

ESTIMACION DE MOVIMIENTO NO RIGIDO MEDIANTE MODELOS DIFUSOS

Juan Morales Sánchez Rafael Verdú Monedero Luis Weruaga Prieto

Rafael Berenguer Vidal

Dpto. de Tecnologías de la Información y las Comunicaciones
Universidad Politécnica de Cartagena

Dpto. Telecomunicaciones
Universidad Católica Murcia

juan.morales@upct.es rafael.verdu@upct.es luis.weruaga@upct.es

rberenguer@pdi.ucam.edu

ABSTRACT

Image matching of deformable structures has captured great attention in image processing, and specially in the medical field. This paper proposes a method that faces the ill-posed nature of this problem, by using a cluster-sized similarity cost function, the ambiguity in each similarity map is described by a fuzzy parametric model, and, finally, a spatially non-uniform fuzzy interpolation is used to translate the parametric info into a set of matching field vectors. The method obtains the spatial matching between the two images in a global spatial extent and with sub-pixel accuracy. Results of the method on real images and high non-rigid artificial deformation proves the validity of the approach. Its extension to a volumetric approach is also suggested.

1. INTRODUCCIÓN

Las transformaciones necesarias para la representación del movimiento deformable conducen generalmente a problemas mal condicionados, de forma que se requieren restricciones adicionales para alcanzar una solución cercana a la real. Habitualmente las restricciones se contemplan incorporando al método de estimación de movimiento el conocimiento a priori sobre las características de la deformación, restringiendo así el espacio de posibles soluciones [2]. Para ello, la opción más utilizada son las técnicas de regularización donde se minimiza una energía potencial, que controla la deformación, junto con una función de coste que describe diferencias de la imagen.

Se propone aquí un método novedoso para estimar la correspondencia espacial entre pares de imágenes. El objetivo de este método es parametrizar el campo de movimiento de cada uno de los píxeles o nodos pertenecientes a una determinada rejilla uniforme definida sobre la imagen. Este ámbito de movimiento, calculado mediante una función de coste local de semejanza, incluye generalmente un área grande de varios píxeles, que representaremos a través de un modelo paramétrico difuso. Posteriormente, mediante interpolación espacial difusa y no uniforme se convierten los datos paramétricos a un sistema de referencia de *vectores de movimiento* (VM) que relacionan ambas imágenes con una precisión inferior al tamaño del pixel. El método es capaz de seguir altas deformaciones no lineales.

2. ESTIMACIÓN DE MOVIMIENTO NO RIGIDO

El método propuesto consta de dos etapas consecutivas:

1. Estimación del movimiento o emparejamiento entre imágenes de forma difusa. Este paso hace uso de una función de coste de semejanza y de un bloque de comparación de tamaño muy reducido. A diferencia de los algoritmos clásicos de *block-matching*, en los cuales se toman decisiones drásticas, el objetivo en este proceso es ampliar la zona de ambigüedad en la correspondencia entre píxeles, para parametrizar posteriormente la zona con el nivel de parecido más alto. En la mayoría de los casos esta zona tiene una forma de punto o de línea curva, aunque a veces el resultado es amorfo. Cada uno de estos casos conduce a un modelo paramétrico difuso diferente.
2. Regularización paramétrica difusa. Esta fase transforma la información difusa de cada pixel en un sistema de VM numéricos que emparejan perfectamente ambas imágenes. Estos VM se obtienen gracias a una interpolación espacial difusa y no uniforme, un proceso iterativo que consiste en un filtrado lineal discreto de entropía mínima, restringido por los modelos paramétricos estimados para cada pixel.

3. ESTIMACIÓN DIFUSA DE LA CORRESPONDENCIA ESPACIAL

El objetivo de esta fase es calcular y parametrizar para cada pixel de una rejilla uniforme definida sobre la primera imagen la zona con mayor parecido en la segunda imagen. Este proceso tiene 3 claves principales:

- La función de coste de semejanza, que es compromiso entre la correlación entre bloques y su diferencia. Los bloques comparados son muy pequeños (3-5 píxeles de anchura),
- El resultado de la evaluación del coste es un mapa de semejanza que refleja el parecido entre ambas imágenes en la vecindad de cada pixel,
- El mapa de la semejanza suele contener muchos píxeles de alto grado de parecido (todos ellos son candidatos probables); esta ambigüedad se resuelve ajustando un modelo paramétrico a dicho mapa de semejanza, cuyo resultado es una estimación difusa del movimiento.

El cálculo de la correspondencia supone una clara diferencia respecto a los algoritmos clásicos de *block-matching*: aquí las dimensiones del bloque son muy reducidas. Esto conduce a una

mayor ambigüedad en el emparejamiento espacial y, por otra parte, a un aumento de la capacidad de seguimiento del movimiento flexible.

4. REFINAMIENTO DE LA SOLUCIÓN DIFUSA

La fase anterior estima la deformación entre las dos imágenes como información paramétrica difusa, lo que restringe más o menos la zona de correspondencia según el modelo asociado a cada pixel. Puesto que el objetivo del problema es obtener la información espacial que relacione las imágenes de una manera directa y explícita, es necesario convertir la solución difusa en un conjunto de VM o cualquier otro tipo de soporte. La solución propuesta en este caso es utilizar un método de regularización basado en un procedimiento iterativo que combine el filtrado lineal discreto 2D y la aplicación de las restricciones proyectando sobre los modelos paramétricos. Este proceso es equivalente a una interpolación espacial difusa no uniforme. La solución alcanzada, plasmada en un conjunto de VM 2D tiene dispersión mínima. Llamaremos $v_x(x,y)$ y $v_y(x,y)$ a las coordenadas de los dos VM correspondiente al pixel (x,y) .

4.1. Interpolación de baja energía de curvatura

Algunos métodos de regularización se basan en un filtrado discreto iterativo de los VM con diversos tipos de núcleos, por ejemplo gaussianos [1]. En este trabajo se propone utilizar un núcleo que minimice la energía de curvatura de los VM, es decir su segunda diferencia. En el caso 2D, el núcleo de filtrado se define como el pseudo-inverso de la energía de la curvatura, donde aparecerá una constante que determina la frecuencia de corte del filtro paso-bajo. Cuanto más grande sea dicha constante más grande será la frecuencia de corte, y por tanto más grande la capacidad de seguir un gran movimiento deformable, pero más lenta será la velocidad del proceso. Este filtrado iterativo ha sido implementado mediante el eficiente algoritmo FFT.

4.2. Aplicación paramétrica de restricciones

Además de la minimización de la energía de curvatura global, resultante del filtrado lineal en cada iteración y para cada pixel (x,y) , se imponen a los valores de los VM de cada pixel ($v_x(x,y)$, $v_y(x,y)$) las restricciones del modelo paramétrico correspondiente. La restricción se consigue proyectando los VM sobre el modelo para cada pixel. Dependiendo del modelo,

- Si el modelo es un *punto*, el VM es sustituido por dicho punto de correspondencia exacta, (p_x, p_y) ,
- Si el modelo es una *línea curva*, el VM que corresponda es sustituido por su proyección sobre la curva,
- Si el modelo es *indefinido*, el VM, $(v_x(x,y), v_y(x,y))$ se mantiene sin modificación.

El problema de proyectar un punto sobre una parábola tiene solución analítica, y también se puede obtener numéricamente por medio de un algoritmo del gradiente. Para el caso de otras cuádricas es inevitable la resolución de forma numérica, ya que no existen expresiones cerradas.

5. RESULTADOS

El método para estimar la correspondencia espacial entre un par de imágenes se ha probado haciendo uso de una deformación sintética sobre la imagen de *Lenna*, así como sobre una imagen patrón (rejilla regular). La misma deformación se aplicó a ambas imágenes. En la figura 1 se muestran los resultados alcanzados con el método propuesto. En [3] se pueden encontrar los resultados del método aplicado sobre imágenes médicas.

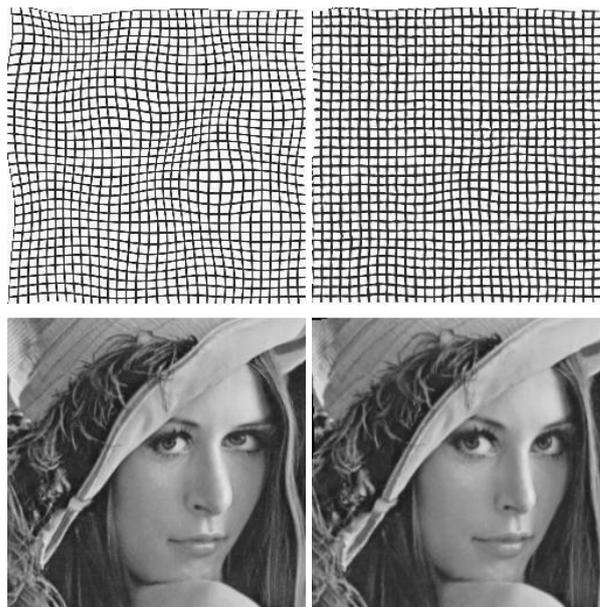


Figura 1. De arriba a abajo y de izquierda a derecha: Rejilla deformada sintéticamente; *Lenna* deformada sintéticamente; Rejilla compensada con movimiento estimado; *Lenna* compensada con movimiento estimado.

6. CONCLUSIONES

El método propuesto consigue una estimación de movimiento deformable con precisión subpixel. El método se ha probado con éxito en imágenes reales y con una alta deformación artificial no lineal. La extensión de este método al caso 3D es también factible y se encuentra en fase de desarrollo.

7. REFERENCIAS

- [1] F.L. Bookstein, "Landmark methods for forms without landmarks: morphometrics of group differences in outline shape", *Medical Image Analysis*, 1 (3), 1997.
- [2] J.-P. Thirion: "Image Matching as a diffusion process: an analogy with Maxwell's demons", *Medical Image Analysis*, 2 (3), 1998.
- [3] J. Morales, L. Weruaga, et al.: "Automatic Contour Determination of Moving Volumes in the Thoracic Area for Radiotherapy Planning.", *6th Biennial ESTRO Meeting*, Sevilla (E), 2001.