

Análisis de los Resultados de la Implementación de Segmentación con ITK. Enfoque cualitativo

Laybet COLMENARES

Centro de Procesamiento de Imágenes. Facultad de Ingeniería. Universidad de Carabobo.
Valencia, Estado Carabobo, Código Postal: 2005, Venezuela.

Guillermo MONTILLA

Centro de Procesamiento de Imágenes. Facultad de Ingeniería. Universidad de Carabobo.
Valencia, Estado Carabobo, Código Postal: 2005, Venezuela.

Nina VILLALBA

Centro de Procesamiento de Imágenes. Facultad de Ingeniería. Universidad de Carabobo.
Valencia, Estado Carabobo, Código Postal: 2005, Venezuela.

Facultad de Ingeniería. Escuela de Computación. Universidad José Antonio Páez.
San Diego, Estado Carabobo, Código Postal: 2005, Venezuela.

Luis M. ALBANÉS

Centro de Procesamiento de Imágenes. Facultad de Ingeniería. Universidad de Carabobo.
Valencia, Estado Carabobo, Código Postal: 2005, Venezuela.

Facultad de Ingeniería. Escuela de Computación. Universidad José Antonio Páez.
San Diego, Estado Carabobo, Código Postal: 2005, Venezuela.

Antonio BOSNJAK

Centro de Procesamiento de Imágenes. Facultad de Ingeniería. Universidad de Carabobo.
Valencia, Estado Carabobo, Código Postal: 2005, Venezuela.

Ivan JARA

Centro de Procesamiento de Imágenes. Facultad de Ingeniería. Universidad de Carabobo.
Valencia, Estado Carabobo, Código Postal: 2005 / Venezuela.

Hyxia VILLEGAS

Centro de Procesamiento de Imágenes. Facultad de Ingeniería. Universidad de Carabobo.
Valencia, Estado Carabobo, Código Postal: 2005 / Venezuela.

y

Mariolga ARANDA

Facultad de Ingeniería. Escuela de Computación. Universidad José Antonio Páez.
San Diego, Estado Carabobo, Código Postal: 2005, Venezuela.

RESUMEN

Esta investigación plantea el análisis comparativo de algoritmos desarrollados en ITK (*Insight Toolkit*) para la segmentación de imágenes. La evaluación se hace en imágenes médicas de ventrículos cerebrales humanos, seleccionando para el estudio los métodos de Magnitud del Gradiente y Umbralización Binaria. La metodología general está conformada por cuatro fases, (1) Adquisición de información y documentación de los algoritmos implicados, (2) Determinación de las variables e indicadores que permiten evaluar dichos algoritmos, (3) Realización de pruebas de desempeño y (4) Comparación de los resultados obtenidos haciendo uso del criterio experto. Aplicando las fases descritas, se concluyó que el algoritmo más eficiente para lograr el cometido de la investigación, es el algoritmo de Magnitud del Gradiente. Las imágenes segmentadas son usadas para hacer la

reconstrucción volumétrica tridimensional de los ventrículos cerebrales.

Palabras claves: Métodos de segmentación de imágenes, ITK, Managed ITK, Evaluación cualitativa de segmentación.

INTRODUCCIÓN

Para identificar las estructuras anatómicas presentes en los estudios imagenológicos, es necesario hacer una segmentación previa de las imágenes cerebrales, y posteriormente un etiquetado. La segmentación, se basa en la identificación de cada uno de los objetos de interés. Segmentar, consiste en identificar cada uno de los objetos de interés en imágenes o volúmenes. Ésta, es una tarea fundamental para el procesamiento y análisis de imágenes y volúmenes. Es crucial que la segmentación obtenida posea calidad y precisión,

especialmente en el caso de tratarse de imágenes médicas. Sin embargo, la obtención de segmentos de alta calidad es una tarea tediosa y todavía hoy en día suele hacerse por métodos manuales en la práctica clínica [1].

Un conjunto de métodos diferentes de segmentación han sido propuestos e implementados en años recientes. Técnicas basadas en umbralizado, filtrado de difusión no lineal, segmentación basada en difusión, etc, han sido estudiadas y exploradas últimamente con la idea de buscar su aplicabilidad al ámbito médico [1]. A pesar del enorme esfuerzo invertido en este problema, no existe una solución para la enorme variedad de modalidades de imágenes [2]. Esta es la razón que nos motiva a evaluar algunos métodos específicos, aplicados sobre imágenes obtenidas de resonancia magnética y tomografía axial computarizada, con la finalidad de conocer el desempeño de los mismos y poder determinar el más idóneo. En este caso se utilizaron para la demarcación de los ventrículos cerebrales.

La reconstrucción volumétrica requiere de la fusión de librerías de aplicación que contengan herramientas para preprocesar, procesar, renderizar y finalmente presentar las imágenes [3]. Entre esos paquetes se pueden mencionar como unos de los de mayor difusión el *Visualization Toolkit* (VTK), *Insight Toolkit* (ITK) y el *Medical Imaging Interaction Toolkit* (MITK) [3]. ITK, provee un conjunto de algoritmos de segmentación, los cuales pueden ser usados para desarrollar y personalizar una aplicación completa de segmentación y su registro en dos y tres dimensiones, es por esto que demuestra ser un potente aliado a la hora del preprocesamiento y la segmentación de imágenes [3,2]; VTK demuestra ser una herramienta de gran utilidad a la hora de renderizar, reconstruir y presentar imágenes, es por esto, que la combinación de ambas herramientas se hace necesaria a la hora de crear sistemas de software para la visualización y representación de imágenes, con esto, nacen aplicaciones para la visualización de imágenes de gran potencia como MITK, que permiten procesar y manipular imágenes medicas para su posterior estudio [3,4,5].

Si bien es cierto que las librerías de aplicación por si solas pueden tener ciertas carencias, el uso combinado de éstas es beneficioso a la hora de realizar tareas relacionadas al procesamiento general de imágenes. Al combinarlas y usar la ventaja de su característico código open-source, es posible realizar composiciones y adaptaciones potentes dedicadas a la reconstrucción y el procesamiento general de imágenes [5].

Los algoritmos de segmentación más efectivos son obtenidos por cuidadosas personalizaciones de combinaciones de componentes. Los parámetros de éstos son sintonizados según las características de la modalidad de imagen usada como dato de entrada y las características de la estructura anatómica a ser segmentada [3]. Esta investigación se centro en comparar el desempeño de los métodos de Segmentación de Umbral Binario y Magnitud del Gradiente implementados con ITK sobre imágenes cerebrales para luego realizar la reconstrucción del volumen. La versión de desarrollo fue el *ManegedITK*, que consiste en una versión para el desarrollo en Lenguajes .NET [2], tal como el C# que es usado en esta investigación.

El objetivo de esta investigación consiste en realizar una comparación de los métodos de segmentación a través de evaluación cualitativa usando criterio del usuario final del resultado del estudio, en este caso, personal médico especialista en el área de neurocirugía y neuroanatomía. Dicha evaluación permitirá seleccionar el mejor método de segmentación para

aplicarlo sobre data que es usada en la reconstrucción volumétrica de los ventrículos.

MÉTODO DE MAGNITUD DE GRADIENTE

Los algoritmos para segmentar imágenes monocromáticas generalmente se basan en una de las dos propiedades básicas de los valores del nivel de gris: discontinuidad y similitud.

La técnica de magnitud del gradiente es utilizada como un método de filtraje de imágenes, es decir, un método para pre procesar la imagen y mejorar sus características antes de segmentar [2]. Sin embargo, debido a las características de este método, el mismo se utiliza también para el proceso de segmentar estructuras anatómicas de una imagen particular, resultando de utilidad en imágenes como las de RM, cuyos niveles de ruido durante la adquisición suelen afectar los resultados de la segmentación [6]. Ésta técnica se usa extensamente en el análisis de imágenes, principalmente para ayudar a determinar los contornos y la separación del objeto en regiones homogéneas. La misma, se calcula a partir de la ubicación de cada pixel utilizando una aproximación de diferencias finitas. [1,7,9]

$$G_x \approx f(x + 1, y) - f(x - 1, y)$$

$$G_y \approx f(x, y + 1) - f(x, y - 1)$$

El cómputo 2D es equivalente a convolucionar la imagen, haciendo uso de las siguientes mascarar [9]:

-1	0	1
----	---	---

-1
0
1

Finalmente, se agrega la suma de sus cuadrados y se computa la raíz de la misma [9]:

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$$

UMBRALIZACIÓN BINARIA

La operación de umbralización es utilizada para cambiar o identificar los valores de pixeles, basándose en la especificación de uno o más valores (llamados valor de umbral).

Este filtro es usado para transformar una imagen común en una imagen binaria al cambiar los valores de los pixeles. El usuario define dos umbrales (alto y bajo) y dos valores de intensidad (interno y externo). Para cada pixel en la imagen, el valor del pixel es comparado con los umbrales altos y bajos. Si el valor del pixel está dentro del rango definido por [Bajo,Alto] el pixel de salida es asignado al valor interno, de lo contrario, es asignado al valor externo [1,7].

La Umbralización es comúnmente aplicada como la última operación del pipeline de segmentación, de esta manera se logran agrupar todos los pixeles con características similares dentro de un segmento definido que representara la estructura de interés.

MATERIALES Y MÉTODOS

Con la finalidad de hacer la evaluación se definió un grupo de variables de tipo cualitativo, teniendo en cuenta las características de los resultados. Éstas son medidas a través del criterio del experto en medicina, el evaluador fue un médico neurocirujano con más de 25 años de experiencia, creador de un software para planificación e intervención quirúrgica por neuronavegación basado en imágenes médicas. Las variables consideradas fueron:

- 1) **Volumen parcial:** Se refiere a la presencia de estructuras no pertenecientes a la región de interés.
- 2) **Forma:** Ataño a la representación de la forma exacta la estructura estudiada, en éste caso, los ventrículos cerebrales humanos.
- 3) **Ruido:** Concierno a la calidad de la imagen luego de efectuar el método de segmentación.
- 4) **Satisfacción:** Corresponde al nivel de satisfacción del usuario con respecto a los resultados obtenidos y esperados. La satisfacción se divide en tres niveles:
 - a) **Satisfacción en base a resultado:** Compete al hecho de que la imagen segmentada resultante posea las características que el médico esperaba.
 - b) **Satisfacción en base a utilidad:** Está relacionada al hecho de que el especialista en medicina considere utilizar el resultado obtenido.
 - c) **Satisfacción de recomendación:** Apunta al hecho de que el especialista recomiende utilizar el algoritmo probado para la profundización de su estudio.

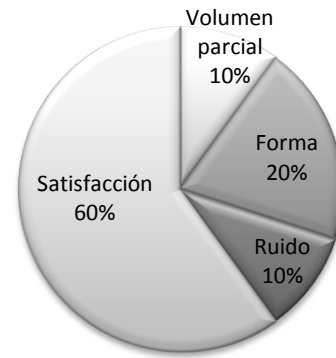
Tomando en cuenta las variables anteriores, se agruparon las mismas en la siguiente tabla de definición de variables cualitativas:

Tabla 2. Definición de variables cualitativas

Dimensión	Variable	Descripción
Resultados de la segmentación	Volumen parcial	Variable dicotómica
	Forma	Variable dicotómica
	Ruido	Variable dicotómica
	Satisfacción en base a resultados	Variable dicotómica
	Satisfacción en base a utilidad	- Útil - Poco útil - Inútil
	Satisfacción en base a recomendación	Variable dicotómica

La ponderación asignada por el experto a la lista de variables cualitativas es la siguiente:

Grafico 1. Ponderación para variables cualitativas



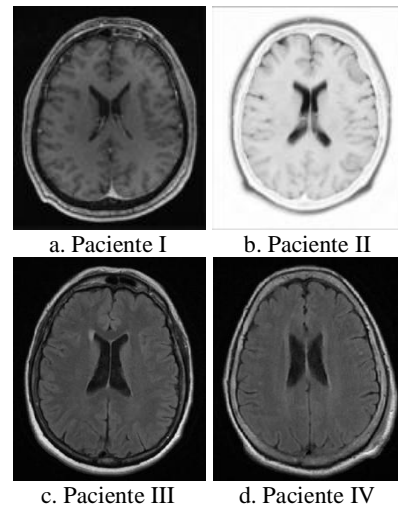
RESULTADOS

Evaluación de los Algoritmos Aplicados sobre Imágenes

Los programas utilizados para llevar a cabo esta prueba fueron: Microsoft Visual Studio 2005 Team Suite; ManagedITK; y 3D Slicer.

Las imágenes originales provistas para la realización de los estudios fueron las siguientes:

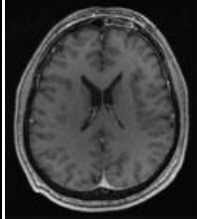
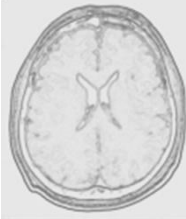
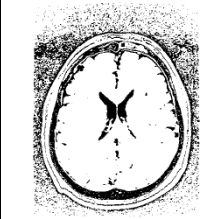

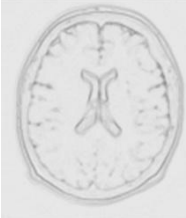

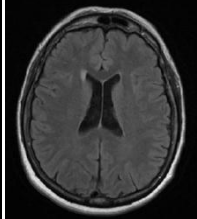

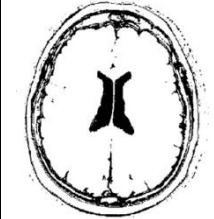
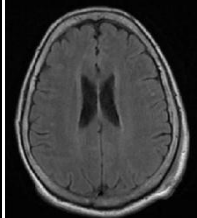
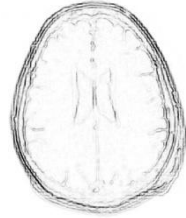
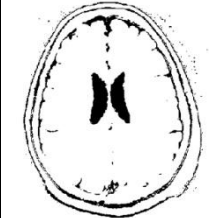
Figura 1. Conjunto de imágenes usadas en la evaluación



Dichas imágenes representan cortes transversales del cráneo humano, mostrando entre otras estructuras los ventrículos cerebrales. Las mismas, fueron provistas por el banco de imágenes del Centro de Procesamiento de Imágenes con fines de investigación.

Las mismas, fueron tratadas por los dos métodos de segmentación obteniendo resultados distintos para cada uno de los casos. Teniendo esto en cuenta, se elaboró la siguiente tabla que contiene las imágenes resultantes.

Tabla 3. Resultados tras la aplicación de los métodos en cada una de las imágenes

Original	Magnitud del gradiente	Umbralización binaria
		
		
		
		

La siguiente imagen fue tomada como modelo para mostrar los resultados obtenidos al aplicar la segmentación, ésta representa la región de interés que contiene los ventrículos cerebrales:

Figura 2. Imagen modelo

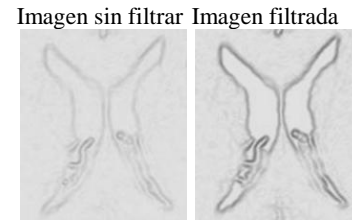


Evaluación del Desempeño del Algoritmo de Magnitud del Gradiente

Para la aplicación de los métodos de segmentación se eligió la imagen que representó de mejor forma los ventrículos cerebrales, la misma, es un extracto de la original correspondiente al Paciente I. Así mismo, se recortó la imagen seleccionando únicamente la estructura de interés. Se aplicó el

método de segmentación Magnitud del Gradiente tanto a la imagen original, como a la imagen filtrada obteniéndose los siguientes resultados:

Figura 3. Resultados de la segmentación de Magnitud del Gradiente. (a) Segmentación de Imagen original. (b) Segmentación de Imagen filtrada.



Como es de notar, el método de Magnitud del Gradiente produjo mejores resultados en la imagen que fue preprocesada, mostrando los ventrículos con mayor claridad y precisión.

El especialista destacó que la sensibilidad del método para discriminar las áreas de la estructura estudiada puede ser una ventaja a la hora de determinar áreas patológicas. Por otro lado, manifestó su satisfacción en cuanto a la suavidad de las líneas de la imagen y a la nitidez de la misma, finalmente, consideró que es un método bastante útil para la medicina pues permite la correcta discriminación de las estructuras de interés.

Evaluación del Desempeño del Algoritmo de Umbral Binario.

En el caso de este algoritmo, se obtuvieron los siguientes resultados:

Figura 4. Resultados de la segmentación de Umbral Binario. (a) Segmentación de Imagen original. (b) Segmentación de Imagen filtrada.



Como se puede evidenciar en las imágenes de la figura 3, al igual que en el caso anterior se produjeron mejores resultados al aplicar el método a la imagen filtrada. Respecto a este método, el especialista encontró una calidad inferior de segmentación en relación al método anterior, opinando que la imagen representó los ventrículos de manera incorrecta al incluir en el perímetro de estas, estructuras anatómicas que no pertenecen a los mismos en la imagen sin procesar.

CONCLUSIONES

Según el criterio del especialista evaluador, el algoritmo con mayor nivel de eficiencia a la hora de segmentar las imágenes de los ventrículos cerebrales fue el algoritmo de Magnitud del Gradiente. A través de la evaluación cualitativa se pudo evidenciar que éste produjo los resultados esperados. Cabe destacar que el especialista consideró este algoritmo como un

método útil para el estudio y visualización de dichas estructuras anatómicas, manifestando que permite observar la periferia de los ventrículos con mayor claridad que en imágenes de tomografía y resonancia, lo cual lo vuelve útil en la enseñanza de la neuroanatomía y a la hora de detectar patologías.

El trabajo realizado permitió construir una metodología de evaluación cualitativa que servirá de referencia para hacer estudios posteriores que incluyan otros métodos de segmentación.

Los resultados obtenidos permitirán construir las cadenas de procesamiento con el fin de realizar las segmentaciones a partir de imágenes de resonancia y de volúmenes de datos, para finalmente hacer la reconstrucción volumétrica tridimensional de los órganos.

PROYECCIÓN DE LA INVESTIGACIÓN

Se pretende realizar la comparación de otros métodos de segmentación tal como Level-Set y Watershead usando este mismo método de comparación cualitativa.

REFERENCIAS

- [1] M. Hadwiger, C. Langer, H. Scharsach, K. Bühler “State of the Art Report 2004 on GPU-Based Segmentation”, **VRVis Research Center**, Vienna Austria, 2004. http://medvis.vrvis.at/fileadmin/publications/TR_VR_VIS_2004_17.pdf
- [2] L. Ibañez, W. Schroeder, L. Ng, J. Cates. R. Hamming, “The ITK Software Guide”, **Kitware Group, Segunda Edición**, 2005. <http://www.itk.org/ItkSoftwareGuide.pdf>
- [3] T. Yoo, “Insight into Images Principles and Practice for Segmentation, Registration, and Image Analysis”. **AK Peters LTD**. ISBN: 978-1-56881-217-5, 2004. 2
- [4] K. Martin, B. Lorensen, W. SchroederD. “The VTK Software Guide”, **Kitware, Cuarta Edición**, Seattle Washington, 2004.
- [5] D. Maleike, “Medical Imaging Interaction Toolkit”, **German Cancer Research Center, Division of Medical and Biological Informatics**, 2008. <http://www.mitk.org>
- [6] D. Mueller, “ManagedITK: NET Wrappers for ITK.” **Queensland University of Technology (QUT)**. Kitware Group. <http://hdl.handle.net/1926/501>
- [7] M. Styner, C. Brechbühler, G. Szekeley, G. Gerig, “Parametric estimate of intensity inhomogeneities applied to MRI. IEEE Transaction on Medical Imaging”, Vol 19, No. 3, 2000, P153-165. <https://eprints.kfupm.edu.sa/57036/1/57036.pdf>
- [8] eprints.qut.edu.au/17028/4/04chapter3.pdf
- [9] C. Vinhais, “Filtering – ITK lecture”, DEFI, PIMED, 2008.