

## Segmentación automática de vejigas en IRM dinámicas mediante contornos activos

Rafael Namías<sup>1</sup>, Marc-Emmanuel Bellemare<sup>2</sup> y Mariana del Fresno<sup>3</sup>

<sup>1</sup> CIFASIS, AMU-UNR, Rosario, Argentina

<sup>2</sup> LSIS-AMU, Marsella, Francia

<sup>3</sup> PLADEMA y CIC-PBA, UNCPBA, Tandil, Argentina  
[namias@cifasis-conicet.gov.ar](mailto:namias@cifasis-conicet.gov.ar)

**Resumen.** Las imágenes de resonancia magnética dinámicas son empleadas usualmente por los especialistas para el estudio de prolapso en los principales órganos de la pelvis. El análisis de la dinámica de dichos órganos junto con marcadores anatómicos pueden contribuir al desarrollo sistemas de asistencia al diagnóstico y tratamiento, para lo cual es de interés delimitar dichos órganos de manera eficiente y con la mínima interacción posible.

En este trabajo se propone un método para la segmentación automática de la vejiga, uno de los principales órganos pélvicos, a través de las secuencias temporales de imágenes. El método consta de tres pasos: pre-procesamiento, para mejorar el rango dinámico de la secuencia de imágenes; determinación de regiones candidatas dentro del primer cuadro por análisis morfológico y, finalmente, la segmentación de toda la secuencia mediante un algoritmo híbrido volumétrico, denominado RG-Snakes, basado en crecimiento de regiones y contornos activos. Los resultados obtenidos sobre imágenes de IRM<sub>d</sub> fueron comparados contra segmentaciones de referencia realizadas por especialistas, mostrando un alto factor de coincidencia en su gran mayoría.

### 1 Introducción

El prolapso de los órganos de la cavidad pelviana afecta a una parte importante de la población de edad avanzada. Estudios epidemiológicos refieren que un tercio de la población femenina en general, y el 60% de las mujeres que tiene más de 60 años en los países occidentales, sufren de estos trastornos. La fisiopatología de esta disfunción es compleja y poco conocida, lo que vuelve delicada la elección del tratamiento y más aún la decisión de realizar una intervención quirúrgica [1].

Durante la última década, los avances sobre la tecnología de imágenes por resonancia magnética (IRM) han facilitado el desarrollo e integración de las IRM dinámicas (IRM<sub>d</sub>) para el diagnóstico de pacientes con desórdenes en el suelo pélvico. Una IRM<sub>d</sub> muestra el movimiento del suelo pélvico y los órganos, proveyendo información funcional sobre ligamentos, lesiones musculares y disfunciones. El contraste proporcionado por la modalidad T2 de IRM, brinda una excelente visualización de la

vejiga, vagina, intestinos y recto con una mínima preparación además de una visualización directa de la musculatura del suelo pélvico [2].

Las IRM pélvicas se adaptan convenientemente para el estudio de la movilidad de los órganos pélvicos durante esfuerzos defecatorios simulados en adquisiciones tipo IRMd. Estas imágenes, también denominadas 2D+t, constan de una secuencia compuesta por IRM 2D, repetidas a intervalos de tiempo cortos, sobre el plano sagital medio, el cual debe contener (desde adelante hacia atrás): el pubis, la uretra, la vagina, el útero (si está presente) y la unión ano-rectal. Se capturan típicamente a razón de una imagen por segundo durante la prueba de esfuerzo.

Las secuencias de IRMd son empleadas por los especialistas para diagnosticar problemas de prolapso en los principales órganos de la pelvis. El análisis de la dinámica de dichos órganos junto con marcadores anatómicos podrían proveer la suficiente información para desarrollar sistemas de asistencia al diagnóstico (CAD), que permitan asistir a los profesionales durante su tarea. Por este motivo, surge la necesidad de delimitar dichos órganos de manera eficiente y con la mínima interacción posible.

En trabajos previos se proponen algunos enfoques para la segmentación de órganos de la cavidad pélvica, aunque las propuestas son escasas. Así, por ejemplo, Pimenta et al. [3] en su trabajo de reconstrucción de modelos tridimensionales de órganos pélvicos, utilizan paquetes propietarios de software para segmentar, corte a corte, la vejiga de manera automática en IRM axiales. Para el resto de las estructuras, realizan una segmentación manual, destacando que la tarea es tediosa y que cualquier esfuerzo en su automatización sería de valiosa ayuda en el área. Garnier et al. [4] desarrollaron un método basados en contornos activos para segmentar la vejiga en estudios de IRM volumétricos, sin embargos este necesita de una inicialización manual. Finalmente, Shi et al. [5] proponen un algoritmo para estudios de Tomografía Axial Computada (TAC) que automáticamente permite segmentar la vejiga corte por corte; sin embargo, se trata de otra modalidad de imágenes y requiere de proveer al algoritmo un corte sobre el plano axial donde el área de la vejiga es significativa.

Este trabajo propone un novedoso proceso para segmentar de manera automática la vejiga a través de las secuencias temporales de imágenes. El método consta de tres pasos. El primero contempla una etapa de pre-procesamiento que mejora el rango de intensidades de la secuencia completa de imágenes. En el segundo paso se emplea conocimiento previo de las IRM para encontrar regiones candidatas dentro del primer cuadro, que luego se filtran a partir de un análisis morfológico obteniendo la zona deseada de la vejiga. El resultado de esta etapa brinda información para iniciar la etapa de segmentación de toda la secuencia mediante un algoritmo híbrido volumétrico, denominado RG-Snakes, que consta de una técnica de crecimiento de regiones y otra de superficies activas o snakes. De esta manera, se simplifica la tarea de seguimiento a través del tiempo, considerando la dimensión temporal como la tercera componente espacial z.

En la Sección 2 se detallan las propiedades de los datos médicos y la anatomía que concierne al problema del prolapso. La Sección 3 describe los métodos que se emplean en el proceso de detección automática de la vejiga. Continuando, la Sección 4 muestra los resultados del experimento, los cuales se discuten en la Sección 5. Finalmente, la Sección 6 menciona las conclusiones del trabajo.

## 2 Materiales y métodos

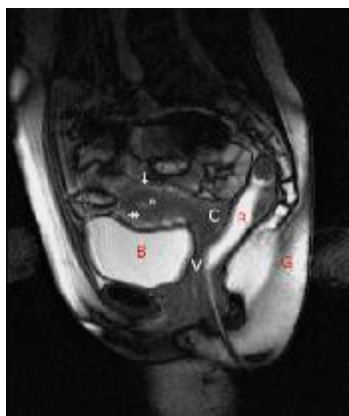
En esta sección se describen las características de los datos médicos a procesar, así como también el método propuesto para detectar y segmentar de manera automática la vejiga en IRM.

### 2.1 Imágenes médicas

Existen distintos tipos de IRM según el fenómeno que domine en su formación. A las adquisiciones diferenciadas se las denomina potenciaciones, ya que se deben a la modificación de distintos parámetros para potenciar un determinado efecto, a fin de maximizar el contraste entre tejidos específicos.

En la modalidad T2 de IRM, tanto el tejido graso como el agua tienen una alta intensidad de señal. La Fig. 1 muestra un corte de IRM donde se puede apreciar cómo la zona de la vejiga y el recto adquieren tonalidades claras. El protocolo de adquisición contempla la utilización de un líquido de contraste para el recto, por lo cual se observa una alta intensidad de señal. El tejido graso en la parte anterior y posterior del corte contempla las zonas de mayor nivel de intensidad. La paciente se encuentra con la vejiga completa al momento de realizar el estudio.

Los especialistas describen que el rango temporal de importancia dentro de las adquisiciones abarca los primeros 12 cuadros [6]. Típicamente, en una adquisición de IRM se obtienen hasta 19 cuadros. Sin embargo, en los cuadros finales de la secuencia, el movimiento de los órganos de interés ya es escaso. La Fig. 2 exhibe los primeros 12 cuadros de una IRM en corte sagital medio, donde se aprecia que la mayor variación de la posición de los órganos se encuentra en los primeros 6.



**Fig. 1.** Imagen sagital T2 en la línea media de la pelvis de una paciente. La anatomía del útero se distingue claramente, teniendo alto nivel de señal en el endometrio (punto) y señal baja en la zona de unión (doble flecha). El miometrio exterior demuestra un nivel medio de intensidad de señal, justo en medio de las otras dos capas uterinas (flecha vertical). C: Cérvix, B: Vejiga, R: Recto, G: Grasa y V: Vagina.

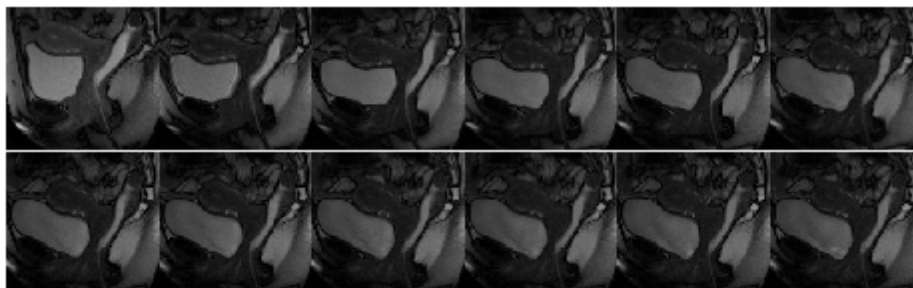


Fig. 2. Muestra ampliada de estudio de IRM dinámico en corte sagital medio

## 2.2 Localización automática de la zona de vejiga

### Ecuación de intensidades

Al inspeccionar la evolución de las imágenes en función del tiempo se aprecia una variación notable de intensidad, en particular en las regiones hiperintensas. Este inconveniente inducido por el escáner de adquisición de las IRM, introduce un artefacto que puede dificultar la tarea de segmentación. Por este motivo se aplica una etapa de pre-procesamiento para equalizar los niveles de intensidad de la secuencia. Inicialmente se calcula la media de intensidades de cada imagen  $I^i$  de la secuencia:

$$m_i = \frac{1}{N^2} \sum_{(x,y)}^{(N,N)} I^i(x,y), \quad i = 1..F \quad (1)$$

donde  $N$  es la dimensión de la imagen y  $F$  es el número de cuadros de la secuencia. Luego se calcula la media general de la secuencia:

$$\bar{m} = \frac{1}{F} \sum_i^F m_i \quad (2)$$

Finalmente, a cada imagen  $I^i$  se la multiplica por el cociente entre su media y la media general para intentar nivelar la media de intensidad de cada imagen a la media general:

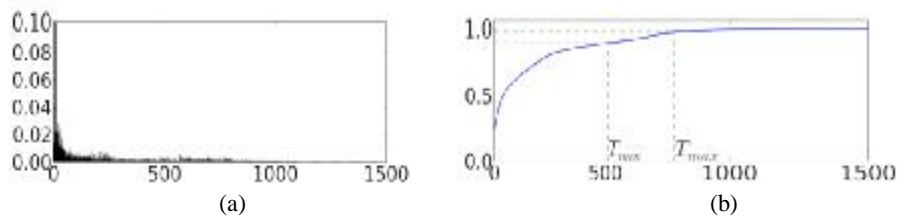
$$I_{eq}^i = I^i \times \frac{m_i}{\bar{m}} \quad (3)$$

### Detección automática de semillas

Dado que en cada caso se considera una imagen que simula un volumen, para encontrar las semillas automáticamente se analiza el primer cuadro de la secuencia. La técnica consta de tres pasos para hallar los datos requeridos: umbralizado para descar-

tar las regiones de baja intensidad, detección y etiquetado de regiones conexas y un filtrado a partir de un ranking de características extraídas de las regiones conexas del paso anterior.

Para encontrar la vejiga, la imagen se filtra utilizando una variante del umbralizado, a fin de seleccionar los puntos de la imagen que estén dentro de un intervalo  $[T_{\min}, T_{\max}]$  de intensidades. El método diseñado hace uso de conocimiento previo acerca de las propiedades de señal hiper-intensa de la zona de interés. A partir del histograma de la imagen, como el que se puede apreciar en la Fig. 3.a, se calcula la función de densidad de probabilidad acumulada (dpa), como la de la Fig. 3.b. Para encontrar automáticamente los valores del umbral, primero se seleccionan los niveles de gris que se encuentren entre el 90% y 98% de la dpa y de forma inversa se encuentran a qué valores de señal de intensidad corresponden. Estos porcentajes se determinaron de manera empírica teniendo en cuenta la propiedad hiper-intensa del agua que llena la vejiga en la modalidad T2 de IRM. Como resultado, se obtiene una serie de regiones hiper-intensas aisladas de la imagen (Fig. 4.b) que representan la vejiga, parte del recto y la grasa de la paciente. Las regiones aisladas se identifican mediante una técnica estándar de etiquetado de regiones, a partir de las cuales se calculan características como el área, el perímetro, la orientación, el centro geométrico, sus ejes, etc.



**Fig. 3.** Método de selección de valores de umbral (Paciente 13). (a) Histograma de la primera imagen de la secuencia de IRMd. (b) Función de densidad de probabilidad acumulada. Fijando el intervalo de porcentaje deseado sobre el eje y, se obtienen los valores de umbral  $T_{\min}$  y  $T_{\max}$

El segundo paso consiste en filtrar las regiones encontradas anteriormente para seleccionar la correspondiente a la vejiga. Para ello se evalúa el área de cada región detectada como la cantidad de puntos que han sido incluidos y se determina su centro geométrico, o centroide. Cada región  $R$  aislada se etiqueta y se analiza mediante un conjunto de características propuestas para este problema:

- Relación entre el área de  $R$  ( $A_r$ ) y el área media de la vejiga ( $\overline{A_v}$ ):  $\left| \frac{A_r}{\overline{A_v}} - 1 \right|$
- Distancia de la componente horizontal del centroide ( $R_x$ ) al centro horizontal de la imagen ( $I_x$ ):  $1 - \frac{|R_x - I_x|}{I_x}$
- Tasa de aspecto: longitud eje menor / longitud eje mayor
- Solidez:  $A_r / \text{área de la envolvente convexa}$

La primera característica compara el área de las regiones candidatas con el área media de la vejiga (obtenida a partir de las segmentaciones de referencia de los estu-

dios considerados). La segunda característica supone que la ubicación de la vejiga debe estar próxima al eje medio vertical de la imagen y permite medir esa distancia. La tercera presume una forma circular para esta región, y la última permite evaluar que no posea huecos en su interior, ya que la envolvente convexa es la poligonal de menor área que encierra la región. Todas estas características devuelven valores en el intervalo  $[0, 1]$ , siendo 1 el de mayor similitud y 0 el de menor similitud. A partir de los valores obtenidos para cada región, se genera un ranking representado por la suma de los valores de cada característica. No todas las características propuestas tienen la misma importancia para discriminar las propiedades de la vejiga. Por ese motivo, se genera una medida ponderada mediante un conjunto de pesos escogidos empíricamente para mejorar el poder discriminatorio del método:  $w = [0.3; 0.1; 0.4; 0.2]$ .

Finalmente, la región escogida es la que cumple con:

$$R = \max_k \left( \sum_i c_{k,i} \cdot w_i \right), i = 1..4, k = 1..(j + 1) \quad (4)$$



**Fig. 4.** (a) Primer cuadro del estudio de IRMd (Paciente 13). (b) Regiones candidatas luego del umbralizado. (c) Región con mejor ranking.

El último paso es hacer un muestreo de puntos de la región encontrada a fin de seleccionar un conjunto de semillas representativo de la distribución de intensidades para inicializar el algoritmo de crecimiento de regiones. Se escoge empíricamente el número de muestras a tomar y se eligen un grupo de coordenadas aleatorias dentro de una subregión circundante al centroide de la región  $R$  obtenida en el paso previo. En general,  $R$  puede contener falsos positivos, como también falsos negativos, por lo que no se utiliza directamente la región  $R$  como inicialización (Fig 4.c).

### 2.3 Método híbrido de segmentación

Dadas las propiedades de las adquisiciones, en este trabajo se plantea utilizar la componente temporal como una tercera dimensión espacial. De esta manera, se apilarán las imágenes para simular un volumen y será posible segmentar de una única vez la secuencia temporal. El método híbrido aquí empleado, al que nos referiremos como *RG-Snakes*, fue originalmente propuesto en [7] y consta de tres etapas. En este esquema, primero se utiliza una técnica de crecimiento de regiones para lograr una aproximación inicial del objeto de interés dentro de la imagen. A partir de la salida de este proceso se genera una malla de superficie tridimensional compuesta de triángulo-

los, la cual puede ser suavizada opcionalmente. Finalmente, la malla se considera como entrada por el algoritmo de contornos activos o Snakes, el cual finaliza la tarea.

### Crecimiento de regiones

El algoritmo de crecimiento de regiones es estándar. Para su inicialización, la etapa previa brinda las semillas dentro del órgano de interés. Estas semillas se incluyen en una lista de vóxeles visitados, a la que se incorporan también los vóxeles vecinos a las semillas y se marcan como candidatos para incluir en la región. Para cada punto en la lista, se evalúa si el vóxel candidato cumple con el criterio de aceptación de la región. En caso afirmativo se lo agrega a la región o, de lo contrario, se lo etiqueta como vóxel borde y además se lo registra como visitado. Para cada punto que se incorpora se agregan los vecinos no visitados a la lista de candidatos. El algoritmo termina cuando la lista de vóxeles candidatos se vacía. Para esta implementación se considera un vecindario de los 26 vóxeles vecinos a cada punto candidato.

El criterio de aceptación determina el funcionamiento del algoritmo. En este caso se consideró el siguiente criterio de aceptación para un vóxel  $v$ :

$$S_v(k, r) = \left\langle \frac{|I(v') - IC(r)|}{k \sigma(r)} \right\rangle \leq 1 \quad (5)$$

donde  $\langle . \rangle$  corresponde al promedio de disimilitud del valor de intensidad  $I(v')$  de los vóxeles en la vecindad de  $v$ , respecto de la intensidad característica  $IC(r)$  de la región  $r$  y del desvío característico  $\sigma(r)$  dentro de la región.  $k > 0$  es un parámetro libre utilizado para pesar la tolerancia del criterio.

### Segmentación mediante contornos activos

A partir del objeto de interés segmentado mediante crecimiento de regiones, se genera una malla de superficie considerando las caras de los vóxeles del borde. Debido al aspecto escalonado resultante, que puede apreciarse en el siguiente ejemplo de segmentación de vejiga en una IRM volumétrica (Fig.5.a), suele ser conveniente suavizar la malla obtenida. En este trabajo se consideró un algoritmo iterativo de suavizado según el método de Taubin [8], el cual permite conservar el volumen (Fig.5.b).



**Fig. 5.** Generación de una malla de superficie de una vejiga a partir de segmentación con crecimiento de regiones. (a) Malla resultante del crecimiento de regiones. (b) Malla suavizada mediante el algoritmo de Taubin (10 iteraciones).

El último paso del procedimiento es el de los modelos de superficies activas, comúnmente denominados snakes. Se aplica un modelo basado en la formulación propuesta por McInerney y Terzopoulos [9], en donde cada vértice  $s_i$  de la malla evoluciona de acuerdo a la siguiente ley de movimiento:

$$g_i \frac{ds_i}{dt} - a \alpha_i(t) + b \beta_i(t) = q r_i(t) + p f_i(t) \quad (6)$$

donde  $\alpha_i(t)$ ,  $\beta_i(t)$  son las fuerzas internas, denominadas de tensión y flexión, respectivamente; y  $\rho_i(t)$  y  $f_i(t)$  son las fuerzas externas de expansión y de gradiente, mientras que  $\gamma_i$  es el coeficiente de velocidad. Las dos primeras simulan las características de una membrana elástica y las últimas se asocian a propiedades de la imagen.

Dado que la superficie inicial es provista por el paso de crecimiento de regiones, constituye una aproximación cercana al modelo final. La ecuación (6) puede ser resuelta mediante un esquema de aproximación de Euler explícito de primer orden:

$$s_i^{(t+\Delta t)} = s_i^{(t)} - \frac{\Delta t}{g_i} (-a \alpha_i(t) + b \beta_i(t) - q r_i(t) - p f_i(t)) \quad (7)$$

siempre que el paso de integración  $\Delta t$  sea lo suficientemente pequeño. La evolución del contorno se realiza iterativamente hasta que se verifica que el desplazamiento de los nodos que componen el contorno es inferior a un cierto parámetro  $f_{min}$ .

La ventaja de utilizar el resultado del crecimiento de regiones para inicializar el contorno activo es que la deformación está limitada a perturbaciones menores, requiriendo pocas iteraciones y mejorando el desempeño del algoritmo. Además, la segmentación final tiene una precisión sub-vóxel y además lleva a una representación suave de la superficie que concuerda con las concavidades y convexidades que pueden suceder en geometrías complejas.

### 3 Resultados

Para la experimentación se dispone de un conjunto de imágenes de IRM de anonimizadas de pacientes y segmentaciones manuales de referencia, o *ground truth* (GT), realizadas por especialistas del Hospital La Timône en Marsella, Francia, en el marco del proyecto MoDyPe ([www.modype.org](http://www.modype.org)) junto con el laboratorio LSIS-AMU de dicha ciudad. Para comparar los resultados del método con el GT se usó el coeficiente de similitud de Dice [10]:

$$D(A, B) = \frac{2|A \cap B|}{|A| + |B|} \quad (8)$$

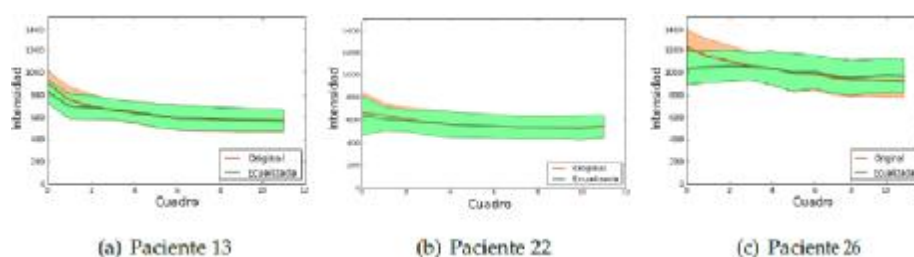
donde  $A$  corresponde a la imagen de referencia,  $B$  a la imagen obtenida y el operador  $|\cdot|$  simboliza la cantidad de elementos del conjunto. A medida que las dos regiones a comparar tengan un mayor solapamiento, la métrica se acerca al valor límite 1. Cuando la intersección es baja, la medida tiende a 0. Esta métrica es sumamente utilizada



para la evaluación de segmentaciones y se encuentran en las librerías de procesamiento de imágenes.

### 3.1 Preprocesamiento

La Fig. 6 muestra en naranja la media y desvío estándar, tomado como la raíz de la varianza de la muestra, de los niveles de intensidad de la vejiga a lo largo de la secuencia de diferentes pacientes. Se puede apreciar que a medida que transcurre el tiempo, la intensidad disminuye como se visualiza en la Fig. 2. Al aplicar el método propuesto de ecualización se obtiene una variación en la distribución de las intensidades, que corresponden a los resultados representados en verde. Se debe tener en cuenta que el método de ecualización es global y contempla todos los puntos de la imagen mientras que la figura sólo muestra el resultado para la vejiga. Una ecualización ideal debería mantener constante los valores de intensidad a lo largo de la secuencia. En las gráficas de la Fig. 6 se representan las medias como la línea continua por el medio de las franjas y el ancho de las mismas es el desvío estándar a través de los primeros 12 cuadros. El resultado de la Fig.6(c) es cercano al ideal, ya que logra disminuir la variación en el comienzo de la secuencia y se mantiene constante a través del tiempo. En los otros casos, se atenuó bastante la intensidad alta de los primeros cuadros, aunque no de manera tan eficiente como para la Paciente 26. La calidad de este resultado es particularmente buena, por la mayor proporción de puntos de la vejiga sobre el total de puntos de la imagen. Por lo general la ecualización propuesta logra disminuir la variabilidad de la intensidad, facilitando la automatización.



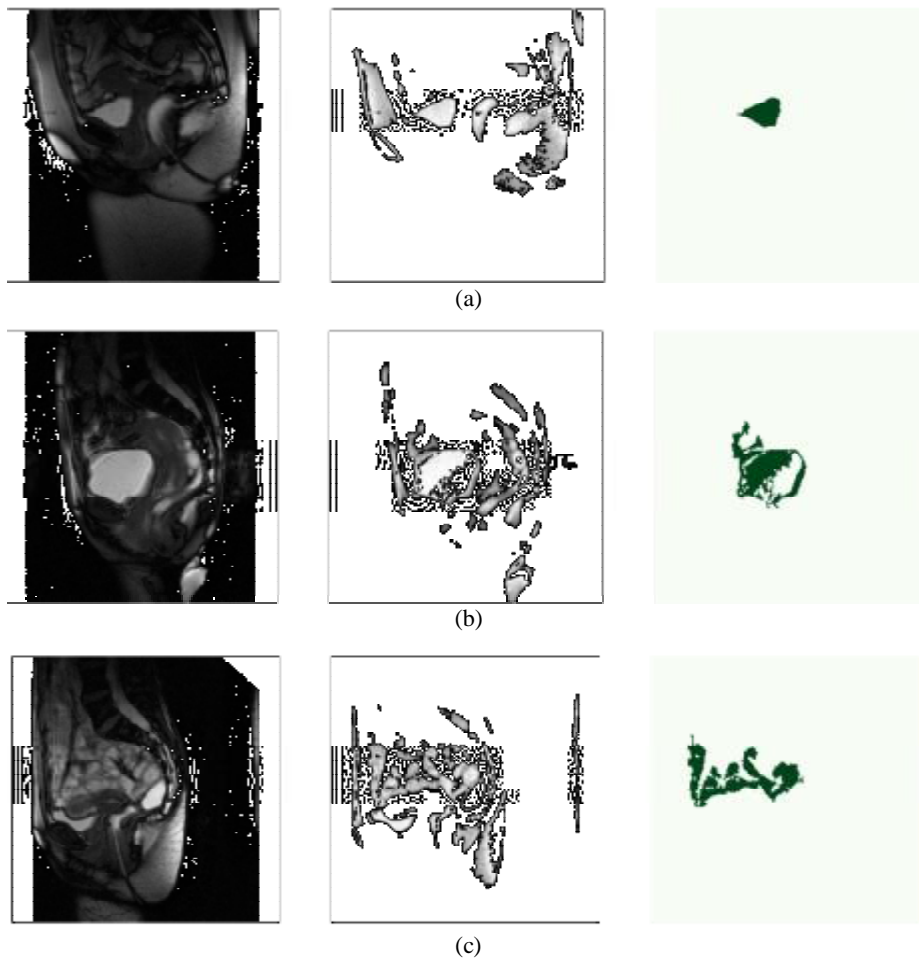
**Fig. 6.** Variación de intensidad de la vejiga a través del tiempo en tres pacientes. La línea central representa la media y la amplitud de la franja, el desvío estándar de las intensidades. En naranja, distribución de intensidad original y en verde la distribución ecualizada.

### 3.2 Detección automática de semillas

Utilizando el esquema propuesto, se obtuvo automáticamente la región de interés en 10 estudios de IRM<sub>d</sub>, obteniendo un 90% de eficacia.

La Fig. 7 muestra tres ejemplos de los resultados obtenidos. La Fig.7.a muestra un resultado adecuado del método, en la Fig.7.b se aprecia un artefacto de desenfoque que causa una intensidad atípica en la zona de la vejiga, provocando una detección

parcial por la etapa de umbralizado y, por último, la Fig.7.c muestra el único caso en donde falló el algoritmo. En este caso la paciente no está centrada, en consecuencia su vejiga se encuentra desplazada lejos del centro de la imagen. Al considerar sus características, se puede advertir que tanto su tasa de aspecto como su solidez son bajas debido a su forma de “mariposa”.



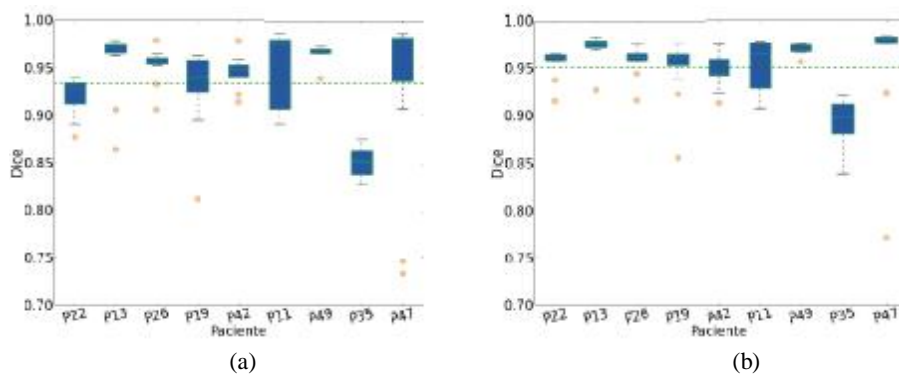
**Fig. 7.** Detección automática de la vejiga. (a) Resultado correcto - Paciente 22. (b) Resultado con falsos positivos y falsos negativos - Paciente 47. (c) Resultado erróneo - Paciente 51.

Luego de la detección de la ubicación de la vejiga, se determinan 7 semillas sobre una muestra de distribución normal  $N(C, E_{min} 0.5)$ , donde  $C$  es el centroide de la región y  $0.5 E_{min}$  corresponde a la mitad del eje menor, a fin de tener una buena varianza en los datos.

### 3.3 Segmentación

Empleando las semillas obtenidas en el paso previo, se utilizó la técnica híbrida presentada en la Sección 2.2 para la segmentación de la vejiga en las 10 IRM<sub>d</sub>. Para el caso de la Paciente 51 se seleccionaron semillas manualmente. Para todos los casos se consideró el criterio de aceptación en el algoritmo de crecimiento de regiones con un valor  $k = 2$ . La segmentación de la etapa de crecimiento de regiones se utilizó como inicialización para la técnica de contornos activos, para el cual se fijaron sus parámetros en:  $\Delta t = 0.1$ ,  $a = 1$ ,  $b = 2.5$ ,  $p = 3$  y  $q = 5$ .

En cada secuencia asociada a una paciente, la máscara obtenida por el algoritmo se comparó con la referencia manual dada por el especialista. Los resultados se representan como una distribución de la métrica  $D$  mediante un boxplot (Fig. 8). En esta gráfica, la línea verde dentro de la caja representa la mediana, la caja azul es el intervalo entre el primer y el tercer cuartil, los intervalos dentro de las líneas punteadas no se consideran *outliers*, pero sí los puntos aislados por fuera de estos. *RG-Snakes* obtuvo buenos resultados para la segmentación de la vejiga. La gráfica detalla el desempeño de la etapa de crecimiento de regiones para cada paciente. El desempeño general es de  $D = 0.93$ , teniendo sólo dos casos por debajo de la media y una amplia dispersión en varios pacientes. Sin embargo, este experimento exhibe que la etapa final de contornos activos (Fig. 8.b) mejora la calidad de los resultados obteniendo una media general  $D = 0.95$ , además de disminuir la variabilidad de los errores. Sólo el caso de la Paciente 35 queda por debajo de la media. Esta adquisición manifiesta una dificultad particular, la secuencia presenta una deformación importante en los primeros tres cuadros además de una reducción considerable del nivel de intensidad.



**Fig. 8.** Resultados de segmentación automática de vejiga en sus dos etapas de segmentación: (a) crecimiento de regiones. (b) Contornos activos.

## 4 Conclusiones

Se ha presentado un esquema de segmentación automático para la detección de la vejiga en imágenes de resonancia magnética dinámicas. El método inicialmente determina en la primera imagen de la secuencia, la zona conexas correspondiente a la

vejiga, mediante el uso de filtrado y características morfológicas. A partir de la información obtenida, se determina un conjunto de puntos semillas, que son utilizados para la inicialización del algoritmo híbrido de segmentación *RG-Snakes*. Inicialmente, se aplica un crecimiento de regiones que permite detectar una aproximación robusta a la región de interés, y luego ésta se deforma, a partir de un modelo basado en contornos activos, para alcanzar el contorno final de la estructura correspondiente a la vejiga.

A partir del método propuesto se han obtenido excelentes resultados en la tarea de encontrar de manera eficaz la vejiga en las secuencias de IRMd. La detección automática tuvo una tasa de efectividad del 90% y *RG-Snakes* obtuvo un índice  $D=0.95$ , lo cual es ampliamente satisfactorio. La idea de emplear la dimensión temporal como espacial simplificó la tarea de segmentación, transformando un problema de seguimiento o “tracking” en uno de segmentación volumétrica. A partir de este resultado se pretende caracterizar la presencia o no de prolapso de vejiga.

## Referencias

1. Bales, G., Chung, D., Ballert, K.: Pelvic Organ Prolapse in Older Adults. En *Geriatric Urology*, pp. 181–206. Springer (2014)
2. Colaiacomo, M., Masselli, G., Poletini, E., Lanciotti, S., Casciani, E., Bertini, L., Gualdi, G.: Dynamic MR Imaging of the Pelvic Floor: a Pictorial Review. *Radiographics*, 29(3):e35 (2009)
3. Pimenta, S., Tavares, J.M., Renato Natal, J., Alexandre, F., Mascarenhas, T., El Sayed, R.: Reconstruction of 3D models from medical images: Application to female pelvic organs. *CompImage*, 1:3 (2006)
4. Garnier, C., Ke, W., Dillenseger, J. L.: Bladder segmentation in MRI images using active region growing model. In *Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC, 2011 Annual International Conference of the IEEE*, pp. 5702-5705 (2011)
5. Shi, F., Yang, J., & Zhu, Y. M. (2009). Automatic segmentation of bladder in CT images. *Journal of Zhejiang University SCIENCE A*, 10(2), 239-246.
6. Rahim, M.: Caractérisation de la dynamique des déformations de contours. Application à l'imagerie pelvienne. Tesis de Doctorado, Aix-Marseille Université (2012)
7. del Fresno, M., Vénere, M., Clausse, A.: A combined region growing and deformable model method for extraction of closed surfaces in 3D CT and MRI scans. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 33(5):369–376 (2009)
8. Taubin, G.: A Signal Processing Approach to Fair Surface Design. *Computer Graphics*, 29(Annual Conference Series):351–358 (1995)
9. McInerney, T., Terzopoulos, D.: T-snakes: Topology adaptive snakes. *Medical Image Analysis*, 4(2):73–91 (2000)
10. Crum, W. R., Camara, O., Hill, D. L.G.: Generalized overlap measures for evaluation and validation in medical image analysis. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 25(11):1451–1461 (2006)