



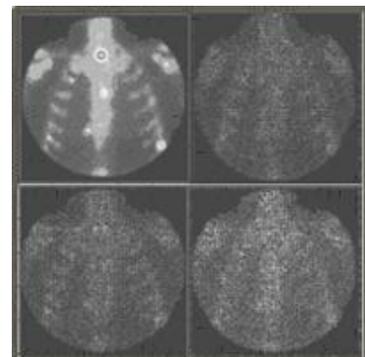
**Universidad Central Marta Abreu de Las Villas**

**TRABAJO DE DIPLOMA**

# Reducción de ruido en imágenes planares de medicina nuclear con la transformada Wavelet

**Autor:** Rolando Bravo Pino

**Tutor:** Prof. Marlen Pérez Díaz, DrC.



Santa Clara

2012

## PENSAMIENTO

*Llegado en esta forma al segundo peldaño, basta repetir alternadamente los movimientos hasta encontrarse con el final de la escalera. Se sale de ella fácilmente, con un ligero golpe de talón que la fija en su sitio, del que no se moverá hasta el momento del descanso*

***Julio Cortázar***

## **DEDICATORIA**

*A la familia toda y a los socios.*

## AGRADECIMIENTOS

a mi tutora por confiar, a pesar de darle razones para que me despidiera  
al Iro por toda la ayuda  
a los que me mataron el hambre en la beca: el Bala, Arianna, el Billy, Sandor, Ariel,  
Toyito, McQueen  
a toda la familia del Migue por hacerme sentir de la casa  
a los amigos hechos durante la universidad, los de la generación superior  
a mi por asumirme como uno más; aquel que me regaló la cafetera, el  
que me compartió su experiencia y el que me dio su amistad  
al Vismar y su gente por tanto enseñarme  
a las noches de Caña Santa, el mejunje y los alcoholes  
los campismos, los viajes, Santa Clara, los conciertos  
a los que me dijeron: “sorpréndeme y termina la tesis”



Hago constar que el presente trabajo de diploma fue realizado en la Universidad Central “Marta Abreu” de Las Villas como parte de la culminación de estudios de la especialidad de Ingeniería en Automática, autorizando a que el mismo sea utilizado por la Institución, para los fines que estime conveniente, tanto de forma parcial como total y que además no podrá ser presentado en eventos, ni publicados sin autorización de la Universidad.

---

Firma del Autor

Los abajo firmantes certificamos que el presente trabajo ha sido realizado según acuerdo de la dirección de nuestro centro y el mismo cumple con los requisitos que debe tener un trabajo de esta envergadura referido a la temática señalada.

---

Firma del Autor

---

Firma del Jefe de Departamento  
donde se defiende el trabajo

---

Firma del Responsable de  
Información Científico-Técnica

## TAREA TÉCNICA

- Análisis de las posibilidades de la Transformada Wavelet para diseñar filtros reductores de ruido de Poisson.
- Construcción de filtros en el Dominio de las wavelets, variando el tipo de wavelet, los coeficientes de detalles en el umbral y los niveles de descomposición.
- Aplicación del conjunto de filtros diseñados a imágenes reales óseas planares de Medicina Nuclear, contaminadas con ruido de Poisson, a las cuales se le insertan lesiones artificiales libres de ruido para tener sitios con cero ruido de referencia en las mismas.
- Desarrollo de mediciones de calidad de imagen sobre las imágenes sin filtrar y filtradas con el conjunto de filtros diseñados, a partir de las medidas: error medio cuadrático normalizado, relación señal a ruido bivariada y relación contraste a ruido.
- Desarrollo de un análisis perceptual de calidad de imagen que incluye la valoración subjetiva de tres expertos, utilizando la metodología JAFROC.
- Análisis estadístico de los resultados objetivos y subjetivos de calidad de imagen, a partir de pruebas no paramétricas, con el objetivo de seleccionar los filtros con mejor desempeño.

---

Firma del Autor

---

Firma del Tutor

## RESUMEN

Las imágenes de gammagrafía planar pueden presentar problemas de detectabilidad por estar contaminadas con ruido, esto se enfatiza por la imposibilidad de aumentar la dosis del radiofármaco o del tiempo de exposición al paciente sobre ciertos niveles. El presente trabajo propone un algoritmo de reducción de ruido de Poisson utilizando la Transformada Wavelet en estas imágenes. Primeramente se contaminan con ruido de Poisson imágenes óseas reales de pacientes obtenidas con dos cámaras gamma. Las imágenes se filtran con un conjunto de 10 filtros diseñados en el dominio de las wavelets. La calidad de las imágenes resultantes (filtradas y sin filtrar) se evalúa por medio de medidas objetivas como la relación señal a ruido bivariada (SNR), el error medio cuadrático normalizado (NMSE) y la relación contraste a ruido (CNR) y de medidas subjetivas empleando un método de libre respuesta (JAFROC) con la participación de tres observadores expertos. Como resultado se aprecia que el filtrado Wavelet mejora en todos los casos la calidad de la imagen al disminuir significativamente los niveles de ruido ( $p < 0.05$ ), sin afectar apreciablemente la resolución espacial. En particular, filtros como los obtenidos a partir de las wavelets *Bior3.5* a 5 niveles de descomposición, *Bior3.7* a 4 niveles de descomposición y *db2* a 4 niveles de descomposición, ofrecen los mejores resultados.

## INDICE

PENSAMIENTO .....	i
DEDICATORIA .....	ii
AGRADECIMIENTOS .....	iii
TAREA TÉCNICA .....	v
RESUMEN .....	vi
INTRODUCCIÓN .....	1
Organización del informe .....	4
CAPÍTULO 1.    La gammagrafía planar .....	5
1.1    La imagen médica digital .....	5
1.2    La cámara gamma .....	6
1.2.1    Cabeza detectora .....	7
1.2.2    Sistema de visualización .....	8
1.3    Características de las imágenes planares .....	9
1.4    Calidad de la imagen en Medicina Nuclear .....	10
1.4.2    Contraste imagen .....	13
1.4.3    Artefactos .....	13
1.4.4    Distorsión .....	13
1.4.5    Ruido .....	14

1.5	Factores que comprometen la calidad de la imagen.....	14
1.5.1	Factores Físicos.....	15
1.5.2	Factores técnicos.....	16
1.5.3	Factores humanos .....	17
1.6	Métodos utilizados en la Medicina Nuclear para la reducción de ruido .....	18
1.6.1	Filtros de suavizado .....	18
1.6.2	Filtros de restauración.....	19
1.6.3	Filtros de detección de bordes .....	20
1.7	La Transformada Wavelet.....	21
1.8	Conclusiones del capítulo .....	23
CAPÍTULO 2. MATERIALES Y MÉTODOS.....		24
2.1	Imágenes de MN utilizadas en la investigación.....	24
2.2	Preparación de las imágenes .....	25
2.3	Transformada Wavelet .....	26
2.4	Algoritmo de filtrado.....	28
2.5	Evaluación de la calidad de imagen .....	30
2.5.1	Medidas objetivas de calidad de imagen utilizadas .....	30
2.5.2	Medida subjetiva de calidad de imagen utilizada (Análisis JAFROC) .....	32
CAPÍTULO 3. Análisis de la calidad del algoritmo de reducción de ruido.....		35
3.1	Resultados de las medidas objetivas .....	35
3.2	Experimento perceptual JAFROC.....	38
3.3	Conclusiones parciales .....	42
CONCLUSIONES .....		43
Conclusiones .....		43

RECOMENDACIONES.....	44
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....	45
ANEXOS .....	49
Anexo I Tabla con las medidas calculadas de todos los filtros .....	49
Anexo II Imágenes antes de contaminar con ruido .....	50
Anexo III Imágenes filtradas con el filtro 3.....	51

## INTRODUCCIÓN

Las técnicas de diagnóstico asistidas por imágenes de Medicina Nuclear (MN) se han beneficiado del crecimiento científico y tecnológico que caracterizan la evolución de la ciencia aplicada a la medicina en los últimos años.

Estas técnicas consisten en la determinación de alteraciones respecto a patrones establecidos como normales. Dichas alteraciones están dadas en términos de concentración y localización de un radiofármaco que se deposita por exceso o por defecto en los tejidos de los pacientes y que ayuda a los especialistas a tomar decisiones; según criterios de diagnóstico previamente determinados [1].

La cámara gamma es un equipo que permite realizar estudios de MN mediante la inyección endovenosa o inhalación de sustancias radiactivas en cantidades científicamente comprobadas e inocuas para el organismo. Este material se aloja en diferentes órganos permitiendo la visualización del mismo mediante la radiación emitida por el paciente, que es captada por el detector de la cámara y que luego de ser procesada conduce a la formación de una imagen.

Los estudios óseos son muy utilizados en pacientes con cáncer, para determinar la presencia de tumores y ubicar la posición exacta de metástasis en los huesos durante el curso de su enfermedad, o para evaluar la respuesta luego de los tratamientos de quimioterapia. También son utilizados para el seguimiento del estado de las prótesis óseas o para el diagnóstico de infecciones localizadas en dicho órgano. En los estudios óseos el radiofármaco utilizado es el  $^{99m}\text{Tc}$ -MDP (metilen-difosfonato) o  $^{99m}\text{Tc}$ -HMDP (hidroximetil-difosfonato) [2] que se fijan a la hidroxiapatita del hueso.

Igual que en otras técnicas, la MN no está exenta de limitaciones e inconvenientes, y su amplia aplicación tanto en el diagnóstico de patologías frecuentes, como en la evaluación de la respuesta terapéutica, exigen la necesidad de asegurar la calidad de la imagen, pues la misma pudiera verse comprometida por efectos indeseables tales como el ruido o los artefactos [3], que disminuyen su validez y que no se relacionan con sitios de patologías reales. Además se dificulta la determinación de las dimensiones y concentración relativas de la actividad en la región de interés debido a la pobre resolución espacial de este método imaginológico. Este aspecto se traduce en imprecisiones en la determinación del borde de los órganos o lesiones y propicia una baja capacidad de detección de lesiones pequeñas. Lo anterior implica la necesidad de asegurar la calidad de la imagen.

Existen muchos factores físicos, técnicos y asociados a errores humanos que comprometen la calidad de las imágenes en MN [2,4]. La influencia de estos factores conjuntamente con la imposibilidad de aumentar la dosis del radiofármaco o el tiempo de exposición del paciente, como señalamos se traduce en la presencia de ruido o artefactos visibles en las imágenes y que, en el caso del ruido, consiste en pequeñas variaciones de intensidad que tienen mayor efecto en las bandas de alta frecuencia [5].

Las diversas alternativas para enfrentar el ruido no logran eliminarlo por completo, sino reducir su nivel teniendo en cuenta un compromiso con la calidad de la imagen resultante [2,6].

En la bibliografía no son muchas las referencias encontradas sobre técnicas de reducción de ruido en imágenes de MN que no sean tomográficas, debido al riesgo de eliminar parte de la señal útil al filtrar el ruido aleatorio superpuesto. No obstante, se destacan la aplicación de filtros de mediana, de restauración y de realce de bordes [2, 6, 7, 8], así como algunos en el dominio de la transformada Wavelet (TW) [10,11]. Estos últimos han sido aplicados fundamentalmente sobre estudios como la Tomografía Computarizada por Emisión de Fotón Único (SPECT) y la Tomografía por Emisión de Positrones (PET), no sobre imágenes planares.

Existe consenso sobre la no aplicación de filtros tradicionales en MN planar [2, 4, 9, 10], por el peligro que implica eliminar señal útil al disminuir el nivel de ruido correlacionado, en una imagen donde toda la información se encuentra superpuesta por planos y no por

cortes. La suma de estructuras de distintos planos se traduce en la suma de intensidades que son difíciles de separar visualmente para extraer información cuantitativa lo que dificulta la ubicación correcta de la acumulación del radiotrazador. Sin embargo, a pesar de que las imágenes planares de MN se caracterizan por ser altamente ruidosas y poco resolutivas, son muy utilizadas por su rápida adquisición y ahorro de procesamiento adicional [11].

El objetivo general de este trabajo es diseñar un método para mejorar la calidad de imágenes óseas en MN, aplicando filtros en el dominio de las wavelets para facilitar el diagnóstico. El objeto de estudio son las imágenes planares de MN. Para lograr el cumplimiento del objetivo general, se trazaron los siguientes objetivos específicos:

- Diseñar filtros en el dominio de las wavelets para disminuir los niveles de ruido de Poisson en imágenes de MN.
- Analizar estadísticamente la mejora de calidad de imagen a partir de las medidas objetivas de calidad de imagen: relación señal a ruido bivariada (SNR), error medio cuadrático normalizado (NMSE) y la relación contraste a ruido (CNR).
- Evaluar de forma subjetiva la calidad de las imágenes utilizando el análisis JAFROC con la ayuda de expertos en imágenes de MN.
- Comparar estadísticamente los resultados del experimento subjetivo para determinar el mejor filtro según la opinión de los expertos.
- Proponer las mejores variantes de filtros Wavelet para su generalización en el procesamiento digital de imágenes de MN en comparación con el filtrado tradicional.

Este trabajo posee un impacto científico en términos de publicación de variantes concretas y nuevas de filtrado Wavelet para imágenes de MN. Además presenta impacto social al ser de utilidad para mejorar la calidad de imágenes médicas para el diagnóstico de enfermedades de nuestra población.

**Organización del informe**

El informe está estructurado en tres capítulos: en el primero se expone una revisión sobre la obtención de imágenes planares en MN utilizando la cámara gamma según la literatura especializada, así como una revisión crítica de algunos métodos clásicos de reducción de ruido. El segundo capítulo comenta brevemente las potencialidades de la TW y describe el experimento realizado, y en el último se realiza una valoración cualitativa y cuantitativa de los resultados obtenidos y se comparan los principales filtros utilizados. La tesis cuenta además con diez tablas y 11 figuras insertadas en el texto principal, así como 3 anexos y 43 referencias bibliográficas.

## **CAPÍTULO 1. La gammagrafía planar**

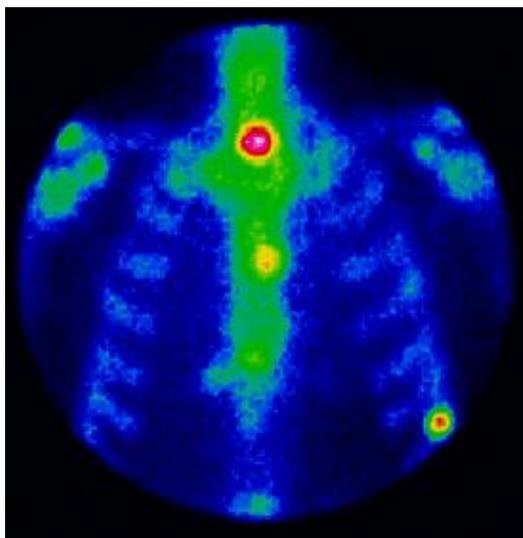
En este capítulo, se expone una revisión sobre la obtención de imágenes planares en Medicina Nuclear al utilizar una cámara gamma; así como un examen crítico de los problemas asociados con la adquisición y procesamiento de estas y el enfoque tradicional de solución que se le ha dado a dichos problemas.

### **1.1 La imagen médica digital**

Las imágenes médicas digitales son matrices cuadradas compuestas por un número limitado de elementos, cada uno de los cuales se denomina píxel (del inglés *picture element*) y tiene un único valor, color o tono asignado durante el proceso de adquisición o procesamiento. En Medicina Nuclear, la información registrada en cada píxel, coincide con el número de cuentas acumulado por la porción del campo visual de la cámara que se corresponde con dicho píxel, a partir de la energía emitida por un radiofármaco acumulado en el correspondiente píxel tridimensional del paciente.

Para visualizar una imagen, el número de cuentas por píxel, se hace corresponder, según una función, con un tono de gris o de color. En el modo monocromático, los elementos con mayor número de cuentas, se representan con mayor brillo (blanco), y viceversa. Sin embargo, no siempre son aconsejables las escalas lineales; puesto que, en ocasiones, la región de interés está muy acotada en el rango de tonalidades de gris y su apreciación es pobre. Pueden aplicarse varias transformaciones, cuyos objetivos son dejar comprimida la gama de tonalidades de la escala que representa las regiones sin interés clínico e incrementar la cantidad de grises o colores en la región que reproduce la lesión. Dentro de las transformaciones no lineales más utilizadas, están la escala exponencial, que tiende a

resaltar las zonas de alta estadística, y la logarítmica, que resalta las zonas de baja y media estadística [2]. La figura 1 muestra un ejemplo de este tipo de imagen.



**Figura 1** Imagen de un estudio óseo de gammagrafía planar.

A continuación se expone con mayor nivel de detalle el principio físico de obtención de estas imágenes con una cámara gamma.

## 1.2 La cámara gamma

La cámara gamma es un sistema formador de imágenes utilizado en el diagnóstico médico. Se basa en la detección de radiaciones gamma emitidas por un paciente al que previamente se le administró un radioisótopo como marcador de un fármaco, lo que en esencia constituye el radiofármaco. Esto permite obtener imágenes de la distribución del mismo en el órgano o sistema bajo estudio por el cual dicho radiofármaco tiene compatibilidad. Así, cada radiofármaco tiene afinidad por uno o varios tejidos específicos. En MN planar, se utiliza ampliamente el Tc-99m, el Tl-201, el I-131, el Re-188 y el P-32 entre otros, como marcadores de muchos fármacos, según el estudio que se realice [4].

Por su parte, la cámara gamma está constituida por dos unidades principales: la cabeza detectora y el sistema de visualización.

### 1.2.1 Cabeza detectora

Está formada por un cristal de centelleo de INa(Tl) circular de 25 a 45 cm de diámetro y 1.25 cm de espesor (figura 2). Acoplado al cristal, hay un arreglo hexagonal de tubos fotomultiplicadores (TFM) que varían entre 37 hasta 91. Los TFM se acoplan al cristal a través de una guía de luz de alto índice de refracción, a fin de impedir reflexiones totales en la superficie de separación con el cristal. En este, la luz se propaga isotrópicamente y, por tanto, todo el arreglo del TFM es sensible a cada centelleo; y es colectada la mayor cantidad de luz por el TFM que subtienda el mayor ángulo sólido con la posición en que se produce la interacción de la radiación gamma. Los pulsos provenientes de los TFM pasan por una red de capacitores que conforman cuatro señales  $X^+$ ,  $X^-$ ,  $Y^+$  y  $Y^-$  que definen la localización de destello en un cristal.

Estas cuatro señales son procesadas por una computadora analógica que a su salida, entrega las siguientes componentes resultantes:

$$X = \frac{X^+ - X^-}{Z} \quad (1)$$

$$Y = \frac{Y^+ - Y^-}{Z} \quad (2)$$

$$Z = X^+ + X^- + Y^+ + Y^- \quad (3)$$

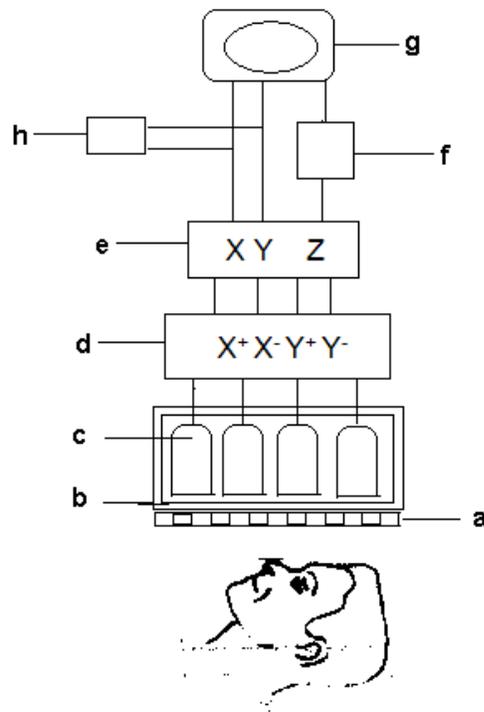
$X$  y  $Y$  definen unívocamente la posición en que se registra la radiación en el cristal; mientras que  $Z$  es proporcional a la energía absorbida en el proceso de interacción. Esta señal pasa por un analizador de altura de pulsos que acepta solo aquellos correspondientes al fotopico del radioisótopo de interés [12].

Entre la fuente radiactiva y el cristal, se coloca un colimador construido de un material de alto coeficiente de absorción para la radiación gamma (plomo o tungsteno), que garantice que solo lleguen al cristal las radiaciones directas provenientes de zonas limitadas, excluyendo así las que se dispersan en otras direcciones. Esto se hace para mejorar la resolución espacial y el contraste, al eliminar parte de la radiación dispersada por efecto Compton [13] en el cuerpo del paciente. Sin embargo, también disminuye la eficiencia de detección al atenuar parte de la radiación útil proveniente del efecto fotoeléctrico [13].

### 1.2.2 Sistema de visualización

Una vez aceptado el pulso  $Z$ , las señales  $X$  y  $Y$  pasan a un osciloscopio de pantalla persistente (figura 1) donde la posición de interacción de la radiación gamma con el cristal, le corresponde en la pantalla del osciloscopio un centelleo luminoso. La integración de miles de destellos, permite observar una imagen bidimensional que corresponde a la proyección sobre el cristal de la distribución tridimensional de radiactividad en el órgano bajo estudio.

Las señales  $X$  y  $Y$  pasan a través de un conversor análogo-digital de dos canales, de forma tal que el rango continuo de amplitudes  $X$  y  $Y$ , se transforma en un rango discreto de  $n$  valores digitales ( $n = 64, 128$  ó  $256$ ) correspondientes a las coordenadas de la interacción de cada radiación con el cristal. A cada par  $(x, y)$ , le corresponde una localización en la memoria central de una minicomputadora acoplada al sistema. Esto da lugar a la formación de una matriz de  $n^2$  celdas donde cada una contiene el número de interacciones que se han producido en la coordenada  $(x, y)$ . [14]. La Figura 2 ofrece un esquema del proceso de detección de un fotón gamma.



**Figura 2** Cámara y sistema procesador de datos. a) colimador; b) cristal de centelleo; c) tubos fotomultiplicadores; d) red de capacitores; e) computadora analógica; f) analizador de altura de pulso; g) osciloscopio de pantalla persistente; h) convertidor análogo-digital.

Así, queda conformada una matriz cuadrada de  $n$  elementos de imagen, donde, en cada uno, la información contenida se corresponde con el número de conteos detectados en la porción del campo visual de la cámara (Plano  $x$ ,  $y$  imagen), correspondiente al elemento de volumen enfocado [15].

La suma de estructuras de distintos planos, se traduce en la suma de intensidades que son de difícil separación visual para extraer información cuantitativa. O sea, la principal desventaja de este tipo de imágenes, radica en que no es posible eliminar la interferencia de planos adyacentes o vecinos, lo que dificulta la ubicación correcta de una acumulación del radiofármaco que se juzgue inusual o patológica.

### 1.3 Características de las imágenes planares

Las imágenes planares de una cámara gamma, son altamente utilizadas por su rápida adquisición y ahorro de procesamiento adicional, comparados con otras técnicas como la tomografía computarizada por emisión de fotón único (SPECT) y la tomografía por emisión de positrones (PET)<sup>1</sup>. Los estudios planares constituyen el grueso de los realizados en MN en todo el mundo. Entre estas, las cardiovasculares (22 %) realizadas con Tl-201 y Tc-99m que marcan al pyrofosfato, las óseas 15 % con Tc-99m que marcan al MDP, y las renales (13 %) con Tc-99m que marcan al DMSA y al MAG-3, son las más frecuentes [16].

Desde el punto de vista espectral, las imágenes planares de Medicina Nuclear están formadas por tres grupos de frecuencias (bajas, medias y altas), las que varían su importancia relativa de unas a otras [4]. Además imágenes tienen como característica el estar conformadas por la superposición del órgano o zona de interés diagnóstica y el ruido estadístico de forma correlacionada.

El espectro de cada imagen dependerá del número de cuentas, o sea, de la distribución de actividad radionuclídica [4,6]. Al aumentar el número de cuentas, la importancia relativa de las amplitudes de las frecuencias altas respecto a las bajas disminuye. Dicho de otro modo,

---

<sup>1</sup> Técnicas en medicina nuclear. Adquisición, procesamiento y presentación de imágenes planares. Dr Raul Cabrejas. Centro de Medicina Nuclear - Hospital de Clínicas "José de Sn Martín". Argentina

a mayor número de cuentas, el nivel de ruido tiene menor influencia; lo que permite que afloren frecuencias, que de otro modo, no se distinguirían del ruido.

El ruido que caracteriza fundamentalmente estas imágenes, es ruido aleatorio, debido a la naturaleza probabilística del proceso de decaimiento radiactivo del radiofármaco en el cuerpo del paciente y la forma igualmente aleatoria en que este se detecta en la cámara gamma, sujeto a variaciones estadísticas [17] y concentrando mayormente en las bandas de alta frecuencia.

En MN el número de fotones ( $N$ ) que arriban al píxel de la imagen, procedentes de eventos de desintegración radiactiva en el cuerpo del paciente, fluctúa fortuitamente en el espacio y el tiempo siguiendo una distribución de Poisson, de modo que:

$$N = \bar{N} \pm k\sqrt{\bar{N}} \quad (4)$$

Donde  $k$  representa el número de desviaciones típicas consideradas en el análisis y  $k\sqrt{\bar{N}}$ , es la diferencia entre el número de fotones en un elemento de imagen y los elementos vecinos. De la práctica, se ha comprobado que  $k$  debe ser, al menos, mayor o igual a cuatro para que la lesión sea detectable; por eso, se convierte en el mejor indicador de la relación Señal/Ruido planar.

El ruido de Poisson en MN puede ser modelado a través de su función de distribución como sigue: [18]

$$P(z_i | y_i) = \frac{y_i^{z_i} \times e^{-y_i}}{z_i!} \quad (5)$$

- $z_i$ : 1, 2, ...,  $n$ ; variable aleatoria de Poisson.
- $y_i \geq 0$  :media del valor estimado de intensidad en cada píxel de la imagen.

#### 1.4 Calidad de la imagen en Medicina Nuclear

La calidad de la imagen médica digital en MN, se analiza en función de varios parámetros físicos. Estos son:

- Resolución espacial del sistema de detección
- Contraste imagen.
- Presencia de artefactos.
- Distorsión.
- Ruido.

Estos aspectos no deben ser tratados como independientes; pues, frecuentemente, cuando se obtiene una mejoría en algunos de ellos, los demás se ven comprometidos [2].

Las formas de medir esta calidad responden, como en otras técnicas de imagen, a métodos objetivos, caracterizados por métricas que describen uno o varios de los parámetros anteriores [2]; o por técnicas subjetivas, que involucran la percepción de observadores [9]. Sin embargo, estos métodos han estado mucho más centrados por la posición académica a través de publicaciones científicas [19]. En la práctica de rutina hospitalaria, la calidad de la imagen se mide en base a pruebas de control de calidad que evalúan los parámetros anteriores [20], realizadas con maniqués.

#### 1.4.1 Resolución espacial

La resolución espacial se refiere a la nitidez o detalles visibles de la imagen y se define como la distancia mínima a la que pueden estar dos puntos para que sean detectados como separados [6]. Es este uno de los parámetros más críticos en las imágenes de MN. Generalmente se usan matrices cuadradas de 64x64, 128x128, y menos frecuentemente, de 256x256 [2].

El teorema del muestreo [4] establece que el tamaño del píxel debe ser:

$$d \leq 1/(2v_{max}) \quad (6)$$

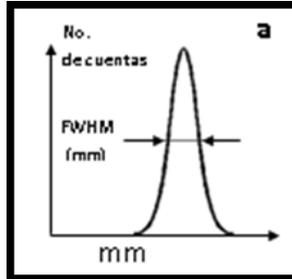
Donde  $v_{max}$  es la frecuencia máxima representada en la imagen.

En MN la resolución espacial es función del ancho a la mitad de la altura del perfil de actividad de la función de dispersión lineal [2]. La figura 3 muestra un perfil de actividad correspondiente a una fuente lineal.

El tamaño del píxel se determina de forma práctica como:

$$d = FWHM/3 \quad (7)$$

Donde *FWHM* significa (*Full Width at Half Maximun*). Ancho a la mitad de la altura.



**Figura 3** Perfil de actividad de una fuente lineal, adquirido con una cámara gamma.

En presencia de ruido, el píxel debe de ser lo mayor posible con la finalidad de reducirlo. Esto provocó que los equipos comerciales más comunes, con la tecnología de los años 80 y 90, permitieran valores de FWHM alrededor de los 21 mm, lo que implicaba tamaños de píxel de 7 mm. Tal hecho condiciona el uso de matrices de 64 x 64 píxeles para campos de visión de 40 cm, con píxel de 6 mm, utilizadas fundamentalmente para tomografía (SPECT); ya que, al tener necesidad de girar el detector alrededor del paciente, no es posible conseguir mejor resolución espacial que esta. O se utilizan matrices de 128 x 128 con píxel de alrededor de los 4 mm para gammagrafía planar; puesto que esta técnica permite acercar más el detector al paciente. En cualquier caso, se aprecia que la MN con las cámaras gamma tradicionales, es una técnica poco resolutive en comparación con otras tecnologías de imagen [12].

La resolución espacial se degrada considerablemente con la distancia paciente-detector. Por semejante razón, en la práctica, las mejores cámaras de estas generaciones, tenían una resolución espacial práctica de 9 mm, lo cual determina el tamaño de la menor lesión o estructura a monitorizar. La situación empeora aún más en presencia de ruido (donde las lesiones pequeñas se pierden) o ante lesiones de bajo contraste (en que se imposibilita la detección correcta de bordes).

Estas deficiencias fueron, en parte, superadas a fines de los 90: primero con las cámaras de coincidencia; y luego, con la aparición de la tomografía por emisión de positrones (PET) [2], que ha generalizado su distribución comercial en el siglo XXI.

### 1.4.2 Contraste imagen

El contraste imagen se define como la diferencia de intensidades en distintas zonas de una imagen. La radiación del objeto de interés (un órgano, una lesión, etc.) debe ser mayor o menor que la del área de fondo que lo rodea; lo cual se corresponde con la diferencia de actividad radionuclídica contenida en ambas regiones. Según esto, el contraste puede especificarse como la razón de cambio en el conteo de una determinada región con relación al nivel de señal en los alrededores [4].

Mientras mayor sea la diferencia entre la densidad de conteos en un espacio con respecto al fondo, mayor será el contraste y por lo tanto será más fácil distinguir la lesión. Sin embargo, en MN, el ruido está relacionado con la densidad de conteos en esta, lo que complica la relación, pues la óptima sería el valor mínimo a partir del cual la calidad de la imagen no mejora apreciablemente desde el punto de vista del diagnóstico. Este valor mínimo debe garantizar que, cualquier cambio detectado desde el punto de vista del contraste, sea resultado de una lesión y no de una fluctuación aleatoria del fondo (ruido) [15].

### 1.4.3 Artefactos

Los artefactos son todos los elementos introducidos en la imagen durante su captura, digitalización o cualquier otro proceso que se lleve a cabo, que no pertenezcan al objeto original monitorizado. Aparecen como degradaciones perceptibles de la imagen. Su origen puede estar en el hardware, como la línea de 60 Hz o en movimientos involuntarios del propio paciente: la respiración, el palpar del corazón, etc. Los más comunes en MN son los artefactos de borde. [21]

### 1.4.4 Distorsión

La distorsión de la imagen se describe a través de la linealidad espacial. La misma expresa el grado de distorsión espacial introducida por el instrumento en la posición de incidencia de los fotones que alcanzan el detector, caracterizando el grado de linealidad- absoluta (LA), diferencial (LD)- en la imagen de la fuente.

La LA representa el desplazamiento espacial máximo (en milímetros) con respecto a una línea recta, observado en la imagen de una fuente lineal.

La LD expresa la variabilidad de la linealidad. Para calcular la LD, se necesita la imagen de, al menos dos, fuentes lineales paralelas separadas a una distancia conocida, para las cuales se determina la separación entre los dos picos de todas las posibles FDP de ambas fuentes. La LD se define como la desviación típica (expresada en milímetros) de esta separación.

#### **1.4.5 Ruido**

Puede demostrarse que el ruido aleatorio en MN se define como la raíz cuadrada del número de fotones que se utilizan para formar la imagen en cada punto de esta ( $\sqrt{N}$ ).

Esto indica, que el ruido aleatorio depende de la actividad radionuclídica administrada al paciente. También implica que, al aumentar este, se produce un decremento en el contraste de la imagen. Incluso, cuando el tamaño de la lesión es grande con respecto al límite impuesto por la resolución espacial, el ruido puede implicar que sea indetectable.

El ruido también depende del tamaño de la matriz de adquisición que, a su vez, determina el tamaño del píxel. Matrices más grandes contienen más estadística de cuentas en sus píxeles y, por tanto, menos ruido. En MN planar, el tamaño característico de la matriz de adquisición es 128 x 128, y el nivel de ruido ronda los 22 dB [12].

### **1.5 Factores que comprometen la calidad de la imagen**

Los factores que inciden sobre la calidad de la imagen pueden resumirse en tres grupos, según sus características fundamentales [2]:

- Físicos.
- Técnicos.
- Humanos.

### **1.5.1 Factores Físicos**

Dentro de los factores físicos más importantes, se enmarcan los relacionados con la atenuación y la radiación dispersa.

#### **1.5.1.1 Atenuación.**

La atenuación de la radiación, ya sea en el cuerpo del paciente o en parte del equipamiento de adquisición, es un parámetro crítico que afecta la exactitud de los resultados la cual depende de la energía del fotón gamma emitido desde el cuerpo del paciente, del tejido que rodea la zona de interés y de la geometría de detección [2], o sea, de la cantidad o distribución del tejido que se encuentre interpuesto entre la fuente y el detector. Los métodos usuales de corrección de atenuación en MN son el método de Chang [22], que atribuye un factor de corrección de atenuación uniforme a toda la imagen; y el método de la fuente de gadolinio, que construye un mapa de transmisión para realizar una corrección de atenuación específica para cada píxel de la imagen [4]. Sin embargo, no se utilizan en gammagrafía planar puesto que implican aumentar los tiempos de estudio, sin que los resultados sean verdaderamente significativos en cuanto a mejoría de calidad de imagen en esta técnica, por lo que se circunscriben a SPECT y PET [12].

#### **1.5.1.2 Radiación dispersa**

La radiación dispersa es otro de los factores que incide a favor de que la imagen no logre tener la percepción visual requerida y aparezca por el efecto Compton[2,4], que tiene lugar en el interior del paciente y dispersa los fotones emitidos hacia el detector en direcciones que no son las directas desde donde se produce el evento de desintegración radiactiva en el cuerpo del paciente; por lo que los fotones crean emborronamiento y disminuyen el contraste imagen [13] al ser detectados en el cristal de centelleo en posiciones que no se corresponden con el sitio de ocurrencia del evento en el cuerpo del paciente.

Los efectos de la radiación dispersa, tienen menos influencia en la calidad de la imagen que los asociados a la atenuación [4]; pero su frecuencia de ocurrencia puede ser alta. Las secuelas de este fenómeno son: disminución del contraste de la imagen, cuando se trata de distribuciones hipocaptantes de actividad radionuclídica; y un efecto de borronado de los

bordes, cuando son distribuciones calientes hipercaptantes de actividad [2]. Usualmente se corrige en SPECT y PET por métodos de sustracción de cuentas en la zona Compton del espectro [4]; pero no se desarrollan en gammagrafía planar por la misma razón de la corrección de atenuación.

## **1.5.2 Factores técnicos**

Dentro de los factores técnicos, están aquellos vinculados con las limitaciones del equipo, como son: el efecto del volumen parcial; la resolución espacial, temporal y energética del sistema; así como la uniformidad del sistema de detección [15].

### **1.5.2.1 Efecto de volumen parcial**

Teóricamente, la intensidad de cada píxel de la imagen, debe ser proporcional a la cantidad de radiactividad en el volumen de tejido correspondiente. Sin embargo, en la práctica pueden ocurrir errores al asignar dicho valor de intensidad cuando se estudian lesiones pequeñas.

Una cámara gamma tiene una característica de resolución volumétrica determinada por la combinación de resolución en el plano X-Y y la resolución en el plano axial (Z). Este volumen tiene una forma aproximadamente cilíndrica. Sus dimensiones están determinadas por una altura en el plano axial.

Si la lesión a estudiar es mayor que la resolución volumétrica, la imagen obtenida refleja correctamente la cantidad y concentración del radiofármaco; pero, en el caso en que las dimensiones del objeto sean menores, aparece cierta degradación de la imagen. Este fenómeno es conocido como volumen parcial.

### **1.5.2.2 Resolución energética y temporal**

La resolución energética es otro de los factores a tener en cuenta para garantizar una buena calidad de la imagen médica digital; y está asociada a la propiedad que tiene el sistema, de separar o distinguir entre dos fotones de energías diferentes, en particular, entre la radiación

primaria y la dispersa. Se cuantifica convencionalmente de acuerdo con la siguiente ecuación:

$$R_g(\%) = \left( \frac{FWHM}{E} \right) \times 100\% \quad (8)$$

*FWHM*: es la amplitud total a la mitad de la altura máxima del fotopico (expresada en unidades de energía).

*E*: es la energía de la radiación gamma del isótopo.

De igual forma, la resolución en el tiempo está relacionada con la demora de adquisición de las imágenes. Cuando una partícula llega al detector, produce allí una señal física que permanece determinado tiempo de ocupación, el cual, en general, es del orden de algunos nanosegundos. Si se ha producido un suceso carente de interés en un tiempo anterior inferior al tiempo de ocupación, cuando registramos otro evento interesante, los dos impulsos eléctricos generados en el detector, pueden superponerse; y el impulso eléctrico digitalizado será la suma de los impulsos debidos al suceso deseado y al inmediatamente anterior. Este fenómeno indeseable –apilamiento (*pile up*) [23]- tiene, como consecuencia, que los valores de las señales medidas sean mayores que las reales.

### 1.5.3 Factores humanos

Dentro de los factores humanos, se tienen en cuenta los movimientos del paciente, que pueden ser voluntarios o involuntarios (respiración, movimiento del músculo cardíaco); pero que afectan la resolución espacial. Las tecnologías más modernas traen *software* adecuado para corregir estos problemas [24].

Teóricamente, existen algunos parámetros de adquisición y manipulación del equipo que mejoran la imagen obtenida. Entre estos parámetros se pueden citar los siguientes:

- Aumento de la dosis del radiofármaco (reduce el ruido y mejora el contraste imagen).
- Extensión del tiempo de adquisición (disminuye el ruido).
- Disminución de la distancia entre el colimador y el paciente (Mejora la resolución espacial) [6].

## 1.6 Métodos utilizados en la Medicina Nuclear para la reducción de ruido

Los factores físicos, técnicos y humanos anteriormente descritos, unidos a la naturaleza propia de las imágenes de MN, favorecen que estas se caractericen por tener baja resolución espacial y ser ruidosas. Su calidad visual dista mucho de ser la ideal; de ahí, que se hayan desarrollado filtros y procedimientos, tanto en el dominio espacial como en el de la frecuencia, que intenten mejorar su percepción.

Los filtros pueden clasificarse, principalmente, por el tipo de efecto que producen. Se destacan los de suavizado y de restauración.

### 1.6.1 Filtros de suavizado

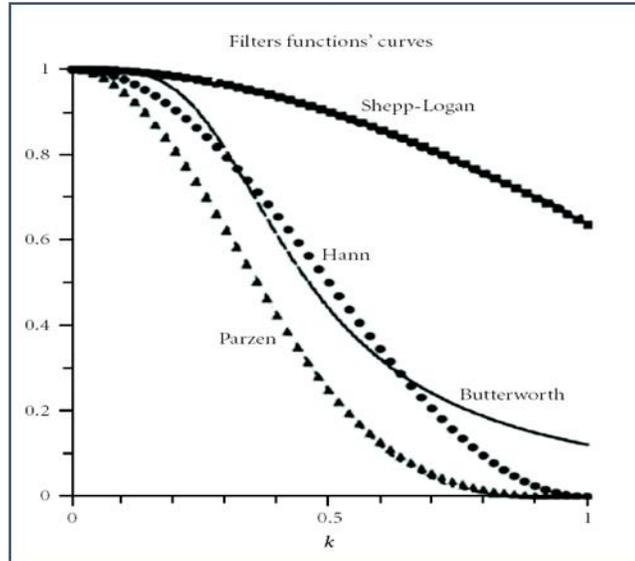
Los filtros de suavizado están diseñados para reducir las amplitudes en la zona de las frecuencias altas. Esto es útil para eliminar el ruido aleatorio, que se origina en un submuestreo (baja estadística, escaso tiempo de adquisición, dosis insuficiente) o en una transmisión ruidosa de la información (ruido electrónico, ruido introducido por los convertidores análogo-digital, etc.) [6].

El costo principal de este proceder, radica en la posibilidad de perder información de los detalles. El filtro puede no discriminar el ruido aleatorio de lo que puede ser el borde entre dos regiones de diferente actividad; de ahí, el nombre de suavizado, ya que además de reducir el ruido, disminuye la definición de todos los contornos.

Ejemplos clásicos de estos filtros, son los de promedio y los de mediana [2, 4], los cuales, eliminan los píxeles de mayor y menor actividad que pueden ser atribuidos a ruido aleatorio. En el caso de la mediana, no se suavizan tanto los bordes entre regiones u otros detalles dentro del órgano.

Existe una amplia variedad de filtros en el dominio de las frecuencias disponibles en *software* de MN (*Butterworth, Hann, Hamming, Hanning, Shepp-Logan, Parzen, Gaussiano*, etc). Todos estos son de suavizado, que pueden ser combinados con el filtro rampa (filtro que elimina los artefactos de estrella originados durante la reconstrucción de los SPECT al multiplicar cada frecuencia por un factor de corrección proporcional a esta) o, en la mayoría de los casos, también pueden ser aplicados por separado. En general, es

posible seleccionar parámetros que modifican la forma de estos filtros; de modo que el resultado final dependerá no solo del tipo elegido, sino también de sus parámetros. [26]. La figura 4 muestra ejemplos de estos filtros.



**Figura 4** Ejemplos de filtros en el dominio de las frecuencias para imágenes de MN

### 1.6.2 Filtros de restauración

La finalidad de los filtros de restauración consiste en compensar o revertir, dentro de lo posible, la degradación que el detector produce sobre la imagen [6]. Para esto, se hace uso de la función de dispersión puntual (FDP), la cual caracteriza la magnitud de la degradación impuesta por el detector. Como se dijo anteriormente la resolución espacial de una cámara gamma es limitada; por lo que la imagen de un punto, no es puntual, sino una mancha aproximadamente circular, que se define como FDP.

$$g(x, y) = S[\delta(x_1, y_1)] = h(x - x_1, y - y_1) \quad (9)$$

$g(x, y)$ : es la función imagen.

$S$ : se define la relación entre el objeto y la imagen.

$\delta(x_1, y_1)$  : representa un impulso en la posición  $(x_1, y_1)$ .

$h(x - x_1, y - y_1)$ : es la FDP.

Para el caso general en que el objeto de estudio no sea un punto.

$$g(x, y) = \iint_{-\infty}^{\infty} f(x_1, y_1) \times h(x - x_1, y - y_1) dx_1 dy_1 \quad (10)$$

Esta operación es equivalente a la multiplicación en el dominio de las frecuencias; por lo que es común hablar de la función de transferencia óptica (FTO), que no es más que la transformada de Fourier de la FDP. El módulo de la FTO se conoce como función de transferencia de modulación (MTF).

$$H(u, v) = \iint_{-\infty}^{\infty} h(x_1, y_1) \times \exp[-2\pi i(ux + vy)] dx dy \quad (11)$$

$H(u, v)$ : representa la FTO y su módulo es conocido como MTF.

La solución aparente podría ser la aplicación de un filtro que sea el recíproco del emborronamiento que sufre la imagen, es decir, el inverso de la MTF (1/MTF), pero la MTF toma valores muy cercanos a cero, lo que hace que, a partir de ciertas frecuencias, crezca desmesuradamente. La solución establecida consiste en modificar la función 1/MTF para que tenga un término de suavizado [25].

El filtro de restauración más extendido y flexible en MN es el de Metz [6], cuya expresión general es:

$$H(v) = \frac{1}{MTF(v)} \{1 - [1 - MTF(v)^2]^x\} \quad (12)$$

$MTF$ : respuesta de frecuencia del equipo.

$X$ : regula el balance entre la restauración y el suavizado.

### 1.6.3 Filtros de detección de bordes

Una de las operaciones necesarias en imágenes clínicas es identificar bordes; de ahí, que se empleen filtros que realcen los bordes de órganos y lesiones.

Ejemplo de estos son los de Gradiente y el Laplaciano o de segunda derivada<sup>2</sup>. De manera general, ellos resaltan la diferencia de brillo entre píxeles adyacentes; así, la imagen resultante tendrá valores altos en aquellas zonas donde haya diferencia de actividad y valores bajos en zonas donde los niveles de gris sean relativamente escasos.

A pesar de que los filtros implementados no se caracterizan por su complejidad, las imágenes que se obtienen presentan cierta mejoría; pero, en la práctica, solamente se aplican sobre cortes tomográficos y no, sobre imágenes planares, debido a que como en estas la señal útil y el ruido están superpuestos, existe peligro de eliminar parte de la primera al tratar de atenuar la segunda [9, 2, 4, 6] mediante el filtrado convencional descrito.

### 1.7 La Transformada Wavelet

El campo del procesamiento digital de imágenes es muy extenso y tiene múltiples herramientas, cuyos propósitos esenciales son disminuir el ruido y mejorar la percepción visual de las imágenes. En 1939 apareció la transformada Wavelet, la cual es capaz de realizar un filtrado selectivo de frecuencias y evitar o atenuar en parte muchos de los problemas descritos anteriormente.

La teoría Wavelet tiene su origen alrededor de la década de los 30 del siglo XX, con el trabajo independiente de distintos grupos de investigadores de las más diversas esferas, como la predicción sismológica, el análisis de señales, el cálculo matemático, etc.; todos los cuales se dedicaban a la representación de datos mediante bases de funciones de escala variable.

Su desarrollo se nos presenta como algo más que una simple suma de los resultados obtenidos en cada uno de estos campos de investigación donde surge, y constituye la base de una teoría sólida. La interrelación entre estos distintos campos de investigación, trajo consigo nuevas aplicaciones de la teoría en especialidades como el procesamiento de imágenes, la predicción sismológica, los estudios de turbulencia y la Física teórica. [27][28][29][30][31].

---

<sup>2</sup> **Juárez O.** Análisis de Filtros Laplaciano, Gradiente Sobel, Gradiente Roberts y Suavización de Imágenes para Imágenes en escala de Grises. *IEEE Member student*

La transformada Wavelet (transformada jerárquica o piramidal), proporciona una descomposición no redundante de la señal en términos de desplazamientos y dilataciones de una señal Wavelet, que facilita forma muy adecuada para realizar cualquiera de las tareas para las cuales las transformadas en bloque han sido utilizadas tradicionalmente: compresión de datos, análisis y procesamiento de los mismos (filtros generalizados). Wavelet presenta ciertas ventajas que pueden mejorar la SNR; mientras preserva cierto grado de localización en el dominio del tiempo (o espacio).

La transformada Wavelet es una transformación lineal de la señal según el modelo:

$$\Psi_{(a,b)} = \alpha^{-1/2}((x - b)/\alpha) \quad (13)$$

Estas señales representan versiones desplazadas (índice  $b$ ) y dilatadas (índice  $a$ ) de una función Wavelet dada. La WT de una señal  $f \in H$  (espacio de Hilbert  $H$ ) es parametrizada por los valores de escala ( $a$ ) y de desplazamiento ( $b$ ). Un requerimiento básico es que la transformada sea reversible, es decir, que la señal  $f$  pueda ser reconstruida de los coeficientes Wavelet  $T_w f(a,b)$ :

$$T_w f(a,b) = c_{(a,b)} = \langle f, \Psi_{(a,b)} \rangle \quad (14)$$

Donde  $\langle \cdot, \cdot \rangle$  es el producto asociado con el espacio de Hilbert.

Existe, además, una variación no jerárquica, las *Wavelets Packets* (WP), que constituyen una extensión directa de las transformadas de bloques tradicionales (transformada de Fourier, transformada discreta de Coseno (DCT)). [32]

La distinción entre los diferentes tipos de transformadas Wavelets, depende de la forma en que los parámetros de escala y desplazamiento sean discretizados. La forma más redundante es la transformada Wavelet continua (CWT) en la cual los parámetros  $a$  y  $b$  varían de forma continua. Esta representación ofrece muchas libertades a la hora de realizar el análisis Wavelet. En esencia, la CWT realiza un análisis de correlación; así es que podremos esperar que la salida sea máxima cuando la señal de entrada se asemeje más al modelo de análisis  $\Psi_{(a,b)}$ .

Existen varios tipos de funciones Wavelets. Resaltan las de tipo discontinuo (Wavelet de Haar), las de estructura de Fractal (Coiflet) y las simétricas (Mexican Hat) por solo citar unos ejemplos. Por la importancia de estas funciones y su utilidad práctica para realizar filtrado selectivo de frecuencias, ha sido seleccionada como técnica para aplicar en esta tesis a las imágenes planares de MN.

### **1.8 Conclusiones del capítulo**

Las imágenes planares provenientes de una cámara gamma, sufren muchas afectaciones desde el punto de vista físico, técnico y humano durante el proceso de obtención, lo que se refleja en el deterioro de su percepción visual y de los parámetros de calidad que las caracterizan.

Existen muchos métodos para contrarrestar o mitigar los efectos que degradan la calidad de la imagen; pero estos, generalmente, implican un suavizado de la imagen y, por tanto, deterioran la resolución espacial. De ahí, que exista un criterio generalizado sobre la no aplicación de estos filtros en MN planar, por el peligro que implica eliminar parte de la señal útil al disminuir el nivel de ruido correlacionado.

La transformada Wavelet puede hacer un filtrado selectivo de frecuencias; por lo que constituye la propuesta de este trabajo como reductora del ruido en las imágenes planares de MN.

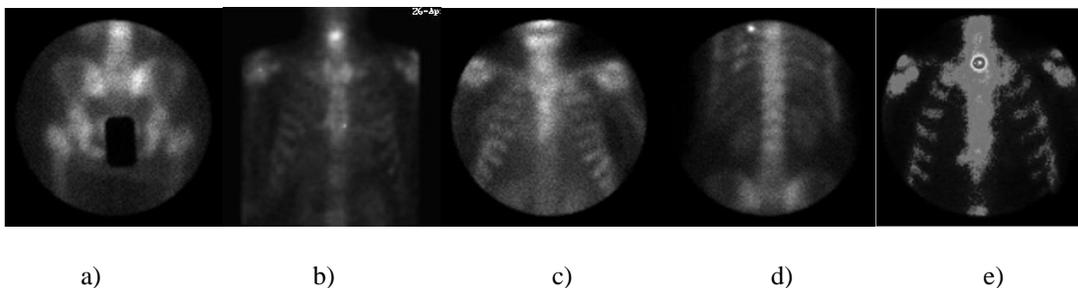
## CAPÍTULO 2. MATERIALES Y MÉTODOS

En este capítulo se describen las imágenes planares de Medicina Nuclear utilizadas en la tesis, así como la transformada Wavelet discreta (WDT) utilizada para diseñar filtros reductores de ruido de Poisson. Se explican, además, las medidas de calidad de imagen objetivas y subjetivas implementadas para evaluar el desempeño de los filtros diseñados y el método estadístico utilizado para la selección final de los mejores filtros.

### 2.1 Imágenes de MN utilizadas en la investigación

Se utilizaron cinco imágenes óseas planares reales, tomadas de bases de datos de dos hospitales del país con dos cámaras gamma diferentes. De estas imágenes, dos son de tórax anterior, una de columna dorso lumbar, una de columna cérvico-dorsal y una de pelvis posterior. Dos, de las imágenes de tórax anterior, la imagen columna dorso lumbar y la pelvis posterior, fueron obtenidas en una cámara digital monocabezal *Sopha*, modelo 1000 circular DCX, francesa, perteneciente al Hospital Universitario Celestino Hernández Robau, de Santa Clara. Se cuenta también con una imagen de tórax anterior de una cámara Siemens de doble cabezal, perteneciente al hospital Hermanos Ameijeiras. Ambas cámaras tomaron las imágenes con las siguientes especificaciones técnicas. Se captan con una dosis de 740 MBq de Metilen-Difosfonato (MDP) marcado con  $^{99m}\text{Tc}$ , con un 98% de eficiencia de marcaje. El fotopico fue centrado en  $\pm 20\%$  alrededor de la energía de 140keV. La matriz de adquisición fue de 128x128 píxeles, con una profundidad de 8bit/píxel. Ambas cámaras mostraron buenos resultados en su control de calidad según el Protocolo NEMA [33].

La figura 5 muestra las imágenes originales utilizadas en la investigación.



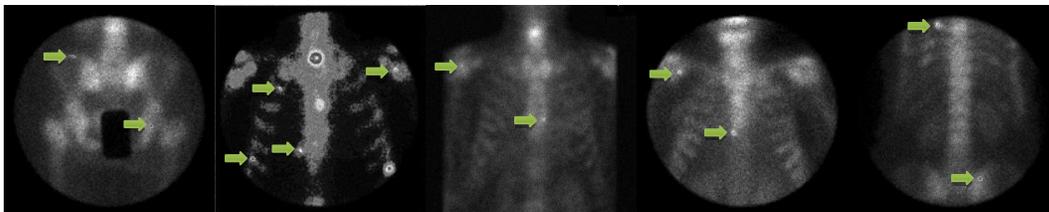
**Figura. 5** Imágenes originales utilizadas, a) pelvis posterior; b) columna cervico-dorsal, c) y e) tórax anterior, d) columna dorso lumbar

## 2.2 Preparación de las imágenes

A las imágenes se les insertan lesiones artificiales que simulan tumores óseos. Estos insertos simulados fueron previamente valorados por un médico especialista en MN, con más de 10 años de experiencia en la especialidad, quien constató que los mismos no se diferenciaban, a simple vista, de lesiones reales que comúnmente se diagnostican a través de estas imágenes. Este procedimiento fue necesario, debido a que estas imágenes traen implícito ruido de Poisson, el cual está correlacionado píxel a píxel con la información útil de la imagen. El nivel de ruido presente estuvo determinado por el tamaño de matriz utilizada (128 x 128 píxeles) y el tamaño de píxel (3 mm), así como la actividad radionuclídica (740 MBq) y eficiencia de marcaje (98 %) utilizadas y era de 22 dB como promedio. Sin embargo, para valorar el desempeño de los filtros diseñados hacía falta tener elementos completamente libres de ruido sobre la imagen. De este modo, las lesiones simuladas están libres de ruido, lo cual garantizará cero ruido de referencia en los sitios de interés.

Posteriormente, estas imágenes con las lesiones ya insertadas fueron contaminadas con una cantidad de ruido que cumple con la estadística de Poisson, modelado según la Ec. 5. En este caso, la cantidad de ruido utilizada para contaminar cada píxel fue proporcional a su intensidad, utilizando la función *imnoise* de *Matlab* 7.8.

La figura 6 muestra las imágenes (con lesiones insertadas) y contaminadas con ruido de Poisson.



**Figura. 6** Imágenes con lesiones simuladas y contaminadas con ruido de Poisson

### 2.3 Transformada Wavelet

La Transformada Wavelet (TW) es una herramienta matemática que posibilita el análisis de señales no estacionarias y transitorias, y que proporcionan información tanto temporal como espectral. Su bondad principal radica en que provee un estudio multi-resolución, lo que la hace muy tentativa para el procesamiento de señales electrocardiográficas, sísmicas, de sonido, de radar, así como también es utilizada para la compresión de imágenes [34].

De manera general la TW descompone una señal en versiones escaladas y desfasadas de una función base: *wavelets*, la cual puede ser representada como sigue a continuación.

$$\psi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \quad (15)$$

$a$ : factor de dilatación o escala.

$b$ : desfasaje

La Transformada Wavelet discreta (WDT), en la cual el factor de escala y la fase varían en potencias de dos, tiene como ventaja su relativa sencillez y su implementación a partir de un banco de filtros paso bajo y paso alto que se complementan entre sí. Así, los datos de entrada son filtrados y a continuación se realiza un proceso denominado *downsampling*, mediante el cual se escogen muestras intercaladas, de manera que la señal resultante contiene la mitad de las muestras de la original.

Para reconstruir la señal original se utiliza la transformada inversa realizando un *upsampling* con lo cual se agregan ceros en las muestras intercaladas y, posteriormente, se filtran las señales utilizando filtros de reconstrucción en cuadratura de espejo [10].

Los coeficientes que se obtienen a la salida del filtro paso bajo, se denominan de Aproximación e incluyen la mayor parte del contenido de la señal, al estar asociados a las bajas frecuencias o escalas grandes. La salida del filtro paso alto se denomina de Detalle y refleja las altas frecuencias, conjuntamente con el ruido que tiene más influencia en este rango del espectro [35].

La TW utiliza dos funciones ortonormales: una función de escala  $\phi(x)$  y otra que describe la forma de onda de la wavelet  $\psi(x)$ . Un análisis en una dimensión (1D) requiere la utilización de ambas, pero un análisis en dos dimensiones (2D) se basa en una función de escala  $\phi(x_1, x_2)$  y tres wavelets, las cuales, suponiendo que son separables, se generan a partir de las siguientes ecuaciones [34].

$$\phi(x, y) = \phi(x)\phi(y) \quad (16)$$

$$\psi^V(x, y) = \phi(x)\psi(y) \quad (17)$$

$$\psi^H(x, y) = \psi(x)\phi(y) \quad (18)$$

$$\psi^D(x, y) = \psi(x)\psi(y) \quad (19)$$

El proceso de descomposición y reconstrucción de imágenes, por medio de la TWD bidimensional es similar al caso de 1D, solo que ahora se obtiene una matriz que contiene cuatro tipos de coeficientes wavelets: Aproximaciones ( $a_i(x, y)$ ), Detalles horizontales ( $d_i^H(x, y)$ ), Detalles verticales ( $d_i^V(x, y)$ ), y Detalles diagonales ( $d_i^D(x, y)$ ) [35].

$$a_i(x, y) = \langle f(x, y)\phi_i(x)\phi_i(y) \rangle \quad (20)$$

$$d_i^H(x, y) = \langle f(x, y)\psi_i^H(x, y) \rangle \quad (21)$$

$$d_i^V(x, y) = \langle f(x, y)\psi_i^V(x, y) \rangle \quad (22)$$

$$d_i^D(x, y) = \langle f(x, y)\psi_i^D(x, y) \rangle \quad (23)$$

El proceso de descomposición es iterativo. Así, cada aproximación puede separarse en otra aproximación y detalles, de manera que varía la resolución espacial [36]. La profundidad de la descomposición está limitada por el tamaño de la imagen y el costo computacional del procesamiento. En este trabajo, luego de ensayos múltiples de prueba y error, se llegó hasta 4 y 5 niveles de descomposición con cada filtro probado.

## 2.4 Algoritmo de filtrado

El método de reducción de ruido en el dominio Wavelet utilizado consiste en eliminar aquellos coeficientes de detalles, que se encuentran por debajo de un límite, al multiplicarlos por un factor de ponderación, asumiendo que dichos coeficientes están dominados, en su mayoría, por la presencia de ruido en la imagen. El valor seleccionado como umbral corresponde a un compromiso entre la cercanía del ajuste y el suavizado, es por ello que depende de las características de la imagen y del ruido con que esté contaminada [3].

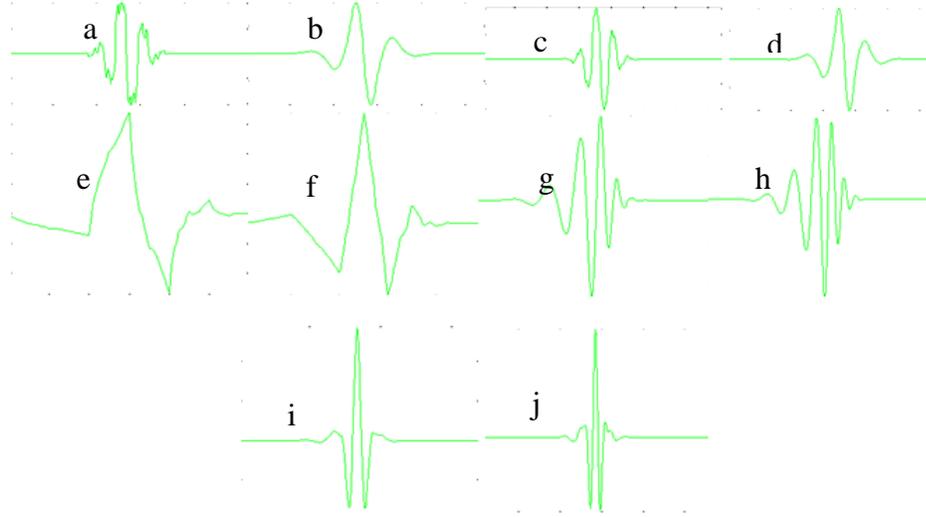
De esta forma, el algoritmo de filtrado implica:

### La descomposición en el dominio Wavelet

El proceso de descomposición conlleva la selección de la wavelet, la cual debe ser capaz de generar un gran número de coeficientes de detalles, y la selección del nivel de descomposición, que debe cumplir con la relación de compromiso existente entre la calidad de la imagen resultante y el costo computacional del procesamiento.

Las *wavelets* manejadas en esta tesis fueron: bior3.5, bior3.7, db2, db3, db8 y db10 representadas en la figura 7.

Las *wavelets* utilizadas para conformar los filtros fueron directamente extraídas del *toolbox* de Matlab 7.8: Wavelet Toolbox.



**Figura 7:** a) bior3.5 (descomposición), b) bior3.5(reconstrucción), c) bior3.7(descomposición), d) bior3.7(reconstrucción), e) db2, f) db3, g) db8, h) db10, i) coif3, j) coif5.

### La modificación de los coeficientes de detalles según una función umbral

Para la selección del umbral óptimo se utilizó el método de Donoho [37] donde

$$s = \frac{\text{median}(|cDD1|)}{0.6745} \quad (24)$$

$cDD1$ : coeficientes de detalle diagonal de la primera descomposición.

$n$ : número de píxeles de la imagen.

$s$ : estimado del nivel de ruido presente en la imagen.

La justificación para seleccionar lo anterior es que el ruido presente en estas imágenes es de *Poisson*, en cuya distribución su estimación es igual a la raíz cuadrada de la media de la distribución. Cuando la media es alta, hay plena coincidencia entre la media y la mediana de la distribución, por lo que la estimación que hace este umbral es perfecta, y cuando no es así, no se introduce un error muy alto al asumir  $s$  a partir de la mediana estadística [37], del arreglo formado por el valor absoluto de los coeficientes de detalles diagonales del primer nivel de descomposición ( $cDD1$ ) [38].

$$th = s\sqrt{2 \log(n)} \quad (25)$$

Se utilizó en este caso un umbral suave [39], el cual hace cero los coeficientes cuyos valores absolutos sean menores que el límite ( $th$ ) y que asumimos como ruido, y se achica el resto, produciendo un efecto de suavizado sobre los detalles finos que contiene la imagen y evitando así las discontinuidades.

$$C_{a,b} = \begin{cases} \text{sign}(C_{a,b})(|C_{a,b}| - th) & |C_{a,b}| > th \\ 0 & |C_{a,b}| \leq th \end{cases} \quad (26)$$

La tabla 1 muestra las características de los filtros diseñados.

**Tabla I:** Filtros Wavelet

<b>Filtro</b>	<b>Wavelet</b>	<b>Niveles de descomposicion</b>
1	<i>bior3.5</i>	4
2	<i>bior3.5</i>	5
3	<i>bior3.7</i>	4
4	<i>db10</i>	4
5	<i>coif3</i>	4
6	<i>coif3</i>	5
7	<i>coif5</i>	4
8	<i>db8</i>	4
9	<i>db3</i>	4
10	<i>db2</i>	4

## 2.5 Evaluación de la calidad de imagen

### 2.5.1 Medidas objetivas de calidad de imagen utilizadas

Las medidas objetivas utilizadas en esta investigación para evaluar la calidad de las imágenes originales, contaminadas y filtradas fueron: la relación señal a ruido (SNR), el error medio cuadrático normalizado (NMSE) y la relación contraste a ruido (CNR), las cuales se calcularon como sigue:

- Error cuadrático medio normalizado:

$$NMSE = \frac{\sum_i^M \sum_j^N ((X(i,j) - Y(i,j)))^2}{\sum_i^M \sum_j^N (X(i,j))^2} \quad (27)$$

X: representa la imagen ruidosa.

Y: representa la imagen filtrada.

- Relación señal a ruido:

$$SNR = 10 \log_{10} \left( \frac{1}{NMSE} \right) \quad (28)$$

- Relación Contraste a Ruido (univariada).

$$CNR = \frac{(i_1 - i_2)}{\sigma_i} \quad (29)$$

Se define como el incremento en la magnitud calculada sobre las imágenes donde  $i_1$  y  $i_2$  son los valores de intensidad promedio en la región de interés (lesión)  $i_1$  y la región de fondo  $i_2$ ,  $\sigma_i$  es la desviación típica del ruido en la imagen.

Estas medidas fueron calculadas en ventanas de 4x4 píxeles ubicadas sobre cada una de las lesiones insertadas en las imágenes contaminadas con ruido y luego en las mismas filtradas para todos los filtros diseñados. Se utilizó el *Matlab 7.8* para desarrollar el cálculo a partir de las imágenes.

Con la utilización del programa IBM SPSS *Statistics 20* se implementaron pruebas no paramétricas de *Friedman* y *Wilcoxon* para comparar estadísticamente el desempeño de los filtros y seleccionar el que proporcionaba la mejor calidad de imagen desde el punto de vista objetivo.

### 2.5.2 Medida subjetiva de calidad de imagen utilizada (Análisis JAFROC)

Para realizar el análisis subjetivo se realizó un análisis JAFROC [3] por 3 observadores expertos con más de 10 años de experiencia en imágenes de MN. En este tipo de análisis se intenta resumir toda la información ofrecida por el observador en un solo valor o medida, denominado  $A_1$ . Esta cantidad se conoce con el nombre de figura de mérito y es equivalente al área bajo la curva en los métodos ROC [19].

En este análisis se implementa una tarea de libre respuesta con observadores, en la cual ellos deben describir si observan o no una o varias lesiones por imagen y localizan dónde estas se encuentran, de un modo similar a como diagnostican en la rutina hospitalaria. En este caso cada lesión recibe un puntaje que va desde 0 (cuando no hay detección ni localización) a 5, cuando ambos aspectos son perfectos.

El primer paso para calcular la medida es clasificar los pares detección- puntaje como Verdadero positivo VP y Falso positivo FP. Para esto se establece por el experimentador un radio de aceptación a partir del cual se considera que la lesión está correctamente localizada o no. Las marcas que estén dentro de dicho radio se considerarán VP y el resto se clasificarán como FP. La selección del radio de aceptación tiene un fuerte impacto en el resultado final, por lo que se debe definir previamente a partir del criterio de médicos y especialistas en el tema.

Este método recompensa al observador por buenas decisiones y lo penaliza cuando localiza regiones erróneas dentro de la imagen.

La figura de mérito se calcula como:

$$A_1 = \frac{1}{(N_N + N_A)N_L} \sum_{i=1}^{N_N+N_A} \sum_{j=1}^{N_L} \psi(X_i, Y_j)$$

$$\psi(X, Y) = \begin{cases} 1 & \text{if } Y > X \\ 0.5 & \text{if } Y = X \\ 0 & \text{if } Y < X \end{cases} \quad (30)$$

$N_N$ : número de imágenes normales o sanas.

$N_A$ : número de imágenes anormales.

$N_L$ : número total de lesiones.

$Y$ : puntaje dado a la  $j$ -ésima lesión.

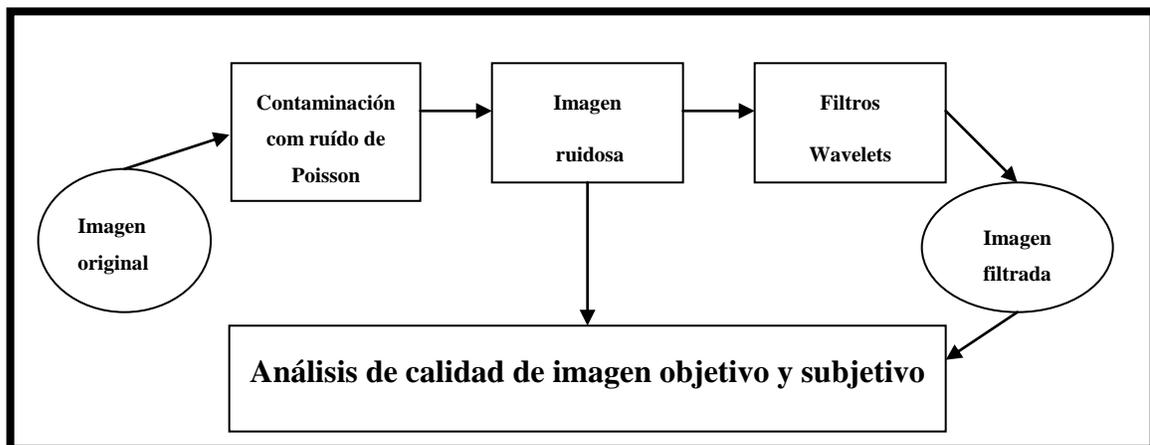
$X$ : mayor puntaje dado a un FP (para cada imagen).

En el experimento realizado, tres observadores, de forma independiente, realizaron la visualización de una de las imágenes contaminadas y luego filtrada con todos los filtros diseñados, y en un tiempo ilimitado. Todas las observaciones se realizaron utilizando el monitor habitual de uso médico del hospital Celestino Hernández (Resolución espacial de 600x800 píxeles y 32bpp) en un local de 500 lúmenes/m<sup>2</sup> de iluminación, sentados a 50 cm del monitor.

Se realizó un análisis de variabilidad inter-observador a través de la relación propuestas por Bland y Altman. [40]

$$A_{\text{intra}} = 100 - \frac{|X_{1ro} - X_{2do}|}{(X_{1ro} + X_{2do}) / 2} [\%] \quad (31)$$

Donde  $X_{1ro}$  y  $X_{2do}$  son las observaciones obtenidas en un mismo estudio por dos observadores diferentes. Se reporta el valor  $A_{\text{intra}}$  entre los 3 observadores. La Figura 8 describe el resumen del experimento.



**Figura 8** Diseño del experimento

Con la utilización del programa IBM SPSS Statistics 20 se implementaron pruebas no paramétricas de *Friedman* y *Wilcoxon* para comparar estadísticamente el desempeño de los

filtros desde el punto de vista subjetivo y seleccionar el que proporcionaba la mejor calidad de imagen desde ese punto de vista.

### CAPÍTULO 3. Análisis de la calidad del algoritmo de reducción de ruido

En este capítulo, se evalúa el resultado de aplicación de varios filtros Wavelet implementados utilizando varios parámetros de calidad objetivos y subjetivos. Se presentan y discuten resultados.

#### 3.1 Resultados de las medidas objetivas

El anexo 1 muestra el resultado de las medidas objetivas calculadas sobre las imágenes sin filtrar y filtradas con todos los filtros probados en esta tesis y en la tabla II se resumen los resultados de los 6 mejores.

**Tabla II:** Resultados de las medidas objetivas

I	Medidas	Orig + ruido	Filt1	Filt2	Filt3	Filt5	Filt6	Filt10
1	SNRb(dB)	0	25.98	28.98	38.25	28.46	24.43	32.92
	CNR	33.72	37.38	36.62	35.82	36.75	39.29	35.77
	NMSE	0	1.72E-06	8.68E-07	1.04E-07	9.77E-07	2.35E-06	3.48E-07
2	SNRb(dB)	0	23.08	25.43	32.28	25.06	19.70	27.57
	CNR	60.20	68.65	64.81	69.55	65.44	80.22	67.97
	NMSE	0	1.03E-06	6.11E-07	1.29E-07	6.63E-07	2.08E-06	3.64E-07
3	SNRb(dB)	0	26.43	29.43	38.64	28.93	27.48	33.19
	CNR	62.53	72.54	69.41	70.93	69.89	73.80	69.09
	NMSE	0	1.50E-06	7.63E-07	9.31E-08	8.55E-07	1.16E-06	3.21E-07
4	SNRb(dB)	0	28.33	31.59	41.61	31.06	29.54	36.07
	CNR	53.88	58.46	56.19	60.37	56.49	59.07	56.01
	NMSE	0	7.63E-07	3.62E-07	3.63E-08	4.09E-07	5.64E-07	1.28E-07
5	SNRb(dB)	0	25.11	28.13	37.36	27.60	26.23	31.94
	CNR	57.51	60.31	59.48	64.03	59.61	60.49	60.00
	NMSE	0	1.16E-06	5.86E-07	7.07E-08	6.61E-07	8.92E-07	2.44E-07



**Tabla V:** Comportamiento del NMSE según *Wilcoxon*

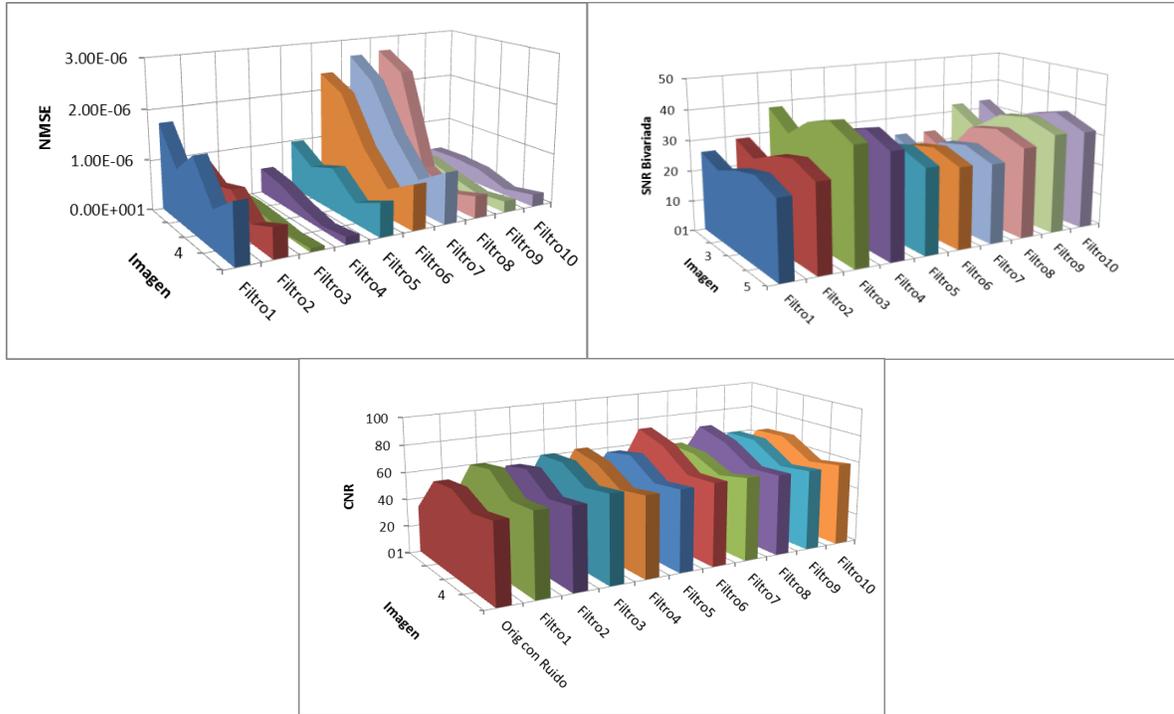
Filtros	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
<b>Filtro 1</b>	-	0.043	0.043	0.043	0.043	0.686	0.686	0.686	0.043	0.043
<b>Filtro 2</b>	-	-	0.043	0.043	0.043	0.043	0.043	0.686	0.043	0.043
<b>Filtro 3</b>	-	-	-	0.043	0.043	0.043	0.043	0.043	0.043	0.043
<b>Filtro 4</b>	-	-	-	-	0.043	0.043	0.043	0.043	0.500	0.893
<b>Filtro 5</b>	-	-	-	-	-	0.043	0.043	0.686	0.043	0.043
<b>Filtro 6</b>	-	-	-	-	-	-	0.043	0.416	0.043	0.043
<b>Filtro 7</b>	-	-	-	-	-	-	-	0.225	0.043	0.043
<b>Filtro 8</b>	-	-	-	-	-	-	-	-	0.043	0.043
<b>Filtro 9</b>	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.686
<b>Filtro 10</b>	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-

**Tabla VI:** Comportamiento de la CNR entre los filtros

Filtros	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
<b>Filtro 1</b>	-	0.043	0.500	0.138	0.043	0.043	0.225	0.686	0.080	0.043
<b>Filtro 2</b>	-	-	0.080	0.500	0.043	0.043	0.893	0.080	0.500	0.893
<b>Filtro 3</b>	-	-	-	0.138	0.080	0.500	0.138	0.893	0.043	0.043
<b>Filtro 4</b>	-	-	-	-	0.500	0.043	0.893	0.080	0.500	0.500
<b>Filtro 5</b>	-	-	-	-	-	0.043	0.893	0.138	0.500	0.686
<b>Filtro 6</b>	-	-	-	-	-	-	0.225	0.080	0.043	0.043
<b>Filtro 7</b>	-	-	-	-	-	-	-	0.138	0.686	0.686
<b>Filtro 8</b>	-	-	-	-	-	-	-	-	0.043	0.080
<b>Filtro 9</b>	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.500
<b>Filtro 10</b>	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-

Los valores por debajo de 0.05 muestran concretamente entre qué filtros existen diferencias significativas en cuanto a su desempeño para la tarea propuesta [42]

La figura 9, muestra los resultados de la acción de todos los filtros sobre las imágenes, y permite apreciar que las mejores se obtuvieron a partir de los filtros **3**, **2** y **10**, decisión que se toma a partir de la evaluación de los resultados del rango promedio de la prueba de *Friedman* y el posterior análisis de sumas rangos de *Wilcoxon* mostrada en las tablas anteriores.



**Figura 9:** Resultados de los cálculos de las métricas objetivas de calidad de imagen

### 3.2 Experimento perceptual JAFROC

Los resultados de la figura de mérito A1 del análisis JAFROC calculada según la ecuación 31 para cada observador experto con cada imagen 1 sin filtrar y filtrada con cada filtro, se muestra en la tabla VII.

**Tabla VII:** Valor A1 del experimento perceptual

	Sin filtro	Filtro 1	Filtro 2	Filtro 3	Filtro 4	Filtro 5	Filtro 6	Filtro 7	Filtro 8	Filtro 9	Filtro 10
Esp1	0.321	0.752	0.833	0.737	0.689	0.414	0.426	0.544	0.547	0.461	0.816
Esp2	0.476	0.615	0.752	0.835	0.722	0.527	0.331	0.465	0.462	0.763	0.629
Esp3	0.264	0.649	0.815	0.674	0.587	0.673	0.539	0.341	0.442	0.537	0.731
Prom	0.354 ± 0.109	0.672 ± 0.071	0.800 ± 0.042	0.749 ± 0.081	0.666 ± 0.070	0.538 ± 0.129	0.432 ± 0.104	0.450 ± 0.102	0.484 ± 0.055	0.587 ± 0.157	0.725 ± 0.093

Nuevamente puede afirmarse que el filtrado Wavelet mejora la calidad de las imágenes, ya que al menos para los filtros incluidos en el análisis JAFROC, los valores de A1 son

mayores que los obtenidos cuando se mostraron las imágenes ruidosas. Nuevamente los filtros 2, 3 y 10 evidencian los resultados más altos del A1.

Se debe de resaltar, a partir de los bajos resultados de A1 que ofrecen los observadores para la imagen sin filtrar, que el nivel de detectabilidad de los mismos decrece apreciablemente en presencia de ruido. Más de un 50 % de las lesiones no fueron detectadas o no se ubicaron correctamente en la imagen sin filtrar, en el experimento perceptual con los 3 observadores. Estos resultados mejoran en gran medida para las imágenes filtradas aunque sin llegar al 100 %. La variabilidad inter observador en este caso fue de 99,95%.

Con los datos de la tabla VII se aplicó la prueba no paramétrica de *Friedman*. Las tablas VIII y IX presentan los resultados obtenidos.

**Tabla VIII:** Resultados de la Prueba de *Friedman* para A1

N	3
Chi-Square	21.879
df	10
Asymp. Sig.	.016

**Tabla IX:** Resultados de la Prueba de rangos

	Rango promedio
Sin filtro	2.00
filtro1	7.33
filtro2	10.33
filtro3	9.33
filtro4	7.00
filtro5	5.00
filtro6	3.00
filtro7	3.33
filtro8	3.67
filtro9	6.00
filtro10	9.00

Donde:

- *N*: Grados de libertad (número de imágenes originales),
- *Chi-Square*: área bajo curva de la distribución Chi-Cuadrado,

- *df*: desviación típica,
- *Asymp.-Sig*: valor de significación.

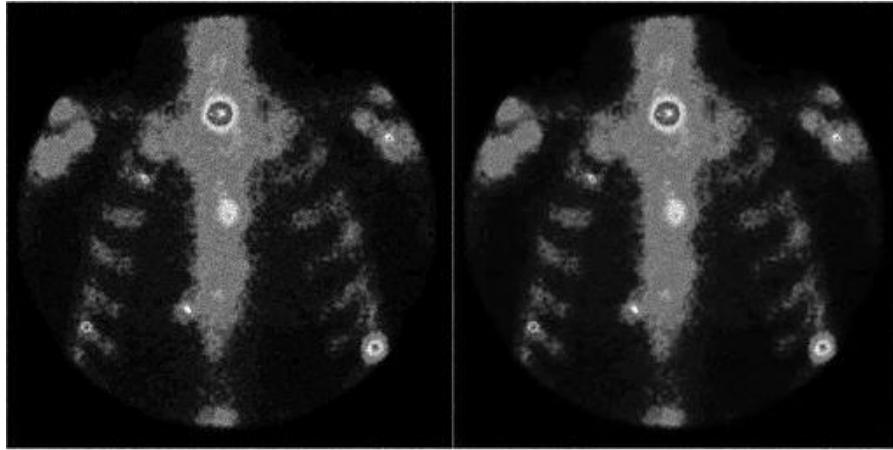
Se aprecia que los filtros 2, 3 y 10 resultan más exitosos en la prueba de rangos y que aparecen diferencias significativas en el análisis. Para determinar entre cuáles combinaciones aparecen estas diferencias se aplica la Prueba no paramétrica de *Wilcoxon* para dos muestras relacionadas entre todas las imágenes filtradas con los 10 filtros y las imágenes sin filtrar. La tabla X muestra los resultados.

**Tabla X:** Resultados de la prueba de *Wilcoxon* para A1

<b>Filtros</b>	<b>1</b>	<b>2</b>	<b>3</b>	<b>4</b>	<b>5</b>	<b>6</b>	<b>7</b>	<b>8</b>	<b>9</b>	<b>10</b>
<b>Sin filtro</b>	0.043	0.043	0.042	0.043	0.042	0.059	0.028	0.042	0.049	0.042
<b>Filtro 1</b>	-	0.190	0.281	0.142	0.285	0.109	0.109	0.109	0.593	0.109
<b>Filtro 2</b>	-	-	0.685	0.109	0.109	0.109	0.109	0.109	0.285	0.713
<b>Filtro 3</b>	-	-	-	0.109	0.109	0.109	0.109	0.109	0.109	0.682
<b>Filtro 4</b>	-	-	-	-	0.285	0.109	0.498	0.109	0.285	0.285
<b>Filtro 5</b>	-	-	-	-	-	0.285	0.593	0.593	0.593	0.109
<b>Filtro 6</b>	-	-	-	-	-	-	0.136	0.285	0.285	0.109
<b>Filtro 7</b>	-	-	-	-	-	-	-	0.414	0.285	0.109
<b>Filtro 8</b>	-	-	-	-	-	-	-	-	0.285	0.109
<b>Filtro 9</b>	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.285

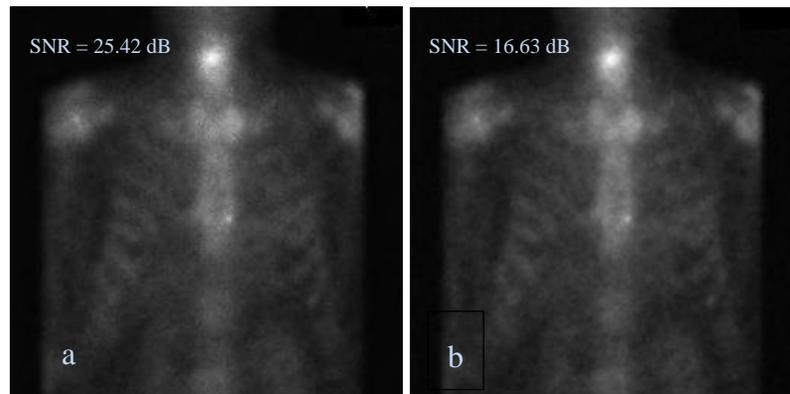
Los resultados no muestran diferencias significativas desde el punto de vista de los observadores para las imágenes filtradas con los 10 filtros ( $p > 0.05$ ). Sin embargo, las diferencias son mucho menores entre los filtros 2, 3 y 10 entre ellos respecto al resto, que entre todas las demás combinaciones. En los casos señalados  $p > 0.6$ . Sin embargo, se debe resaltar que existen diferencias significativas entre todas las imágenes filtradas respecto a las sin filtrar ( $p < 0.05$ ) por lo que resaltamos la utilidad del filtrado Wavelet realizado desde el punto de vista de la calidad de la imagen subjetivamente percibida.

La figura 10 muestra una imagen original contaminada con ruido de Poisson y la misma imagen filtrada con el filtro 10. Se resalta en ambos casos su valor A1 promedio de los 3 observadores.



**Figura 10:** Resultado visual del filtrado Wavelet. A1 izquierda: 0.35; A1 derecha: 0.75

Debemos resaltar que las técnicas de filtrado empleadas no consiguen eliminar por completo el ruido de Poisson pero minimizan su presencia a la vez que se mantienen los detalles de alta frecuencia, asociados a los bordes de las lesiones como se aprecia en las imágenes filtradas. Es esto precisamente lo que hace de la TW una alternativa mucho más ventajosa que otras técnicas de filtrado que implican un suavizado excesivo de la imagen, [2], [6]. La figura 11 muestra la misma imagen filtrada con uno de los filtros Wavelet que mejores resultados produjo en esta investigación y un filtro tradicional de mediana donde se evidencia la superioridad del filtrado propuesto.



**Figura 11:** Filtrado Wavelet(a) vs. filtro de mediana(b)

Del experimento realizado se puede concluir que los filtros 2, 3 y 10 que fueron obtenidos con las wavelets *bior3.5* con cinco niveles de descomposición, *bior3.7* con cuatro niveles de descomposición y *db2* a cuatro niveles, respectivamente, son los que mejores resultados

de calidad de imagen ofrecen desde el punto de vista objetivo y subjetivo para las condiciones implementadas.

Se debe resaltar que este filtrado pudiese ser muy conveniente para contribuir a bajar las dosis a aplicar a los pacientes, puesto que el efecto principal que tiene sobre una imagen planar de Medicina Nuclear el hecho de haberla obtenido con una dosis de radionuclido más baja de lo habitual, es precisamente que contiene un mayor nivel de ruido de Poisson. Por esta causa, en la práctica de rutina, existe la tendencia a una dosificación alta, entre 740 y 1000 MBq de  $^{99m}\text{Tc}$ -MDP en los estudios óseos planares, para lograr unos niveles de ruido sobre las imágenes alrededor de los 22 dB [43]. Si este mismo efecto puede ser conseguido con un filtrado Wavelet de las imágenes *a posteriori*, se podría probar en el futuro, sobre la base de estudios con maniqués antropomórficos, que es posible bajar las actividades radionuclídicas en los mismos por debajo de los 700 Mbq, protegiendo en mayor medida a los pacientes. En este sentido, los presentes resultados presentan una utilidad práctica.

### 3.3 Conclusiones parciales

Las imágenes de MN planares filtradas en el dominio de las wavelets reduce el ruido en términos del aumento de la relación señal a ruido, relación contraste a ruido y disminución del error medio cuadrático normalizado; sin que esto implique pérdida de detectabilidad de las lesiones, su ubicación anatómica e información diagnóstica útil. En este sentido, los filtros obtenidos con empleo de las wavelets Bior3.5 a cinco niveles de descomposición, bior3.7 a cuatro niveles de descomposición y db2 a cuatro niveles de descomposición ofrecieron los mejores resultados en el experimento realizado.

## CONCLUSIONES

### Conclusiones

Los filtros diseñados en el dominio wavelet constituyen una alternativa a considerar para el procesamiento de imágenes planares de Medicina Nuclear, pues permiten reducir ruido sin afectar considerablemente la información útil de la imagen.

La evaluación de la calidad de las imágenes resultantes por medio de los parámetros objetivos demostró que el filtrado Wavelet incrementa la relación señal a ruido (SNR) y la relación contraste a ruido (CNR) y disminuye el error medio cuadrático (NMSE) respecto a las imágenes sin filtrar.

Los resultados de la evaluación subjetiva, empleando el método JAFROC, corroboraron plenamente los resultados de las medidas objetivas.

Se demostró estadísticamente que el filtrado propuesto facilita a los médicos y especialistas el proceso de diagnóstico a partir de la ubicación de pequeñas lesiones dentro de algunas imágenes. En este sentido, los filtros obtenidos con empleo de las wavelets *Bior3.5* a cinco niveles de descomposición, *bior3.7* a cuatro niveles de descomposición y *db2* a cuatro niveles de descomposición ofrecieron los mejores resultados en el experimento realizado.

Los filtros Wavelet de mejor desempeño mostraron también mejores resultados cualitativos y cuantitativos que algunos filtros clásicos tradicionales, demostrándose la conveniencia de realizar un filtrado selectivo de frecuencias para imágenes óseas planares de MN.

## RECOMENDACIONES

Extender el análisis de filtros en el dominio de las wavelets a otros tipos de estudios planares de MN, así como de estudios tomográficos.

Facilitar la metodología de filtrado Wavelet utilizada a todos los Departamentos de MN del país a fin de que puedan utilizar la misma para mejorar la calidad de sus imágenes planares.

**REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS**

1. MedlinePlus, Diagnóstico por imágenes. 12 de 14 de 2007. -  
<http://www.nlm.nih.gov/medlineplus/spanish/diagnosticimaging.html>.
2. **Levi de C. M.** Tomografía en Medicina Nuclear. ALASBIMN, Argentina, 1999.
3. **Casas C. M, Pérez M.** Reducción de ruido en imágenes planares de MN con el empleo de la TW. Alasbimn Journal. 10 (40), Nro AJ40-4 - 2008.
4. **Cherry R., Sorenson J., Phelps M.** Physics in Nuclear Medicine. Third edition. Editor: W B Saunders, New York, ISBN 0-7216-8341-X, 2003.
5. **Weaver J., Xu Y., Healy D., and Driscoll J.**, “Filtering MR images in the wavelet transform domain,” Magn. Reson. Med., vol. 21, pp. 288–295, 1991.
6. **Puchal A R.** Filtros de imagen en medicina Nuclear. ISBN 84-89115-07-9, 1999.
7. **Nowak R. D Nowak D. J, Baraniuk R. G, Hellman R. S.** Wavelet Domain Filtering for Nuclear Medicine Imaging. *Nuclear Science Symposium*, 1996. *Conference Record*. vol 3, pp. 1802 - 1806, ISBN 0-7803-3534-1.
8. **Wang Z., et al.** Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity. IEEE Trans. on Image Processing, 2004.No - 4: Vol. 13, pp.600-612.
9. **Evans** Medical Physics Handbook. The evaluation of Medical Images. In Image Evaluation by Signal Detection Theory. Techno House: 80-113, 1981.
10. **Proakis G. J Manolakis G. D,** Digital Signal Processing Principles, Algorithms, and Applications., 4th ed., Pearson, New. Jersey, 2007
11. **UNSCEAR.** Sources and Effects of Ionizing Radiation. Report to the General Assembly with Scientific Annexes. 2000.

12. **Webb.S.** The Physics of Medical Imaging. Taylor and Francis Group, Wisconsin, 1988
13. **Sprawls P.** Physical principles of medical imaging. *Wisconsin: Medical Physics Publishing.* pp. 49-57.1995.
14. **Sánchez C, Fránquiz J.** Principios físicos de la cámara Gamma y su control de calidad. *Revista cubana de Física.* Vol. VI, No. 1, 1986
15. **Pérez M, Diaz O.** Fundamentos físicos de calidad de imagen en Medicina Nuclear. Métodos para su valoración. *Alasbimn Journal* 9 (35), 2007.
16. **UNSCEAR** Sources and Effects of Ionizing Radiation. Report to the General Assembly with Scientific Annexes., 1993.
17. **Gudbjartsson H., Pats S.,** The Rician Distribution of Noisy MRI Data. *Mag. Res. Med.*, vol 24. pp. 910-914, 1995
18. **Zhen X. L, Song G., Xue W.** Two improved methods on wavelet image denoising. *Machine Learning and Cybernetics, En Proc. SPIE,* New York, Vol 5, 2003.
19. **Metz L.** Extensions to conventional ROC Methodology: LROC, FROC, and AFROC.. *Journal of the ICRU, Oxford University Press,* Vol. 8, pp 1-12, .2008.
20. **Bahareh S., Hossein R., Soltanian-Zadeh. H.** Assessment of the Wavelet Transform in Reduction of Noise from Simulated PET Images. *Journal of Nuclear Medicine Technology;* Vol 4, pp. 223, Dec 2009.
21. **Gantes. R.** Análisis de calidad de imagen en PET. Documento interno, *Facultad de CC Físicas UCM.* 2007.
22. **Chang L.** A Method for Attenuation Correction in Radionuclide Computed Tomography. *IEEE Trans. Nuc. Sci;* MS-25: 638-643, 1990.
23. **Knoll G.** Radiation detection and measurement. New York, pp 423–425. 1979.
24. **J. L. Herraiz, S. Espana, J. J. Vaquero, M. Desco, and J. M. Udias,** "FIRST: Fast Iterative Reconstruction Software for (PET) tomography," *Trans on Nucl Sci IEEE,* 2003, vol. 50, pp. 398-404.
25. **Núñez M.** SPECT cerebral: aspectos técnicos a tomar en cuenta para obtener estudios de calidad diagnóstica. *Alasbimn Journal* 12 (48): N° AJ48-8, 2010.
26. **King, M. A., Penney, B. C., Glick, S, J.** An image-dependent Metz filter for nuclear medicine images. *J. Nuc. Med* 29; 1980-1988, 1988.

27. **Graps A.** “An introduction to Wavelets”, *IEEE Computational Science Engineering, Sumer*, Vol.2, (2):50-51. 1995.
28. **Kolaczyk E.D.** “Wavelet shrinkage in Tomography”, *Proc. IEEE EMBS Workshop on wavelets in Med. and Biol.*, Baltimore, p. 1206-1207.1994.
29. **Mallat S. and Hwang W. L.** “Singularity detection and processing with Wavelets”, *IEEE Trans. on Inf. Theory*, Vol. 38:617-643.1992.
30. **Strang G.** “Wavelets”, *American Scientist*, Vol. 82:250-255. 1994.
31. **Unser M, Aldroubi A.** “A Review of Wavelet in Biomedical Applications” *Proceedings of The IEEE*, Vol 84 (4): 626-638, 1996
32. **Grossmann A, Morlet J.** “Decomposition of Hardly functions into square integrable wavelets or constant shape”, *SIAM J. Math.Anal.*, Vol.15 (4):723-736.1984.
33. **NEMA.** Standards for Performance Measurements of Scintillation Cameras. The NEMA Standards publications. No. NU 1-1990, Washington, Revised 1994.
34. **Gonzales C. R, Woods L. S.** Digital Image Processing using Matlab. Pearson Education, Inc. Pearson Prentice Hall, ISBN 0-13-008519-7. 2004.
35. **Walnut D.** An introduction to wavelet analysis. Edited by Birkhäuser, pp. 215-245, Berlin, 2004.
36. **Zhou X Zhou C, Stewart B.G.** Comparisons of Discrete Wavelet Transform, Wavelet Packet Transform and Stationary Wavelets Transform in Denoising PD Measurement Data. Conference Record of the IEEE International Symposium on Electrical Insulation, 2006.
37. **Donoho DL.** De-noising by soft-thresholding. *IEEE Transactions*. 1995; 41: 613 – 627
38. **Misiti M, Misiti Y, Oppenheim G, Poggi J.** Matlab Wavelet Toolbox Users Guide Version 2. Natick, MA: The MathWorks, Inc 2002 MA.
39. **Hernando I.**, Control de calidad en Tomografía Coputarizada, in V Regional Congress on Radiation Protection and Safety, España, Abril 29 - Mayo 4, pp. 4-6, 2001.
40. **Bland J. M., Altman D. G.**, “Statistical methods of assessing agreement between methods of clinical measurement. *Lancet* 1986; 1:307-310.

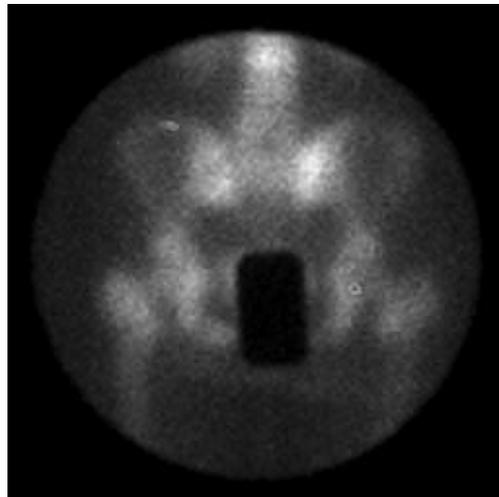
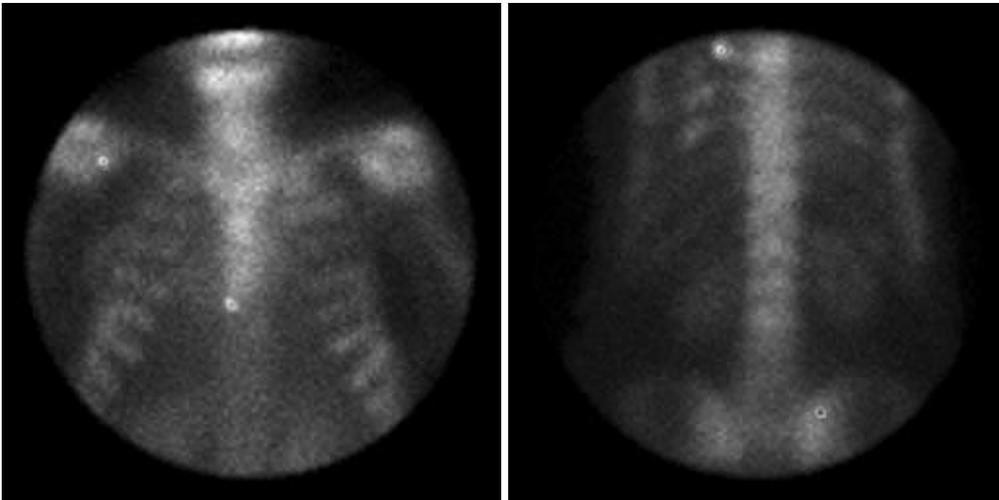
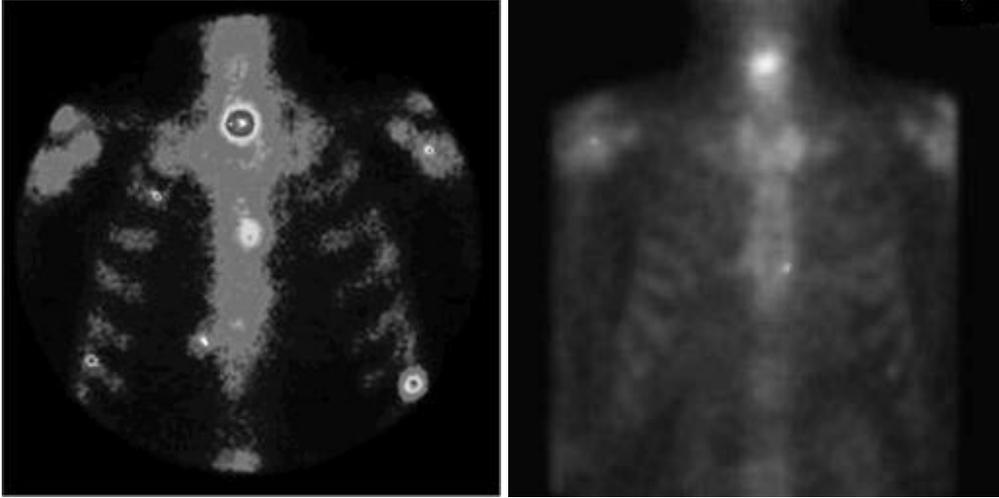
- 
41. **Siegel Sidney.** Diseño experimental no paramétrico. Edición Revolucionaria, 1987.
  42. **Andy F.** Discovering Statistics using SPSS for Windows (Advanced Techniques for the Beginner): Sage Publications, 2003.
  43. **Pérez M, Diaz O., Ferrer N.** Métodos de optimización de la actividad a administrar al paciente en estudios de Medicina Nuclear. Revista Española de Física Médica 2006; 7 (1): 22-25.

## ANEXOS

## Anexo I Tabla con las medidas calculadas de todos los filtros

I	Medidas	Orig con ruido	Filt1	Filt2	Filt3	Filt4	Filt5	Filt6	Filt7	Filt8	Filt9	Filt10
1	SNRb(dB)	0	25.958	28.978	38.252	31.308	28.457	24.426	23.854	23.739	32.576	32.925
	CNR	33.723	37.379	36.619	34.824	35.131	36.753	39.288	39.464	39.962	35.475	35.770
	NMSE	0	1.72E-06	8.68E-07	1.04E-07	5.01E-07	9.77E-07	2.35E-06	2.66E-06	2.71E-06	3.76E-07	3.48E-07
2	SNRb(dB)	0	23.080	25.427	32.285	27.046	25.061	19.702	19.305	19.040	26.856	27.571
	CNR	60.206	68.653	64.813	61.549	70.787	65.443	80.216	80.454	76.472	68.751	67.969
	NMSE	0	1.03E-06	6.11E-07	1.29E-07	4.13E-07	6.63E-07	2.08E-06	2.26E-06	2.38E-06	4.3E-07	3.64E-07
3	SNRb(dB)	0	26.431	29.430	38.637	34.945	28.930	27.484	26.942	30.783	33.857	33.187
	CNR	62.537	72.537	69.414	64.928	66.979	69.886	73.799	74.490	70.357	69.152	69.088
	NMSE	0	1.5E-06	7.63E-07	9.31E-08	2.15E-07	8.55E-07	1.16E-06	1.31E-06	5.55E-07	2.76E-07	3.21E-07
4	SNRb(dB)	0	28.328	31.593	41.614	38.023	31.056	29.545	28.985	32.885	35.561	36.073
	CNR	53.883	58.465	56.192	54.373	55.299	56.489	59.067	59.473	57.354	55.716	56.014
	NMSE	0	7.63E-07	3.62E-07	3.63E-08	8.2E-08	4.09E-07	5.64E-07	6.39E-07	2.64E-07	1.44E-07	1.28E-07
5	SNRb(dB)	0	25.109	28.126	37.365	34.036	27.598	26.233	25.689	29.352	32.339	31.938
	CNR	57.516	60.309	59.482	58.026	59.142	59.612	60.491	60.777	59.08538	58.894	60.002
	NMSE	0	1.16E-06	5.86E-07	7.07E-08	1.51E-07	6.61E-07	8.92E-07	1.01E-06	4.41E-07	2.22E-07	2.44E-07

**Anexo II      Imágenes antes de contaminar con ruido**



**Anexo III    Imágenes filtradas con el filtro 3**