

MEDIDA DE SIMILITUD COMBINADA PARA EL REGISTRO Y FUSIÓN DE IMÁGENES

Francisco Javier Rodrigo Saura, Juan Morales Sánchez, Jose Luis Sancho Gómez

Departamento de las Tecnologías de la Información y las Comunicaciones

Universidad Politécnica de Cartagena

e-mail: fjrodrigo@hotmail.com; juan.morales@upct.es; josel.sancho@upct.es

Abstract— The aim of this paper is to present a combined similarity measure for non-rigid image registration and fusion based on normalized cross correlation and mean square difference. Many similarity measures are used to image registration, but there is not a single measure that can produce best results on all images. The use of combined similarity measures allows conjugating the detection properties of involved measures. The combined similarity is used to multimodal medical image registration with a voxel based property method. For that purpose, firstly, the algorithm compute the pixel intensity relation between images to register with a non-linear estimation method based on radial basis functions using joint grey value histogram. Then, non-rigid motion estimation method based on fuzzy models is used to image registration. The transparency technique is used to fuse the images. Multimodal registration of a computed tomography image and a positron emission tomography image with non-rigid motion are presented.

I. INTRODUCCIÓN

El registro de imagen es el proceso de cálculo de la correspondencia entre dos o más imágenes de una misma escena tomadas generalmente en tiempos diferentes, desde distintas orientaciones y/o captadas por varios tipos de sensores. Esta es una operación realmente necesaria en muchas tareas de procesado y análisis de imágenes. Especial atención merece el registro de imágenes médicas donde las informaciones específicas de cada tipo de imagen (modalidad) se combina y fusionan en una sola aumentando así la capacidad, por parte del clínico, de mejorar la diagnosis. Por ejemplo, un buen registro y fusión de una imagen de tomografía computerizada (CT, "Computed Tomography") con una imagen de tomografía por emisión de positrones (PET, "positron emission tomography") se traduce en una aportación de información adicional de una modalidad respecto a la otra; en este caso, a la información de tipo funcional que aporta la imagen PET, se le añade la información anatómica detallada disponible en la imagen CT,[1]. En el registro de imagen, la precisión de los resultados depende de la medida de similitud empleada. Gracias a ésta, se realizan las correspondencias entre las imágenes completas o entre bloques de ellas. A grandes rasgos, las distintas medidas de similitud empleadas hoy día se pueden dividir en dos conjuntos: medidas basadas en niveles de intensidad y medidas basadas en la teoría de la información. Medidas como la suma de las diferencias absolutas, el coeficiente de correlación cruzada y medidas basadas en distancias geométricas son ejemplos de medidas del primer conjunto, mientras que la información mutua lo es del segundo, [2]. En [3], se introducen

dos nuevas medidas de similitud, una basada en la divergencia de Jensen y la otra en la entropía de Tsallis-Havrda-Charvát; se trata de dos medidas basadas en la teoría de la información. No existe una única medida de similitud que sea la mejor, por lo que la búsqueda de una medida apropiada para cada caso sigue constituyendo un punto central de investigación en el procesado digital de imagen. En este artículo, se presenta una medida de similitud combinada y basada en los niveles de intensidad.

El artículo se estructura de la siguiente forma. En la Sección 2, se presenta la medida de similitud propuesta; en la Sección 3, se describe el algoritmo de registro de imagen multimodal que conjuga una estimación de movimiento no rígido con modelos difusos; la estimación de movimiento está, a su vez, basada en una estimación no lineal de la relación del nivel de intensidad de pixel en ambas imágenes. La Sección 4 muestra el registro de imágenes CT y PET obtenido con la medida de similitud presentada. Por último, se concluye el artículo con una breve discusión del método propuesto y con las referencias utilizadas en este trabajo.

II. MEDIDA DE SIMILITUD COMBINADA

A. Medida de similitud propuesta

La nueva medida de similitud que se presenta se basa en la correlación cruzada normalizada y en la diferencia cuadrática media. Esta combinación permite conjugar las propiedades de detección asociadas a cada medida. La correlación cruzada normalizada es especialmente resistente a algunas diferencias de intensidad entre las imágenes. Esto quiere decir que mientras las diferencias en intensidad entre píxeles aumente o disminuya conjuntamente, el coeficiente de correlación seguirá siendo elevado. Además, la correlación cruzada normalizada también es robusta al ruido. Sin embargo, presenta cierta debilidad cuando existe cierta rotación entre las imágenes. En este caso, la diferencia cuadrática media presenta mejores prestaciones.

El resultado es una nueva imagen con dimensiones $[2N + 1 \times 2N + 1]$, donde N es el tamaño de la imagen. Esta medida es útil con imágenes completas o bloques de la imagen.

Sean I_1 e I_2 dos imágenes. Vamos a obtener la correspondencia entre todos los píxeles de ambas imágenes. Para cada píxel (x', y') en la imagen I_1 y (x, y) en la I_2 , se calcula la medida de similitud empleando bloques centrados en los píxeles (x', y') y (x, y) como sigue:

$$\gamma(x, y) = \frac{r(x, y)}{1 + \kappa d(x, y)} \quad (1)$$

donde κ es una constante positiva que denota la importancia de la diferencia cuadrática media, $d(x, y)$, y $r(x, y)$ es la correlación cruzada normalizada. Esta y la diferencia cuadrática media se calculan de la siguiente manera:

$$r(x, y) = \frac{\frac{1}{2L+1} \sum_{i,j=-L}^L (I_1^{x'y'}(i, j) - m_1^{x'y'}) (I_2^{xy}(i, j) - m_2^{xy})}{c_1^{x'y'} c_2^{xy}} \quad (2)$$

$$d(x, y) = \frac{\frac{1}{2L+1} \sum_{i,j=-L}^L (I_1^{x'y'}(i, j) - I_2^{xy}(i, j))^2}{(c_1^{x'y'})^2} \quad (3)$$

donde $I_1^{x'y'}$ e I_2^{xy} son bloques de píxeles de anchura $(2L+1)$ centrados en los píxeles (x', y') y (x, y) de las imágenes I_1 e I_2 , respectivamente, y $m_1^{x'y'}$, $c_1^{x'y'}$, m_2^{xy} y c_2^{xy} son el valor medio y la desviación típica de los bloques respectivos calculados según:

$$m_1^{x'y'} = \frac{1}{2L+1} \sum_{i,j=-L}^L I_1^{x'y'}(i, j), \quad (4)$$

$$c_1^{x'y'} = \sqrt{\frac{1}{2L+1} \sum_{i,j=-L}^L (I_1^{x'y'}(i, j) - m_1^{x'y'})^2}, \quad (5)$$

El tamaño de los bloques puede ser igual o no. La medida de similitud es un cuadrado de lado $(2L_2+1)$ píxeles, donde L_2 es el tamaño del bloque en la imagen 2. Finalmente, la medida de similitud se umbraliza como sigue:

$$\rho(\mathbf{x}) = \begin{cases} \gamma(x, y), & \text{si } \gamma(x, y) > \lambda \\ 0, & \text{si } \gamma(x, y) \leq \lambda \end{cases} \quad (6)$$

donde el umbral $0 < \lambda < 1$ se usa para descartar valores bajos de similitud. La imagen resultante se llama Mapa de Similitud.

III. MÉTODO DE REGISTRO MULTIMODAL Y FUSIÓN

El método propuesto para registro de imagen multimodal y fusión de imagen se divide en dos etapas. Primero se calcula la relación entre las intensidades de píxel de las imágenes a registrar con un método de estimación no lineal basado en funciones de base radial mediante el histograma conjunto de niveles de gris. Esta relación se utiliza para modificar los niveles de gris de ambas imágenes. La segunda etapa realiza el registro de imagen mediante el método de estimación de movimiento no rígido basado en modelos difusos.

A. Ajuste no lineal de la relación de intensidades de píxel

Dado que la fuente de las imágenes a registrar es diferente, se necesita conocer su relación entre las intensidades de píxel para poder encontrar la correspondencia espacial entre ambas imágenes. Para obtener esta relación se efectúa un ajuste no lineal del histograma conjunto de niveles de gris. El ajuste se realiza mediante funciones de base radial. El primer paso consiste en obtener el histograma conjunto de niveles de gris, contabilizando para ello el número de ocurrencias de cada pareja de niveles de gris. Este histograma se umbraliza posteriormente, y tratándolo como si de una imagen se tratase, se procesa mediante operadores morfológicos de dilatación y erosión realizando una operación de cierre. El objetivo de este procesado es eliminar las combinaciones con un número escaso de ocurrencias, que no proporcionan información significativa, para así, tener en cuenta sólo los niveles de gris de mayor probabilidad. Entonces se etiqueta cada una de las regiones presentes en el histograma procesado. Después, para cada región etiquetada por separado, se procede a promediar los valores en vertical —niveles de gris de $I_2(x, y)$ — para cada uno de los valores en horizontal —niveles de gris de $I_1(x, y)$, obteniendo una curva única y equivalente al histograma conjunto procesado. Para obtener la relación matemática de intensidades de píxel, se aplica el método no lineal basado en funciones de base radial. Se obtienen dos nuevas imágenes con las intensidades de píxel calculadas. Cada nueva imagen corresponde a la primera y segunda imagen con las intensidades de píxel evaluada de acuerdo a la relación de intensidades de píxel final.

En este artículo se utilizará el método presentado para registrar imágenes de CT y de PET. Así, la primera imagen es de CT y la segunda es una imagen de PET. Estas imágenes se procesarán como se ha comentado para obtener dos imágenes de niveles de gris modificados y de acuerdo a la estimación no lineal que se realice del histograma conjunto. Las imágenes de CT y de PET con niveles de gris modificados se utilizarán en la fase de estimación de movimiento no rígido que se describe a continuación.

B. Algoritmo de estimación de movimiento no rígido

El algoritmo de estimación de movimiento no rígido se presenta en [4], [5]. El objetivo de este método es estimar la correspondencia espacial entre pares de imágenes que contienen movimiento no rígido. El método se puede descomponer en dos etapas de procesado:

- 1) Estimación del emparejamiento difuso. Esta fase utiliza la medida de similitud presentada en la sección anterior. El objetivo de esta fase es calcular y parametrizar para cada píxel de una rejilla regular de la primera imagen la zona de la segunda imagen que es más similar. Se necesita definir el tamaño del bloque en la imagen original y el tamaño de la región de búsqueda en la segunda imagen (imagen con movimiento no rígido) para obtener el mapa de similitud. Posteriormente el campo de movimiento con la similitud más alta se parametriza como modelos punto, línea curva o indeterminado.

- 2) Regularización mediante modelos deformables: esta fase convierte la información difusa de cada píxel en vectores de correspondencia numéricos. Esto se consigue mediante interpolación no uniforme y aplicación de restricciones, un proceso iterativo que consiste en un filtrado no lineal discreto de mínima energía restringido a los modelos paramétricos de cada píxel.

C. Fusión de imágenes

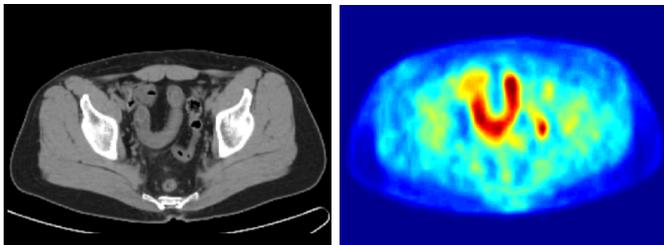
Para conseguir la visualización conjunta se aplica la técnica de la transparencia [6], donde se selecciona el canal de transparencia de acuerdo a la siguiente ecuación:

$$[r, g, b]_{fusion} = \alpha [r, g, b]_{CT} + (1 - \alpha) [r, g, b]_{PET} \quad (7)$$

donde r , g y b son los canales de rojo, verde y azul respectivamente de la imagen fusionada. El valor del factor α puede estar entre 0 y 1. Si $\alpha = 0$ solamente se visualiza la imagen de PET y si $\alpha = 1$ solamente se representa la imagen de CT.

IV. RESULTADOS

Para la obtención de los resultados presentados se ha utilizado el método propuesto para el registro de imágenes de CT y PET, donde son $I_1(x, y)$ y $I_2(x, y)$ son las imágenes de CT y PET respectivamente. El tamaño de ambas imágenes es de 540×720 píxeles. Ambas imágenes se muestran en la Fig. 1. El tamaño del bloque de la imagen $I_1(x, y)$ buscado en $I_2(x, y)$ se fija en 5×5 , mientras que la distancia de búsqueda en la imagen $I_2(x, y)$ es 7×7 , lo que produce un tamaño de 15×15 en el mapa de similitud. Los valores prácticos para las constantes κ y λ son 0.3 y 3.0 respectivamente.



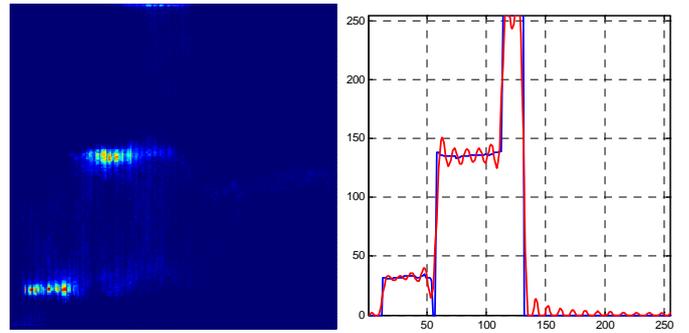
(a) Imagen de CT, $I_1(x, y)$.

(b) Imagen de PET, $I_2(x, y)$.

Fig. 1. Imagen de CT $I_1(x, y)$ (izquierda), imagen de PET $I_2(x, y)$ (derecha).

Como se puede observar en Fig. 1 los niveles de gris de las mismas regiones en ambas imágenes es diferente, por lo que antes de utilizar un algoritmo de estimación de movimiento que involucre una medida de similitud basada en los niveles de gris será necesario procesar ambas imágenes ajustando dichos niveles de gris y eliminando los de menos probabilidad. Este hecho justifica la utilización de la fase de ajuste no lineal de la relación de intensidades de píxel.

En primer lugar, se calcula el histograma conjunto de niveles de gris contabilizando el número de ocurrencias de cada pareja de niveles de gris, y entonces se procesa dicho histograma hasta obtener una aproximación no lineal del mismo. El histograma y su aproximación se representan en la Fig. 2.

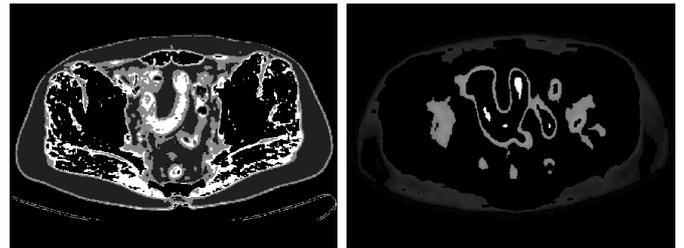


(a) Histograma de niveles de gris calculado.

(b) Aproximación no lineal del histograma (azul) y aproximación no lineal basada en funciones de base radial (rojo).

Fig. 2. Histograma de niveles de gris calculado (izquierda) y su estimación no lineal (derecha-azul) y su estimación no lineal basada en funciones de base radial (derecha-rojo).

Con la nueva relación de intensidades de píxel matemática obtenida con funciones de base radial las imágenes de CT y PET se transforman modificando la intensidad de sus píxeles de acuerdo a este nuevo histograma. Ambas imágenes, $I'_1(x, y)$ y $I'_2(x, y)$, se representan en la Fig. 3.



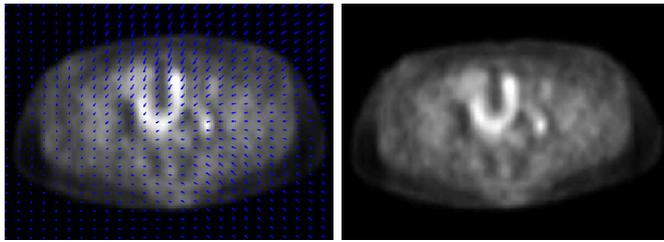
(a) Imagen de CT transformada $I'_1(x, y)$.

(b) Imagen de PET transformada $I'_2(x, y)$ después de la estimación no lineal de la intensidad de píxel.

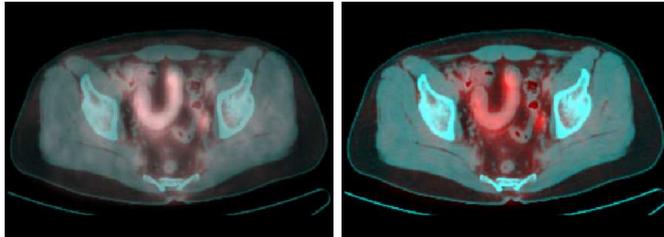
Fig. 3. Imagen de CT transformada $I'_1(x, y)$ (izquierda) e imagen de PET transformada $I'_2(x, y)$ (derecha), después de la estimación no lineal de la intensidad de píxel.

Los píxeles de la imagen de CT tendrán un nivel de gris de valor comprendido en el intervalo $[10, 140]$, mientras que la imagen de PET tendrá básicamente 3 niveles de gris, de manera que el proceso realizado es equivalente a una segmentación por los niveles de gris.

Las imágenes $I'_1(x, y)$ y $I'_2(x, y)$ se utilizan con el algoritmo de estimación de movimiento no rígido para obtener el registro de las imágenes iniciales. Primero, el algoritmo calcula el mapa de similitud y el campo de emparejamiento de más alta similitud se parametriza mediante modelos difusos. Con la regularización paramétrica difusa se calculan los vectores de movimiento. Finalmente, la imagen $I_2(x, y)$ con movimiento no rígido se deforma con los vectores de movimiento. Se utiliza la técnica de la transparencia con diferentes valores del factor α para fusionar ambas imágenes. La imagen $I_2(x, y)$ se deforma con los vectores calculados y la imagen deformada y los resultados de la fusión se representan en la Fig. 4.



(a) Imagen de PET $I_2(x, y)$ con los vectores de movimiento calculados. (b) Imagen deformada.



(c) Imágenes fusionadas con factor de transparencia $\alpha = 0, 5$. (d) Imágenes fusionadas con factor de transparencia $\alpha = 0, 1$.

Fig. 4. Imagen de PET $I_2(x, y)$, imagen deformada e imágenes fusionadas.

V. CONCLUSIONES

En este trabajo se presenta una nueva medida de similitud de imágenes basada en la intensidad de los niveles de gris. Este medida se utiliza para registro de imagenes multimodales, aunque no está limitada a ser utilizada con imágenes intramodales. El método propuesto se divide en dos etapas. La primera etapa calcula un aproximación no lineal de la relación de intensidades de píxel. La segunda etapa registra las imágenes con un algoritmo de estimación de movimiento no rígido. Se muestra un registro con un par de imágenes de CT y PET obtenido con el método propuesto.

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo ha sido financiado por el Ministerio de Ciencia y Tecnología a través del proyecto TIC2002-03033. Las imágenes utilizadas para la obtención de los resultados mostrados en este trabajo son cortesía de *MedPix Medical Database*.

REFERENCIAS

- [1] C. Studholme, Derek L. G. Hill, , and D. J. Hawkes. Automated three-dimensional registration of magnetic resonance and positron emission tomography brain images by multiresolution optimization of voxel similarity measures. *Medical Physics*, 24(1):25–35, January 1997.
- [2] L. Ding, A. Goshtasby, and M. Satter. Volumetric image registration by template matching. *Image and Vision Computing*, 19:821–832, 2001.
- [3] A. Bardera, M. Feixas, and I. Boada. Normalized similarity measures for medical image registration. *SPIE International Symposium in Medical Imaging*, February 2004.
- [4] J. Morales, R. Verdú, R. Berenguer, and L. Weruaga. Non-rigid motion estimation based on fuzzy models. In *IEEE International Conference on Digital Signal Processing DSP'02*, pages 559–562, Santorini, Greece, 2002.
- [5] J. Morales, R. Verdú, R. González, and L. Weruaga. Fuzzy non-rigid motion estimation robust to rotation. In *IEEE International Conference on Image Processing ICIP'04*, pages 1489–1492, Singapore, 2004.
- [6] T. Porter and T. Duff. Compositing digital images. *Computer Graphics*, 18(3):253–255, 1984.