aprecia en la *figura 3*, mientras más ruido contiene la imagen, más ruido se elimina con el filtrado wavelet y se obtiene una mayor gSNR. Además, los filtros con mejores desempeños post-Anscombe permitieron valores del SSIM hasta del 62%, los cuales pueden valorarse como buenos, considerando que las ROI se enmarcaron solo en regiones muy pequeñas, consistentes en una lesión con muy poca estructura. Los resultados *a priori* sugieren que el filtro coif3 con 5 niveles de descomposición presentó el mejor desempeño en todos los casos. Los resultados descritos pueden ser corroborados visualmente en la *figura 4*.

Los resultados visuales para el conjunto de filtros clásicos utilizados, como se aprecia en la *figura 4* y la *tabla 1*, en comparación con el filtrado wavelet, tienen peor desempeño. Esto puede ser igualmente observado en la *figura 3* desde

Ganancia en SNR con y sin anscombe y con el uso de otros filtros



Error medio cuadrático normalizado con y sin anscombe y con el uso de otros filtros



Índice de similitud estructural con y sin anscombe y con el uso de otros filtros

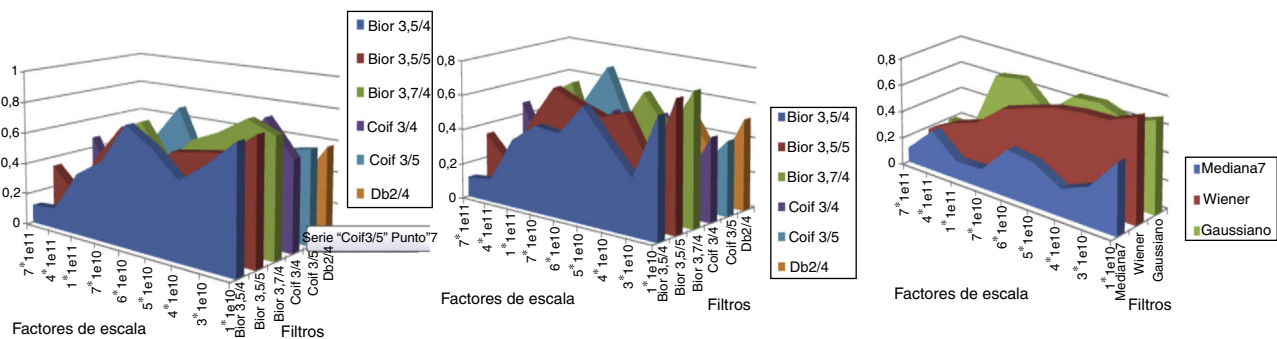


Figura 3 Resultados de las medidas objetivas ganancia en SNR, NMSE y SSIM.

Ganancia en SNR con y sin Anscombe y con el uso de otros filtros.

Error medio cuadrático normalizado con y sin Anscombe y con el uso de otros filtros.

Índice de similitud estructural con y sin Anscombe y con el uso de otros filtros.

el punto de vista cuantitativo (menores niveles de gSNR, mayores valores de NMSE y más bajo SSIM). O se mejora muy poco la calidad de las imágenes por reducción de ruido, o se deteriora la resolución espacial en mayor medida que con los filtros diseñados utilizando wavelets.

Para el resto de las imágenes los resultados son análogos. La figura 5 muestra algunos ejemplos.

Se aplicó la prueba no paramétrica de *Friedman* para verificar la existencia de diferencias significativas entre los resultados obtenidos para todas las imágenes con los filtros implementados basados en la medida gSNR. En la tabla 2 se muestran los rangos promedio obtenidos. Los rangos de valores más altos indican el mejor comportamiento de la clasificación para los 6 filtros wavelet analizados. Como se

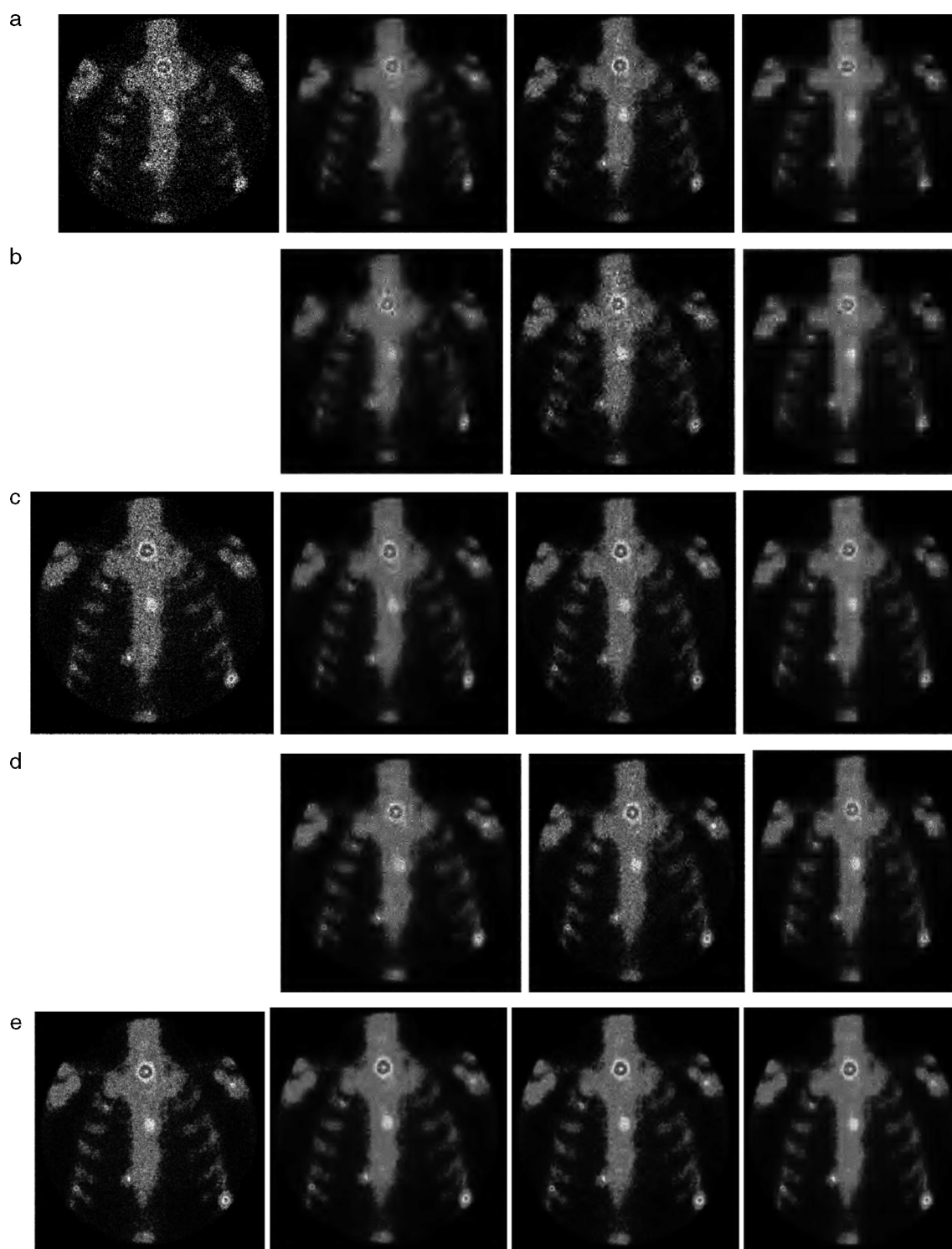


Figura 4 De izquierda a derecha comenzando por extremo superior. a) Imagen contaminada con un factor de ruido de 10^{11} , filtrada con *coif3* con 5 niveles de descomposición post-Anscombe, *bior3.5* con 4 niveles de descomposición post-Anscombe y *db2* con 4 niveles de descomposición post-Anscombe. b) La misma secuencia anterior pero sin aplicar Anscombe. c) Imagen contaminada con un factor de ruido de 5×10^{10} filtrada con *coif3* con 5 niveles de descomposición post-Anscombe, *bior3.5* con 4 niveles de descomposición post-Anscombe y *db2* con 4 niveles de descomposición post-Anscombe. d) La misma secuencia anterior pero sin aplicar Anscombe. e) Imagen contaminada con un factor de ruido de 10^{10} , filtrada con *coif3* con 5 niveles de descomposición post-Anscombe, *bior3.5* con 4 niveles de descomposición post-Anscombe y *db2* con 4 niveles de descomposición post-Anscombe. f) La misma secuencia anterior pero sin aplicar Anscombe. g) Imagen contaminada con un factor de ruido de 10^{11} , filtrada con un filtro de Mediana, con filtro Wiener y con filtro gaussiano. h) Imagen contaminada con un factor de ruido de 5×10^{10} , filtrada con un filtro de mediana, con filtro Wiener y con filtro gaussiano. i) Imagen contaminada con un factor de ruido de 10^{10} , filtrada con un filtro de mediana, con filtro Wiener y con filtro gaussiano.

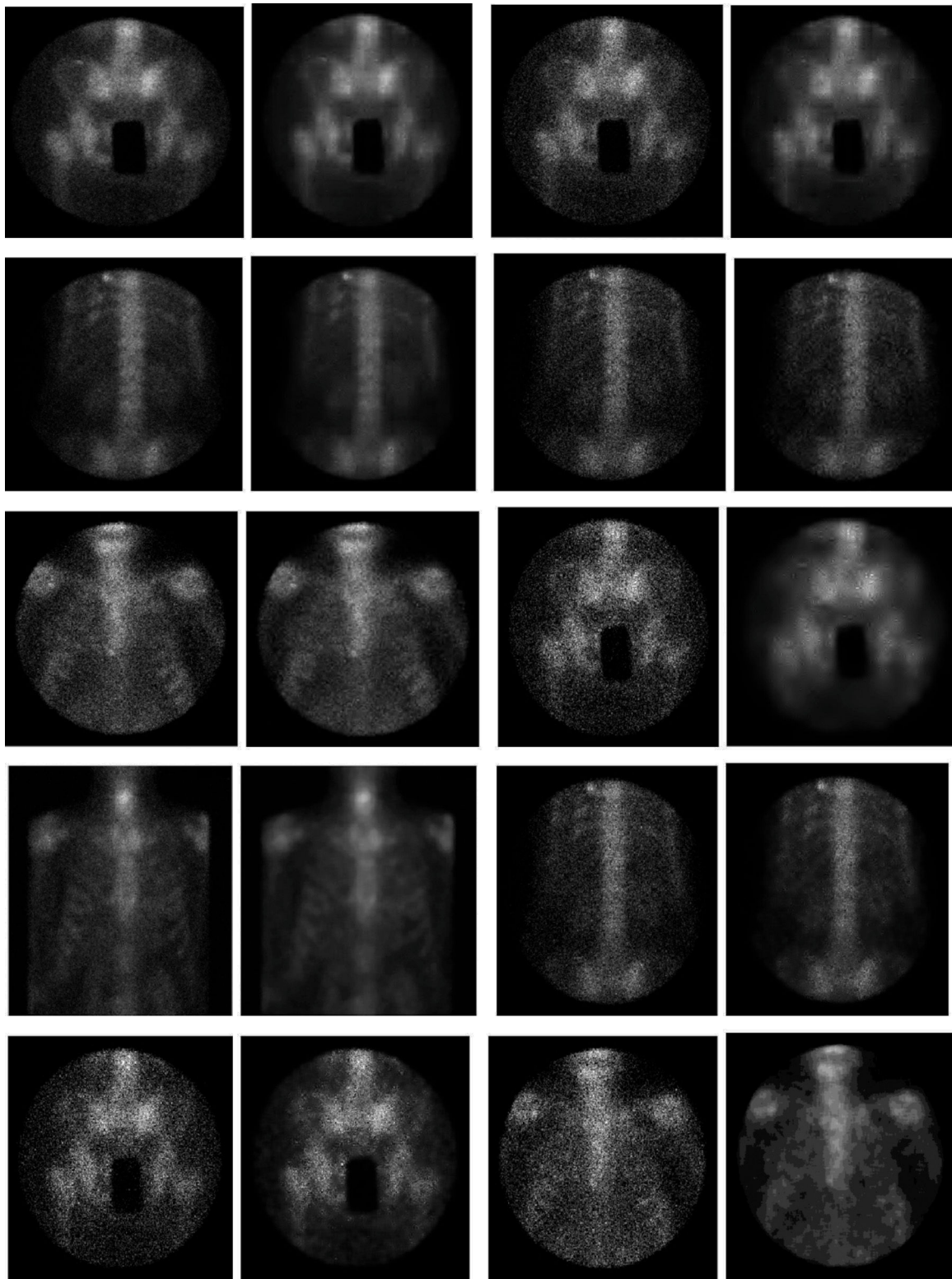


Figura 5 De izquierda a derecha comenzando por extremo superior: contaminada con un factor de escala de 3×10^{10} +ansc y filtrada con db2 con 4 niveles, contaminada con 5×10^{10} + ansc y filtrada con bior3.5 con 5 niveles, contaminada con un factor de escala de 10^{10} + ansc y filtrada con bior3.7 con 4 niveles, contaminada con un factor de escala de 3×10^{10} y filtrada con db2 con 4 niveles, contaminada con de 6×10^{10} y filtrada con bior3.7 con 4 niveles, contaminada con 10^{11} y filtrada con coif3 con 5 niveles, contaminada con 4×10^{10} y filtrada con un filtro de mediana, contaminada con 3×10^{10} y filtrada con un filtro Wiener, contaminada con 10^{11} y filtrada con un filtro Wiener y contaminada con 10^{11} y filtrada con un filtro gaussiano.

Tabla 3 Prueba de rangos con signos de *Wilcoxon*

Wavelets	Bior3.5/4 - Coif3/5	Bior3.5/5 - Coif3/5	Bior3.7/4 - Coif3/5	Coif3/4 - Coif3/5	Db2/4 - Coif3/5
Z	-3,239 ^b	-2,343 ^b	-3,338 ^b	-1,797 ^b	-1,284 ^b
Sig. asintótica (bilateral)	0,001	0,019	0,001	0,072	0,199

Prueba de Wilcoxon de los rangos con signo.

^b Se basa en rangos positivos.

puede observar, el filtro wavelet que mayor rango presentó tras aplicar la transformación de Anscombe fue el coif3 con 5 niveles de descomposición, mientras que sin su aplicación, el de mayor rango fue coif3 con 4 niveles de descomposición.

Cuando se utiliza la transformación de Anscombe, la significación asintótica fue menor que 0,05 ($p=0,015$), por tanto se verificó que existen diferencias significativas entre los 6 filtros analizados. Sin embargo, cuando no se utilizó Anscombe la significación asintótica fue mayor que 0,05 ($p=0,096$), por lo no se detectaron diferencias significativas entre los filtros comparados. Se desarrolló entonces una prueba *post hoc* de rangos con signos de *Wilcoxon* con el objetivo de comparar dos a dos las muestras relacionadas (filtros) tras aplicar la transformación de Anscombe y determinar entre qué resultados se presentaron las diferencias significativas. Los resultados se muestran en la [tabla 3](#).

Fue necesario realizar la corrección de Bonferroni para evitar la posibilidad de cometer error tipo I consistente en rechazar la hipótesis nula cuando debería aceptarse. El nuevo nivel de significación que se tomó por tanto fue de 0,01 ($0,05/5=0,01$). Con este, se encontró que existen diferencias significativas entre el coif3 para 5 niveles de descomposición, el cual mostró los mejores resultados en la prueba de rangos, y los filtros bior3.5 con 4 niveles de descomposición ($p=0,001$) y el bior3.7 a 4 niveles de descomposición (0,001). El coif3 para 5 niveles de descomposición no fue significativamente diferente en cuanto a resultados de remover ruido de Poisson tras aplicar la transformación de Anscombe, con respecto a bior3.5 para 5 niveles de descomposición, a coif3 con 4 niveles de descomposición y a db2 para 4 niveles de descomposición.

Cuando analizamos los otros filtros tradicionalmente referidos en la literatura⁴ e incluidos en este experimento, vemos que al aplicar la prueba de *Friedman* se obtiene que Mediana 7 tuvo un rango promedio de 2,24, el rango de Wiener 3 fue de 2,42 y el del gaussiano 1,33. Por tanto, asumimos que el filtro de mejores resultados fue el Wiener. En esta ocasión el valor de la significación asintótica fue de ($p=0,000$) por lo que se afirma que existen diferencias significativas entre los resultados de los diferentes filtros. Debido a esto se realizó la prueba de rangos con signos de *Wilcoxon*, cuyos resultados se muestran en la [tabla 4](#).

En este caso fue necesario realizar nuevamente la corrección de Bonferroni. El nivel de significación que se tomó fue de 0,025, encontrándose que existen diferencias significativas entre el filtro de Wiener y el gaussiano ($p=0,000$), no ocurriendo esto con el filtro de mediana, el cual muestra un desempeño similar al de Wiener ($p=0,773$).

Para generalizar los resultados se realizó entonces la prueba de *Friedman* con los filtros que mayor rango promedio mostraron en todas las pruebas anteriores. Se obtuvo que Coif3 con 5 niveles de descomposición precedido por

transformación de Anscombe, tuvo un rango promedio de 2,49, Coif3 con 4 niveles de descomposición, sin aplicación previa de Anscombe, lo tuvo de 1,96 y Wiener3 de 1,56. Al realizar la significación asintótica esta fue de $p=0,000$ lo que condujo a afirmar la existencia de diferencias significativas entre los resultados de estos filtros sobre los niveles de ruido de las imágenes incluidas en el experimento. Se aplicó nuevamente la prueba de rangos con signos de *Wilcoxon* la cual mostró los resultados que se aprecian en la [tabla 5](#).

Se evidenció que existen diferencias significativas entre el mejor filtro implementado utilizando la transformación de Anscombe y los otros mejores filtros evaluados en este análisis, por lo que se seleccionó como el de mejor desempeño en el experimento realizado aunque, como vimos, sin diferencias significativas respecto a bior3.5 con 5 niveles de descomposición, coif3 con 4 niveles de descomposición y a db2 con 4 niveles de descomposición, todos con aplicación previa de la transformación de Anscombe. Estos filtros no solo permitieron una mejora de calidad de imagen en términos de mayor gSNR sino que facilitaron los mejores valores de SSIM y más bajo NMSE.

Una posible utilidad práctica del presente trabajo puede ser la de contribuir a disminuir las dosis en MN ósea planar. El principal efecto de disminuir la actividad radionuclídica que se inyecta al paciente es el incremento del ruido de Poisson sobre las imágenes¹. Debido a esto, en la práctica de rutina se continúan utilizando valores altos entre 740 y 1000 MBq de ^{99m}Tc-MDP e incluso superiores²⁴, para estudios planares con cámaras gamma, prácticamente en todo el mundo. Esto produce valores de SNR sobre las imágenes muy buenos, de alrededor de 22, para la mayoría

Tabla 4 Prueba de rangos con signos de *Wilcoxon*

Filtros	Mediana7-Wiener3	Gaussiano-Wiener3
Z	-0,288 ^b	-5,119 ^c
Sig. asintótica (bilateral)	0,773	0,000

^b Se basa en rangos negativos.

^c Se basa en rangos positivos.

Tabla 5 Prueba de rangos con signos de *Wilcoxon*

Filtros	Coif3/4 sin - Coif3/5 Ans	Wiener - Coif3/5 Ans
Z	-3.556 ^b	-4,543 ^b
Sig. asintótica (bilateral)	0,000	0,000

^b Se basa en rangos positivos.

de las tecnologías en uso actual^{1,3}, lo cual satisface la gran mayoría de los criterios de calidad de imagen que solicitan los especialistas médicos para las patologías cuyos efectos tratan de visualizar adecuadamente. Si niveles tan adecuados de SNR como estos pudieran ser obtenidos tras filtrado wavelet de las imágenes *a posteriori*, podrían reducirse considerablemente los valores de actividad a administrar a los pacientes, con la consecuente mayor protección radiológica de estos. Sin embargo, nuevos estudios en condiciones más realistas que el presente son necesarios para esto.

El costo computacional del procedimiento fue de 0,15 s por imagen y por filtro, en un ordenador común, *Intel Core2 Quad* CPU Q8200, 2,33 GHz, 2 GB RAM, 64-bit, con la versión 8.5.0.197613 (R2015a) de Matlab.

El análisis cuantitativo se ha centrado solamente sobre las regiones de interés, dado que según el diseño de experimento realizado, en estas regiones el filtro remueve ruido añadido (que es el único presente), permitiendo cuantificar por tanto su desempeño. Esto no es posible para el resto de la imagen donde el filtro remueve tanto el ruido añadido como el original. Sin embargo, en lugar de mostrar solo los efectos sobre las ROI, visualmente se muestran en este trabajo los efectos del filtrado sobre las imágenes completas, para resaltar la utilidad clínica que puede tener este procedimiento en condiciones reales de rutina hospitalaria para el personal médico. Esto implicará en el futuro cercano continuar la investigación actual, iniciando una segunda fase, consistente en un estudio perceptual (como es lo recomendado en artículos que proponen nuevos tipos de filtrado para MN²⁵) con observadores expertos, que evalúen el desempeño de los filtros sobre toda la imagen, y ampliar los límites de validez del presente trabajo.

Conclusiones

Los filtros wavelet implementados aplicando previamente la transformación de Anscombe reducen el ruido en términos de aumento de la ganancia en la relación señal a ruido, sin que esto implique distorsiones estructurales notorias ni pérdida de información diagnóstica útil, en imágenes óseas planares de MN.

El filtro que produjo los mejores resultados en el experimento realizado fue *coif3* para 5 niveles de descomposición. Filtros como *a* *coif3* con 4 niveles de descomposición y *a* *db2* con 4 niveles de descomposición post-Anscombe, ofrecieron también muy buenos resultados.

Responsabilidades éticas

Protección de personas y animales. Los autores declaran que los procedimientos seguidos se conformaron a las normas éticas del comité de experimentación humana responsable y de acuerdo con la Asociación Médica Mundial y la Declaración de Helsinki.

Confidencialidad de los datos. Los autores declaran que han seguido los protocolos de su centro de trabajo sobre la publicación de datos de pacientes.

Derecho a la privacidad y consentimiento informado. Los autores han obtenido el consentimiento informado de los

pacientes y/o sujetos referidos en el artículo. Este documento obra en poder del autor de correspondencia.

Conflicto de intereses

Los autores declaran no tener ningún conflicto de intereses.

Bibliografía

1. Cherry R, Sorenson J, Phelps M. Image quality in Nuclear Medicine. En: *Physics in Nuclear Medicine*. 3. ra edición New York: W B Saunders; 2003. p. 253–72.
2. Organización Internacional de Energía Atómica. Normas Básicas Internacionales de Seguridad. Protección Radiológica y Seguridad de las Fuentes de Radiación. Viena: OIEA, 2011.
3. Proakis J, Manolakis D. Frequency analysis of signals and systems. En: *Digital signal processing principles. Algorithms and applications*. 3. ra edición New Jersey: Prentise Hall International; 2007. p. 306.
4. Puchal R. Filtros de imagen en Medicina Nuclear. 1. ra edición Madrid: Ediciones Eurobook; 1997.
5. Nowak R, Nowak DJ, Baraniuk RG, Hellman RS. Wavelet domain filtering for nuclear medicine imaging. *Nuclear Science Symposium. IEEE Conference Record*. 1996;996:1802–6.
6. Bahareh S, Hossein R, Soltanian-Zadeh H. Assessment of the wavelet transform in reduction of noise from simulated PET images. *J. Nuc. Med. Tech*. 2009;4:223–31.
7. King MA, Penney BC, Glick SJ. An image-dependent Metz filter for nuclear medicine images. *J. Nuc. Med*. 1988;29:1980–8.
8. Lira J. Tratamiento digital de imágenes multispectrales. México DF: UNAM; 2010. p. 315–25.
9. Gonzalez R, Woods R. Image enhancement in the spatial domain. En: *«Digital Image Processing»*. 2. da edición New Jersey: Prentice Hall; 2002. p. 123.
10. Hannequin PP. Dual adaptive statistical approach for quantitative noise reduction in photon-counting medical imaging: application to nuclear medicine images. *Phys in Med and Biol*. 2015;60:4581–99.
11. Hannequin PP, Mas J. Statistical and heuristic image noise extraction (SHINE): a new method for processing Poisson noise in scintigraphic images. *Phys. Med. Biol*. 2002;47:4329–44.
12. Takalo R, Hytti H, Ihalainen H. Adaptive autoregressive model for reduction of poisson noise in scintigraphic images. *J Nucl Med Technol*. 2011;39:19–26.
13. Guy MJ. Fourier block noise reduction: an adaptive filter for reducing Poisson noise in scintigraphic images. *Nucl Med Commun*. 2008;29:291–7.
14. Kovacevic E, Vetterli M. Multidimensional Wavelets. Nonseparable multidimensional perfect reconstruction filter banks and wavelet bases for Rn. En: Heil Ch, Walnut D F editores. *Fundamental papers in wavelet theory*. ebook. Londres: Princeton University Press; 2006: 533–55.
15. Daubechies I. Ten lectures on wavelets. Philadelphia: SIAM; 1992. Notes from the 1990 CBMS-NSF Conference on Wavelets and Applications at Lowell, MA, 1991.
16. Perez A, La Mura G, Piotrkowski R, Serrano E. Procesamiento no lineal con wavelet para la eliminación del ruido en imágenes planares de Medicina Nuclear. *BPMC*. 2002;3:12–7.
17. Hernández D, Marrero LO, Ledea OE. Empleo de la medicina nuclear y las técnicas de imágenes en las afecciones del sistema óseo. Revisión del tema. *Rev. Cub. Ortop Traumatol*. 2012;26:190–212.

18. Beylkin GR, Coifman R, Rokhlin V. Fast wavelet transform and numerical algorithms I. *Com. on Pure and Applied Math.* 1991;44:141–83.
19. Donoho DL, Johnstone IM. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage. *Biometrika.* 1994;81:425–55.
20. Donoho DL. De-Noising by soft-thresholding. *IEEE Trans. on Inf. Theory.* 1995;41:613–27.
21. Taswell C. The what, how, and why of wavelets shrinkage denoising. *Comput Sci Eng.* 2000;1:12–9.
22. Mäkitalo M, Foi A. Optimal inversion of the Anscombe transformation in low-count Poisson image denoising. *IEEE Trans Image Process.* 2011;20:99–109.
23. Wang Z, Simoncelli EP. Image quality assessment: From error visibility to structural similarity. *IEEE Trans. on Image Proc.* 2004;13:600–12.
24. Pérez-Díaz M, Díaz-Rizo O, Ferrer N. Métodos de optimización de la actividad a administrar al paciente en estudios de Medicina Nuclear. *Rev Fis Med.* 2006;7:22–5.
25. Farquhar TH, Llacer J, Sayre J, Yuan-Chuan T, Hoffman EJ. ROC and LROC Analyses of the Effects of lesion contrast, size, and signal-to-noise ratio on detectability in PET images. *J Nucl Med.* 2000;41:745–54.