

Fusión de neuroimágenes de PET/CT utilizando un esquema basado en Wavelet y la transformada discreta de Haar

Orellana, A.^{ab,*}, Rodríguez, R.^b, Yanez, D.^b, Valdés-Sosa, P.^a

^aThe Clinical Hospital of Chengdu Brain Science Institute, MOE Key Lab for Neuroinformatics, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu, China

^bCentro de Informática Médica, Universidad de las Ciencias Informáticas, La Habana, Cuba.

To cite this article: Orellana, A., Rodríguez, R., Yanez, D., Valdés-Sosa, P. 2021. Fusion of PET/CT neuroimaging using a Wavelet-based and the Haar discrete transform scheme. Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial 18, 75-81. <https://doi.org/10.4995/riai.2020.12977>

Resumen

En neurociencias se utilizan técnicas imagenológicas para el diagnóstico de enfermedades y la asistencia en intervenciones quirúrgicas para determinar la ubicación y dimensión exactas de un tumor. Investigaciones a nivel internacional han utilizado diferentes técnicas para la fusión de la Tomografía por Emisión de Positrones y la Tomografía Computarizada debido a que permite observar las funciones metabólicas en correlación con las estructuras anatómicas. A partir del estudio de estas técnicas y algoritmos se desarrolló un software que realiza la fusión de neuroimágenes, utilizando el esquema de fusión basado en *Wavelet*. Para el correregistro de las imágenes se utilizó la interpolación Bicúbica. Como transformada discreta de *Wavelet* se utilizó la de *Haar*. Se realizó una evaluación de la calidad de las imágenes resultantes, obteniendo imágenes de resolución $512 \times 512 \times 24$ bits y una relación señal-ruido con valores superiores a 18. Se comprobó mediante histogramas que la imagen fusionada contiene más información que las imágenes de entrada independientes.

Palabras Clave: Fusión de imágenes, interpolación bicúbica, transformada Wavelet, transformada discreta de Haar, Tratamiento de imágenes.

Fusion of PET / CT neuroimaging using a Wavelet-based and the Haar discrete transform scheme

Abstract

In neurosciences, imaging techniques are used to diagnose diseases and assist in surgical interventions to determine the exact location and size of a tumor. International research has used different techniques for the fusion of Positron Emission Tomography and Computed Tomography because it allows us to observe metabolic functions in correlation with anatomical structures. From the study of these techniques and algorithms a software was developed that performs the fusion of neuroimaging, using the fusion scheme based on Wavelet. Bicubic interpolation was used to correct the images. As a discrete Wavelet transform, Haar's was used. An evaluation of the quality of the resulting images was performed, obtaining $512 \times 512 \times 24$ bit resolution images and a signal-to-noise ratio with values greater than 18. It was verified by histograms that the merged image contains more information than the input images independent.

Keywords: Fusion of images, bicubic Interpolation, Wavelet transform, discrete Haar transform, image treatment.

1. Introducción

En el año 1895, Wilhelm Conrad Röntgen realizó un descubrimiento que lo haría merecedor del Premio Nobel de Física en 1901, los rayos X (Nitske, 1971). Este hallazgo marcó también el inicio de la Imagenología Médica. La Imagenología Médica se define como el estudio de la anatomía, fisiología y patología humanas, basado en técnicas de imagenología. Existen diferentes modalidades de imágenes médicas, por ejemplo, la radiografía, el ultrasonido, la resonancia magnética, los distintos tipos de tomografía, la termografía, entre otros (Huang, 2010). La principal ventaja de estos estudios es que permiten obtener información del interior del cuerpo de un paciente, sin realizar un procedimiento quirúrgico.

En la medicina moderna existen numerosas aplicaciones de estos estudios como el diagnóstico de enfermedades, el estudio de las funciones de estructuras en movimiento en tiempo real, la observación de estructuras anatómicas y funciones metabólicas del cuerpo, la asistencia a los doctores antes o durante una intervención quirúrgica, entre otras (Fenoll, 2010).

Dentro de los distintos tipos de tomografías se encuentran la Tomografía Computarizada y la Tomografía por Emisión de Positrones. La Tomografía Computarizada (CT) (Fenoll, 2010; Calzado & Geleijns, 2010) es una modalidad de Imagenología Médica que utiliza rayos X para crear imágenes transversales del cuerpo. La imagen de CT permite la adquisición de imágenes bidimensionales correspondientes a delgados cortes a lo largo del cuerpo del paciente. A partir de múltiples cortes consecutivos se puede realizar una reconstrucción del volumen correspondiente al área escaneada. Las imágenes de CT son capaces de mostrar de forma contrastada distintos tejidos. Los estudios CT proporcionan imágenes anatómicas, o sea, que muestran la forma y estructura de los huesos y órganos del cuerpo. La información proporcionada por este tipo de imágenes está en dependencia de la parte del cuerpo que se examine.

La Tomografía por Emisión de Positrones (PET) (Fenoll, 2010; Martí-Climent et al., 2005) es una modalidad de Imagenología Médica en la que se utiliza una sustancia radiactiva, llamada marcador, para ubicar una patología en el cuerpo. La aniquilación de los positrones produce rayos gamma que se van atenuando a medida que viajan hasta el detector, que construye las imágenes a partir de la intensidad de los rayos capturados. Los estudios PET permiten analizar el funcionamiento de las diferentes partes del cuerpo y los factores químicos de los procesos fisiológicos que ocurren en el cuerpo. Estas características permiten revisar la función cerebral, diagnosticar cáncer, problemas cardíacos y trastornos cerebrales (Martí-Climent et al., 2005).

Las imágenes de estudios PET son muy útiles para determinar la naturaleza maligna o benigna de un tumor, dada su capacidad para analizar las funciones metabólicas. Por otro lado, las imágenes CT permiten estudiar las estructuras anatómicas del cuerpo, lo que las hace especialmente útiles cuando se requiere establecer la ubicación exacta de una masa. Con el fin de adquirir información más completa como resultado de exámenes PET y CT, es común utilizar imágenes PET y CT combinadas. Al fusionar estudios PET y CT se obtienen imágenes que combinan la información de las características fisiológicas y anatómicas del cuerpo de los pacientes. Entre los principales beneficios de los estudios

PET/CT se encuentra la reducción de falsos positivos de estudios PET y mejora la detección de tumores primarios cuando son adyacentes a atelectasia o reacciones desmoplásicas (Ladrón de Guevara et al, 2010).

Se ha reportado que el cambio de un examen PET independiente a PET/CT, puede cambiar el diagnóstico, por ejemplo, en el estudio de Schöder (Maldonado et al., 2005) donde se evaluaron 68 pacientes con cáncer de cabeza y cuello, 44 de ellos con sospecha de recurrencia de enfermedad residual. Se evaluaron 157 lesiones obteniéndose una exactitud de 96% para la PET/CT, en comparación con el 90% de la PET sola. Además, la PET/CT fue esencial para localizar de forma correcta 100 lesiones, redujo en un 53% el número de lesiones equívocas y cambió el manejo del paciente en el 18% de los casos. También se evitaron procedimientos diagnósticos innecesarios y la imagen híbrida pudo ser utilizada como guía para la toma de biopsias.

Debido al alto costo de los escáneres multifunción PET/CT, o sistemas híbridos, hasta el año 2018 en Cuba existían solamente tres en el Departamento de Medicina Nuclear del Instituto Nacional de Oncología y Radiobiología (INOR) Philips Gemini TF64 (Jadvar, 2018). Por esta causa el proceso de diagnóstico basado en estas técnicas requiere, en la mayoría de los casos, que el especialista analice las imágenes de forma independiente para luego establecer la correlación entre ellas mentalmente, aumentando el tiempo de diagnóstico y no permitiendo el nivel de exactitud deseado en la ubicación de la patología detectada en el cuerpo del paciente. Esta falta de precisión, se hace más evidente en el caso de pacientes que necesiten intervención quirúrgica, pues, en muchos casos, aumenta los riesgos para este debido a que no es posible precisar la localización y dimensiones exactas de un tumor. El proceso resulta más costoso, pues aumenta también el consumo de material quirúrgico.

2. Fusión de imágenes PET/CT

La fusión PET/CT es la combinación del estudio funcional PET con el estudio morfológico CT, para complementar la información que se obtiene de ambas técnicas. Al fusionar ambos estudios, se ha disminuido la cantidad de falsos positivos por inflamación pulmonar y por la presencia de grasa parda no patológica, pues esta información es fácilmente diferenciable cuando se observa un estudio morfológico, como el CT (Figura 1).



Figura 1: Imagen CT (Calzado & Geleijns, 2010).

Una imagen de CT tiene una resolución de $512 \times 512 \times 12$ bits. Dentro de las modalidades 3D de Imagenología Médica, 512×512 es la mayor resolución espacial existente, por lo que las imágenes CT, permiten observar las estructuras internas del cuerpo con un alto nivel de claridad y precisión geométrica. Los estudios PET han demostrado una alta sensibilidad en la

detección de tumores malignos, aunque en ocasiones conduce a falsos positivos en la imagen debido a que existen otras condiciones que provocan la captación de la sustancia de contraste utilizada. Los estudios PET/CT permiten además caracterizar mejor los tumores primarios, a veces difícil de separar del compromiso atelectásico o desmoplásico adyacente (volumen 1, Ladrón de Guevara et al, 2010).

Es necesario aclarar que los exámenes de Resonancia Magnética (MRI) poseen una mejor resolución de contraste que las imágenes CT, sin embargo, su resolución espacial es significativamente menor a la de las CT. Por tanto, la fusión utilizando imágenes CT presenta mejor calidad y al combinar las imágenes PET y CT, se hacen innecesarias las evaluaciones que permite la resolución de contraste que brinda MRI (Ladrón de Guevara et al, 2010).

2.1. Proceso de fusión basado en software

El proceso de fusión de imágenes se compone de cuatro pasos (ver Figura 2):

- El corregistro de las imágenes, consiste en realizar una serie de transformaciones geométricas a las imágenes, para hacerlas coincidir en posición y tamaño. Es un proceso muy complejo, que requiere más tiempo del disponible para su estudio, se decide limitar esta investigación a la operación imprescindible, escalar las imágenes de entrada para hacer coincidir sus dimensiones.
- El registro, transforma las imágenes a un dominio determinado (frecuencias, *Wavelet*, entre otros). Este paso podría omitirse, pero ejecutarlo resulta en una imagen fusionada con un mayor nivel de detalle.
- Aplicar un algoritmo de fusión determinado a los coeficientes de la imagen, ya sea a los píxeles directamente o a los valores en el dominio seleccionado en el paso anterior.
- Realizar la inversa del algoritmo de registro seleccionado. De no realizarse el paso dos, no es necesario realizar este último paso.

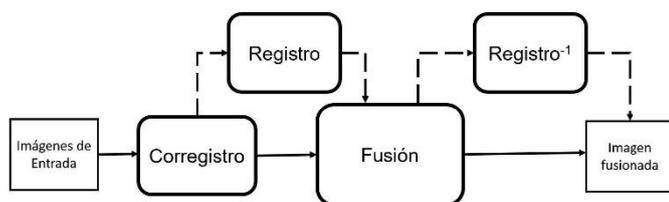


Figura 2: Esquema del proceso de fusión de imágenes PET/CT. Fuente: los autores.

2.2. Métodos para el corregistro de imágenes

En el proceso de corregistro de las imágenes en el componente de fusión de imágenes PET/CT, es necesario escalar las imágenes para hacerlas coincidir en dimensiones, ya que la imagen CT tiene un tamaño de 512×512 píxeles, mientras que la PET tiene uno de 256×256 píxeles. Se aumenta el tamaño de la imagen PET, para aprovechar los beneficios de contar con una imagen con mayor resolución espacial. Para resolver esta situación se hace uso de la técnica conocida como interpolación.

La interpolación es el proceso de recuperar una superficie de intensidad continua a partir de muestras discretas de

imágenes. Entre las técnicas más comunes de interpolación para el procesamiento de imágenes se encuentran la Interpolación Bilineal, la interpolación Bicúbica y la Interpolación por el Vecino Más Cercano (Vaishali & kinjal, 2013; Shreyas, 2014).

La Interpolación Bicúbica (Vaishali & kinjal, 2013; Shreyas, 2014; Singh Yadav & Agarwal, 2015) es el algoritmo de interpolación más utilizado, siendo un procedimiento estándar en programas de edición de imágenes, interpolación en cámaras, entre otros. Considera la vecindad de los 4×4 píxeles conocidos más cercanos, para un total de 16 píxeles, asignándole un mayor peso al cálculo a los más cercanos. Produce imágenes mucho más nítidas que los métodos de Interpolación Bilineal e Interpolación por el Vecino Más Cercano. El hecho de que utiliza píxeles adicionales puede ser una desventaja cuando la imagen está siendo reducida en lugar de agrandada, porque también significa que más píxeles se descartan o se cambian.

El escalado de la imagen PET de entrada se realizará utilizando la interpolación Bicúbica por las siguientes razones:

- Es la técnica de interpolación de imágenes más usada.
- Al tener coeficientes de mayor grado, la curva de aproximación es más suave.
- A pesar de que tiene mayor costo temporal que las demás técnicas, se considera más importante la calidad de la imagen final.
- Aunque el método de interpolación Bicúbica presenta desventajas con respecto al método de interpolación bilineal cuando se refiere a la reducción del tamaño de una imagen, para el componente de fusión se adapta el proceso de corregistro para realizar el escalado de la imagen PET a las dimensiones de la CT, asegurando la utilización del método para aumentar el tamaño de la imagen.

2.3. Esquema y algoritmos seleccionados para realizar el proceso de fusión

De los esquemas de fusión existentes, los más prominentes son el esquema basado en *Wavelet* y el esquema basado en *Curvelet*. El esquema basado en *Wavelet* es el que más ha sido utilizado, porque al descomponer las imágenes de entrada se obtiene una imagen fusionada que resalta los bordes y las zonas de concentración de altas frecuencias. El esquema basado en *Curvelet* muestra mejoras en la calidad de las imágenes resultantes con respecto a *Wavelet*. Sin embargo, este método es bastante reciente y aún no ha sido adoptado como tendencia en la comunidad científica, que sigue utilizando en su mayoría el esquema basado en *Wavelet*. Se analizaron comparaciones de esquemas de fusión basados en wavelets en las categorías de esquemas básicos, esquemas híbridos y esquemas avanzados. En todos los casos, los autores descubrieron que sus métodos propuestos funcionaron bien en relación con una selección de otros métodos. Si bien algunos esquemas tienen claras ventajas sobre otros esquemas, como un tiempo de procesamiento más rápido, menor complejidad o menores requisitos de memoria, no es posible establecer conclusiones absolutas sobre cuáles son los mejores o los peores sin realizar primero pruebas exhaustivas en todos los esquemas (Gonzalez-Audicana et al., 2004; Zhang & Hong, 2005; Candmes &

Donoho, 1999; Candmes & Donoho, 2000; López et al., 2012). Por tanto, los autores de este trabajo deciden emplear el esquema de fusión basado en *Wavelet*, para realizar el proceso de fusión.

Dado que las imágenes están conformadas por coeficientes enteros, es necesario emplear una *Transformada de Wavelet Discreta* (DWT) en esta situación. Para ello se elige la *DWT de Haar*, pues es la de función *Wavelet* más sencilla y utilizar una transformación distinta no produce cambios en los resultados de la fusión, además, esta transformada es la más usada en esquemas *Wavelet* (Graps, 1995). Al utilizarse esta transformada discreta para llevar al dominio de *Wavelet*, en el paso final cuando sea necesario realizar la transformada inversa para obtener una imagen convencional, se deberá utilizar la *Transformada Inversa Discreta de Wavelet de Haar*.

Para realizar la fusión de los coeficientes de las imágenes, se tiene en cuenta el estudio (Marín, 2013), en el que se evalúan varias reglas de fusión basados en varios parámetros de calidad de las imágenes resultantes. En dicho estudio, se concluye que la regla de fusión que calcula la media ponderada gaussiana, con un tamaño de ventana entre cinco y once, es el que mayores valores de calidad ofrece en la fusión de imágenes PET y CT. Dado que ambos tamaños de ventana ofrecen valores similares de calidad, se decide utilizar en este trabajo una ventana de tamaño cinco, pues constituirá una ligera mejora en cuando a costo computacional. En resumen, a la hora de fusionar los coeficientes de las imágenes se aplicará la media ponderada gaussiana con tamaño de ventana cinco.

3. Resultados. Fusión de neuroimágenes.

La solución que se propone, consiste en un componente de software en forma de biblioteca de enlaces dinámicos. Esta biblioteca cuenta con una interfaz que, dadas dos referencias a imágenes, devuelve una referencia a la imagen resultante de su fusión. Estas referencias a imágenes son de tipo *ImagePtr*, una clase que contiene atributos de las imágenes (dimensiones, escala de colores, entre otros) y la matriz de coeficientes que la representa. La imagen resultante y sus respectivos datos, pueden ser mostrados en un visor de imágenes o utilizados con otros propósitos. Sobre este resultado es posible realizar operaciones de filtrado, cambios de contrastes, selección de regiones de interés y otras, sujetas a las opciones del visor donde se cargue la imagen.

Para el desarrollo del componente de fusión de imágenes PET/CT se determinan utilizar:

1. El esquema de fusión basado en *Wavelet* para desarrollar el proceso de fusión.
2. El método de Interpolación Bicúbica para realizar el corrección de las imágenes.
3. La *DWT* y la *IDWT de Haar* para transformar las imágenes al, y desde, el dominio de *Wavelet*.
4. La regla de fusión media ponderada gaussiana con tamaño de ventana 5 para la fusión de los coeficientes.

3.1 Transformación al dominio de *Wavelet* utilizando la *Transformada Discreta de Haar*

La *DWT de Haar* en una dimensión, se calcula como sigue: teniendo una lista *A* de *n* números (siendo *n* potencia de 2), se forman *n/2* pares de números consecutivos.

Luego se construyen dos listas:

S, donde cada elemento $S_k = (A_{2k} + A_{2k+1}) / 2$ para $k \in [0, n/2)$

D, donde cada elemento $D_k = (A_{2k} - A_{2k+1}) / 2$ para $k \in [0, n/2)$. Por último, se conforma una nueva lista *A1*, concatenando los valores de las listas *S* y *D*. La lista *A1* (ecuación 1) constituye la transformada de *Wavelet*, de una iteración, de la lista de números *A1*:

$$A_1 = \langle S_0, S_1, \dots, S_{(n-1)/2}, D_0, D_1, \dots, D_{(n-1)/2} \rangle \quad (1)$$

Aunque en este trabajo se utiliza la transformada con una sola iteración, se pueden realizar varias iteraciones. Para obtener la transformada de dos iteraciones, se aplican los pasos del 2 al 3 sobre la parte de la lista generada que corresponde a *S*. De esta forma, en la primera iteración se tienen en cuenta *n* valores, en la segunda los *n/2* primeros valores y así en la iteración *k* se tienen en cuenta solamente los $n/2^{(k-1)}$ primeros valores. Pueden realizarse iteraciones hasta que sea necesario analizar un solo valor. Dicho de otra forma, pueden realizarse a lo sumo $\log_2 n$ iteraciones. Para hallar la *DWT de Haar* en dos dimensiones, es necesario calcular la *DWT de Haar* de una dimensión para cada fila de la matriz de coeficientes de cada imagen y posteriormente para cada columna. La Figura 3 muestra el pseudocódigo de las *DWT de Haar* para una dimensión.

Aplica una iteración de la Transformada de Wavelet Discreta de Haar de 1D al arreglo *A* de enteros. La longitud del arreglo debe ser una potencia de 2.

DWT-HAAR-1D(A)

```

1  temp = new Array[A.length]
2  for i = 0 upto A.length / 2
3    k = i / 2
4    temp[i] = (A[k] + A[k+1]) / 2
5    temp[i + (A.length / 2)] = (A[k] - A[k+1]) / 2
6  endfor
7  for i = 0 upto A.length
8    A[i] = temp[i]
9  endfor

```

Figura 3: Pseudocódigo elaborado de la *DWT de Haar* en una dimensión. Fuente: los autores.

La Figura 4 muestra el pseudocódigo de las *DWT de Haar* para dos dimensiones.

Aplica una iteración de la Transformada de Wavelet Discreta de Haar de 2D a una matriz de valores. La matriz debe ser cuadrada y su tamaño debe ser una potencia de 2.

DWT-HAAR-2D(A, iterations)

```

1  temp-row = new Array[A.cols]
2  temp-col = new Array[A.rows]
3  for it = 0 upto iterations
4    for i = 0 upto A.rows
5      copy A in temp-row
6      DWT-HAAR-1D(temp-row)
7      copy temp-row in A
8    endfor
9    for j = 0 upto cols = A.columns
10     copy A in temp-col
11     DWT-HAAR-1D(temp-col)
12     copy temp-col in A
13   endfor
14 endfor

```

Figura 4: Pseudocódigo elaborado de la *DWT de Haar* en dos dimensiones. Fuente: los autores.

3.2 Regla de fusión de coeficientes de las imágenes de entrada

Para mezclar los coeficientes de las imágenes de entrada se utiliza el algoritmo que calcula la media ponderada gaussiana, con un tamaño de ventana cinco, representada en la ecuación 2.

A cada píxel de la imagen resultante se le asigna un valor que depende de la media gaussiana de los píxeles en la misma posición de las imágenes a fusionar y sus vecinos más cercanos. Dicho de otra forma, al píxel en la posición $\langle x, y \rangle$ en la imagen resultante se le asigna la media gaussiana entre los píxeles en las posiciones $\langle x, y \rangle$ de las imágenes de entrada y los vecinos que están dentro de una ventana de tamaño cinco.

$$R_{x,y} = \frac{\sum_{i=x-2}^{x+2} \sum_{j=y-2}^{y+2} [(E1_{i,j} + E2_{i,j}) * w_{(i-x+2),(j-y+2)}]}{2 * \sum_{j=0}^4 \sum_{j=0}^4 w_{i,j}} \quad (2)$$

$R_{x,y}$: valor del píxel en la posición $\langle x, y \rangle$ de la imagen resultante.

$E1_{i,j}$ y $E2_{i,j}$: valor de los píxeles en la posición $\langle i, j \rangle$ de las dos imágenes de entrada.

$w_{i,j}$: valor en la posición $\langle i, j \rangle$ de la matriz gaussiana de pesos, también conocida como *kernel*. En este caso, se emplea como *kernel* el que genera por defecto el software *Matlab*, pues consigue el equilibrio entre suavizar la imagen y evitar la pérdida de detalles.

3.3 Transformación inversa desde el dominio de Wavelet

Luego de aplicada la regla la fusión, los datos se encuentran en el dominio de *Wavelet*, todavía resta convertirlos en una imagen convencional, para lo cual se utiliza la *IDWT de Haar*. Para una sola iteración, la lista que constituye la transformada inversa, se forma dividiendo a la mitad la lista de valores en el dominio de *Wavelet* y posteriormente, se adicionan los pares de números en la misma posición de cada mitad y se ubican en las posiciones pares y en las posiciones impares el resultado de la diferencia. Este proceso se describe detalladamente a continuación:

Se tiene una lista A' de n números (siendo n potencia de 2), que constituye la transformada de una iteración de otra lista A . La lista original A puede obtenerse, dado que es sencillo demostrar que:

$$A_{2k}=A'_k+A'_{n/2+k} \text{ y } A_{2k+1}=A'_k-A'_{n/2+k} \text{ para } k \in [0, n/2)$$

Si se deseara obtener la transformada inversa de i iteraciones, la diferencia consistiría en que se tendrían en cuenta solamente los primeros $2^{\log_2 n - i + 1}$ de la lista que constituye la transformada inversa, para dividirlos a la mitad y hallar su suma y su diferencia, los restantes elementos de la lista se mantendrían intactos. En la siguiente iteración se tendrían en cuenta el doble de elementos y el proceso terminaría en el paso que se tomen en cuenta todos los valores de la lista. De forma general, la transformada inversa para la iteración i , se obtiene:

$$A_{2k}=A'_k+A'_{n/2+k} \text{ y } A_{2k+1}=A'_k-A'_{n/2+k} \text{ para } k \in [0, 2^{\log_2 n - i})$$

El procedimiento anteriormente descrito es para la *DWT Inversa de Haar* en una dimensión. Para llevarlo a dos dimensiones, se ejecuta la *DWT Inversa de Haar* para cada columna de la matriz de coeficientes de la imagen y luego para cada fila, de forma inversa a la *DWT de Haar* de dos dimensiones.

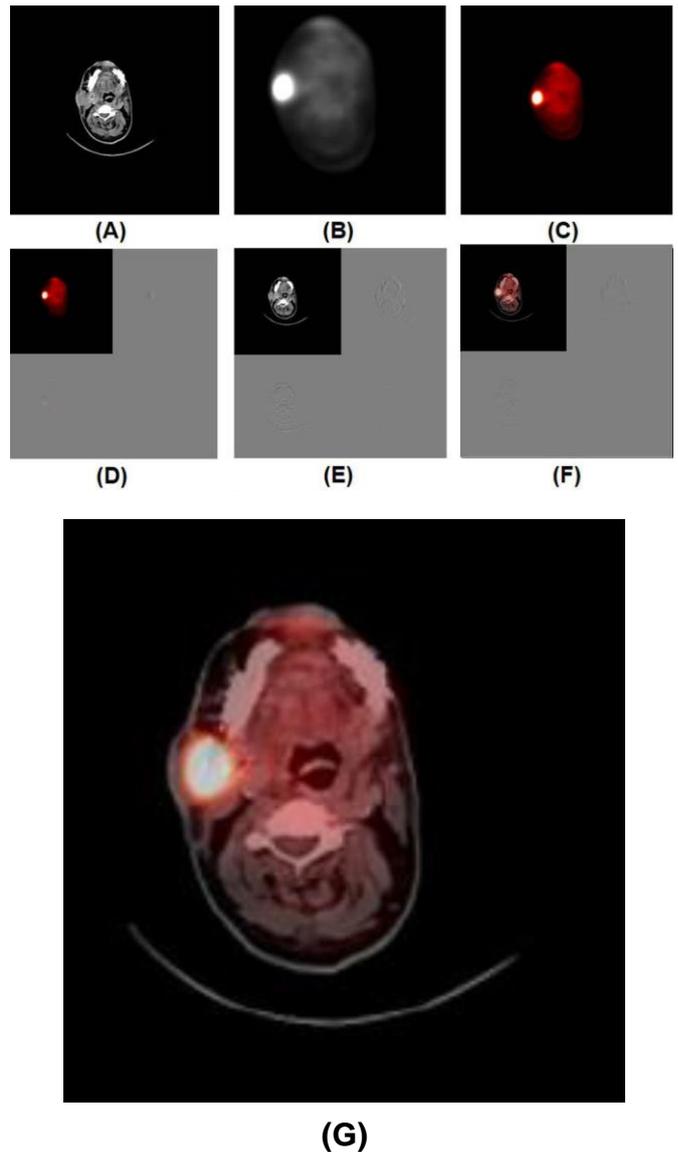


Figura 5: Secuencia de imágenes del proceso de fusión. (A) Imagen de entrada CT. (B) Imagen de entrada PET. (C) Imagen PET luego de escalar y pseudocolorear. (D) Imagen PET en el dominio de Wavelet. (E) Imagen CT en el dominio de Wavelet (F) Imagen resultante de la fusión de coeficientes. (G) Imagen fusionada luego de aplicarle la transformada de Wavelet inversa. Fuente: los autores.

3.4 Modelo arquitectónico para la fusión de imágenes médicas de PET y CT

Como modelo arquitectónico para el componente para la fusión de imágenes PET/CT se utilizó un modelo que forma parte de las arquitecturas de flujo de datos, el modelo de tuberías y filtros (Daza, Parra & Espinosa, 2016). El modelo de tuberías y filtros cuenta con un conjunto de componentes (filtros) conectados por tuberías permitiendo transformar el flujo de datos y la sucesión iterativa entre estos, y se aplica cuando los datos de entrada son transformados mediante una serie de componentes computacionales o manipulativos en los datos de salida. Cada filtro trabaja de forma independiente de los componentes que se encuentran antes o después de él y está diseñado para recibir entrada de datos de una forma y producir la salida de datos de una forma específica.

Para el caso del componente para la fusión de imágenes médicas PET/CT se utilizan cuatro filtros.

1. Filtro de escalado, que se le aplica a la imagen de entrada PET para llevarla a las dimensiones 512×512 píxeles y

hacerla corresponder con la imagen CT ya que el estándar de las imágenes PET es de 256×256 píxeles, mientras que el de la imagen CT es de 512×512 píxeles.

2. El filtro de transformación, se aplica la transformación al dominio de Wavelet mediante la DWT de Haar, luego estas imágenes resultantes son enviadas al tercer filtro.
3. El filtro de fusión, donde se le aplica el proceso de fusión de ambas imágenes mediante el algoritmo de media ponderada gaussiana, dando como resultado la imagen fusionada en el dominio de Wavelet.
4. El filtro de transformación inversa, donde se le aplica a la imagen que resultó del filtro de fusión la IDWT de Haar, teniendo como salida del proceso una imagen que resulta de la fusión de las dos imágenes de entrada, perteneciente a su mismo dominio.

4. Evaluación de la calidad de las imágenes fusionadas PET/CT

La calidad de una imagen digital se mide por tres parámetros: la resolución espacial, la resolución espectral y la relación señal-ruido (PSNR). La resolución espacial y la espectral están relacionadas con el número de píxeles de la imagen y el rango de valores que pueden tomar esos píxeles respectivamente. En una imagen cuadrada de $N \times N \times k$, N está relacionado con la resolución espacial y k con la resolución espectral. Un valor de PSNR alto significa que la imagen tiene una señal fuerte y poco ruido y es agradable al ojo humano, por tanto, una mejor calidad (Fenoll, 2010).

En la Tabla 1, se puede comprobar que la aplicación desarrollada como parte de este trabajo produce imágenes resultantes de la fusión PET/CT con dimensiones $512 \times 512 \times 24$. Se puede apreciar un aumento de la resolución espacial con respecto a la imagen PET. En el caso de la resolución espectral, aumenta a 24 bits por la necesidad de aplicar pseudo-coloreado a la imagen, esto provoca una mejoría en la resolución espectral tanto de la imagen PET como de la imagen CT.

Las imágenes tratadas corresponden a 2 series de 256 imágenes PET y CT del centro Nacional de Oncología y Radiología de Cuba (INOR), luego de un proceso de anonimización de los datos.

Tabla 1: Dimensiones comunes de imágenes PET y CT (Ladrón de Guevara & Pefaur, 2010).

Tipo de imagen	Dimensiones (bits)
Tomografía por Emisión de Positrones (cuerpo entero)	$168 \times 168 \times 16$
Tomografía por Emisión de Positrones (región del cuerpo)	$256 \times 256 \times 16$
Tomografía Computarizada	$512 \times 512 \times 12$

Existen varias formas de determinar la relación señal-ruido, en este trabajo, para el cálculo de ese valor se empleó la fórmula $PSNR=10\log_{10}(MAX^2/MSE)$

- MAX es el valor máximo que puede tomar un píxel. Por ejemplo, para 8 bits es 255.
- MSE es el error medio cuadrático entre la imagen de referencia y la imagen analizada.

Se seleccionaron las imágenes PET, CT y su fusión, en las posiciones correspondientes a 3 números aleatorios generados. Se calculó el PSNR para cada imagen fusionada, tomando

como referencia a sus imágenes correspondientes PET y CT. Se puede observar en la Tabla 2, que todos los valores son mayores a los valores cercanos a 13, obtenidos en (Haribabu, Hima & Satya, 2013), lo que demuestra una mayor calidad de la imagen fusionada, respecto a sus imágenes correspondientes PET y CT.

Tabla 2: Valores de PSNR de la imagen fusionada con respecto a las imágenes PET y CT (Elaborado por los autores).

	PSNR (PET/CT, CT)	PSNR (PET/CT, PET)
Imagen 1	18.06916905	21.38138676
Imagen 2	22.06248807	25.75737345
Imagen 3	21.04114939	23.44852358

Si se calcula la imagen de diferencia entre una imagen fusionada PET/CT y su imagen CT correspondiente, el histograma de esta imagen de diferencia ofrece una medida cualitativa de las diferencias entre las 2 imágenes. Un histograma estrecho indica una pequeña diferencia, mientras que uno amplio indica una diferencia significativa (James & Dasarathy, 2014). En ocasiones un histograma amplio se obtiene producto de imágenes que contienen mucho ruido, esta variante queda descartada puesto que anteriormente se demostró el bajo nivel de ruido de las imágenes mediante el PSNR.

En las Figuras 6 y 7 se observa que, en los histogramas de las imágenes de diferencia, los valores se encuentran distribuidos entre un amplio rango de frecuencias, o sea, ambos son histogramas amplios.

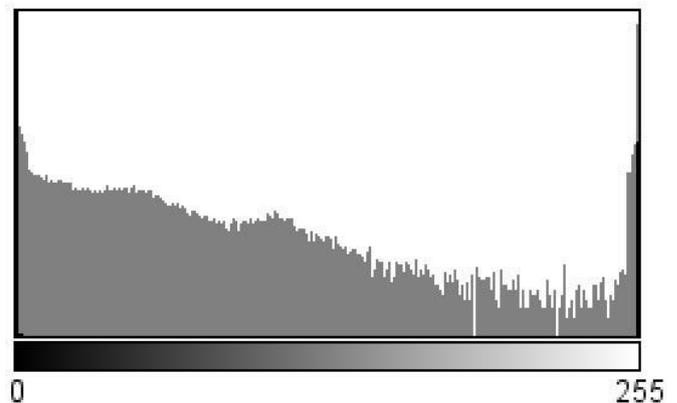


Figura 6: Histograma de la imagen de diferencia entre la imagen fusionada PET/CT y la imagen CT (Elaborado por los autores).

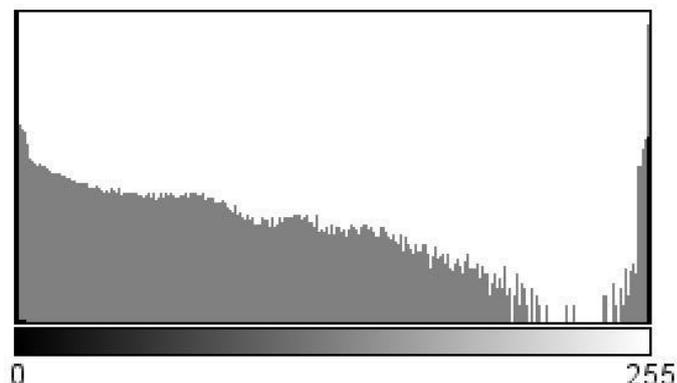


Figura 7: Histograma de la imagen de diferencia entre la imagen fusionada PET/CT y la imagen PET (Elaborado por los autores).

Lo anteriormente planteado indica que existe una diferencia cualitativamente alta, tanto entre la imagen fusionada PET/CT y la imagen CT, como entre la imagen fusionada PET/CT y la imagen PET. Esta diferencia, se interpreta como un cambio considerable entre la imagen fusionada y las imágenes independientes.

Por los elementos planteados anteriormente, es válido afirmar que la imagen fusionada PET/CT posee más calidad a partir de los parámetros evaluados anteriormente y brinda información diagnóstica teniendo en cuenta las imágenes independientes PET y CT, por tanto, contribuye a un aumento en la precisión del diagnóstico por imágenes, así como a la reducción de falsos positivos de exámenes PET.

Referente al proceso de validación, se realizó una evaluación de la calidad de las imágenes resultantes con respecto a la resolución y a la relación señal-ruido. Se demostró que las imágenes resultantes de la fusión contienen más información que las imágenes independientes de entrada.

5. Conclusiones

Se definió que el esquema de fusión basado en *Wavelet* resalta las características más prominentes de las imágenes, los bordes y las zonas de gran concentración de altas frecuencias.

Se determinó que las imágenes resultantes de la interpolación Bicúbica, a pesar de ser el procedimiento de mayor complejidad computacional, poseen mayor calidad que las de la interpolación por el Vecino Más Cercano y la interpolación Bilineal.

Se puntualizó que utilizar una *Transformada Discreta de Wavelet* distinta que la de *Haar* no aporta beneficios al proceso de fusión, a pesar de que posee la función de *Wavelet* más sencilla.

Se estableció que la media ponderada gaussiana sobre una ventana de coeficientes de tamaño cinco presentada, brinda ligeros beneficios con respecto a la calidad de las imágenes resultantes, sobre otras reglas de fusión de coeficientes.

Se implementó un componente que brinda imágenes PET/CT con una resolución espacial de 512×512 píxeles, que es notablemente mayor que la resolución de los estudios PET. Una resolución espectral de 24 bits, la cual es notablemente mayor que la de los estudios CT. Un PSNR superior a 18, este valor es superior a los obtenidos en estudios similares.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido realizado parcialmente gracias al apoyo del Centro de Informática Médica de la Universidad de las Ciencias Informáticas de la Habana y el Centro de Neurociencias de Cuba CNEURO, por el apoyo logístico y asesoría especializada en temas de Neuroinformática.

Referencias

Huang, H. K. 2010. PACS and imaging informatics: basic principles and applications. 2nd ed. Hoboken, N.J: Wiley-Blackwell. ISBN 978-0-470-37372-9.

- Nitske, W. R. 1971. The life of Wilhelm Conrad Röntgen, discoverer of the X ray. Tucson: University of Arizona Press.
- Fenoll, I.G., 2010. Aportaciones a la segmentación y caracterización de imágenes médicas 3D. Capítulo II. Imágenes Médicas, Madrid: sn.
- Calzado, A. and Geleijns, J., 2010. Tomografía computarizada. Evolución, principios técnicos y aplicaciones. Revista de Física Médica, 11.
- Martí-Climent, J.M., Velloso, M.G., Serra, P., Boán, J.F. and Richter, J.A., 2005. Tomografía por emisión de positrones con un equipo PET/TAC. Revista Española de Medicina Nuclear, 24, 60-76.
- Ladrón de Guevara, H. & Pefaur, D. R. 2010. PET/CT en cáncer pulmonar. Revista médica de Chile. 138, 1441-1450. DOI: 10.4067/S0034-98872010001200015.
- Maldonado, A., Suárez, J.P., Cuesta, F.S., Madrid, J.R., Martín, F., Alenda, J.G., Alonso, M. and Sierra, J., 2005. Aportación de la imagen PET-CT a la patología oncológica de cabeza y cuello. Acta Otorrinolaringológica Española. 56, 453-458.
- Jadvar, H., Leader, D., Pole, W.S., Bartel, T., Chen, D., Delbeke, D., Esposito, G., Graham, M., Grant, F., Herscovitch, P. and Metzger, R., 2018. SNMMI scientific delegation to Cuba. J Nucl Med, 59, p.15N.
- Kluetz, P.G., Meltzer, C.C., Villemagne, V.L., Kinahan, P.E., Chander, S., Martinelli, M.A. and Townsend, D.W., 2000. Combined PET/CT imaging in oncology: impact on patient management. Clinical Positron Imaging, 3, 223-230. DOI: 10.1016/S1095-0397(01)00055-3
- Vaishali P. & kinjal M. 2013. A Review on Different Image Interpolation Techniques for Image Enhancement. International Journal of Scientific Engineering and Applied Science (IJSEAS). 3.
- Shreyas F. 2014. Image Interpolation Techniques in Digital Image Processing: An Overview. Journal of Engineering Research and Applications. 4, 70-73.
- Singh Yadav, R.N. & Agarwal H. 2015. Medical Image Fusion Using Wavelet Transform. International Journal of Scientific Engineering and Applied Science (IJSEAS).1. DOI: 10.1109/CSNT.2012.36
- Candmes, E. J. & Donoho, D. L.1999. Ridgelets: The key to higher dimensional intermittency. DOI: 10.1098/rsta.1999.0444
- Candmes, E. J. & Donoho, D. L. 2000. Curvelets A surprisingly effective non adaptive representation for objects with edges. Saint-Malo Proceedings.
- Espada, L., Sanjurjo, M., Urrejola, S., Bouzada, F., Rey, G. & Sanchez, A. 2003. Ventajas del análisis Wavelet sobre el análisis de Fourier para la interpretación del ruido electroquímico. Revista de metalurgia. 39, 72-79.
- Gonzalez-Audicana, M., Saleta, J.L., Catalan, R.G., Garcia, R., 2004. Fusion of multispectral and panchromatic images using improved IHS and PCA mergers based on wavelet decomposition. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 42, 1291-1299. DOI: 10.1109/TGRS.2004.825593
- Zhang, Y., Hong, G., 2005. An IHS and wavelet integrated approach to improve pan-sharpening visual quality of natural colour IKONOS and Quick Bird images. Information Fusion 6, 225-234. DOI: 10.1016/j.inffus.2004.06.009
- López, F., Verdú, R., Naranjo, V., Morales, J., González, P. & Larrey, J. 2012. Registro variacional de imágenes con contraste de TC de hígado: implementación eficiente y efecto de la interpolación.
- Graps, A. 1995. An Introduction to Wavelets. IEEE Computational Science and Engineering. 2. DOI: 10.1109/99.388960
- Marín, A. 2013. Implementación y Evaluación de Algoritmos de Fusión de Imágenes en el contexto de las Imágenes Médicas. Universidad Politécnica de Cartagena
- Daza, A.P., Parra, J.F. and Espinosa, L.M., 2016. Metodología de representación de software orientada al desarrollo ágil de aplicaciones: Un enfoque arquitectural. Revista Electrónica Redes De Ingeniería, 7.
- Haribabu, M., Hima, B. & Satya, K. P. 2013. A New Approach of medical image fusion using discrete wavelet transform. ACEEE Int. J. on Signal & Image Processing. 4. DOI: 01. IJSIP.4.2.
- James, A.P. and Dasarathy, B.V., 2014. Medical image fusion: A survey of the state of the art. Information Fusion, 19, 4-19. DOI: 10.1016/j.inffus.2013.12.002Get