

Tipo de artículo: Artículo original
Temática: Inteligencia Artificial
Recibido: 03/09/2016 | Aceptado: 15/12/2016

Algoritmo para la identificación de la opacidad de la cápsula posterior en imágenes provenientes del PENTACAM

Algorithm for the identification of the posterior capsule opacity in images from PENTACAM

Michel Alvarez Cancio ^{1*}, Erlis Paula Vidal², Rafael Rodríguez Puentes¹, Silena Herold Garcia³

¹Departamento de Técnicas de Programación, Facultad 3, Universidad de las Ciencias Informáticas, Carretera a San Antonio de los Baños, km 2 ½, Boyeros, La Habana, Cuba, {mcancio@uci.cu, rafaelp@uci.cu}

²Centro de Gobierno Electrónico, Facultad 3, Universidad de las Ciencias Informáticas, Carretera a San Antonio de los Baños, km 2 ½, Boyeros, La Habana, Cuba, epaula@uci.cu

³ Facultad de Ciencias Naturales y Exactas, Universidad de Oriente, Santiago de Cuba, Cuba, silena@uo.edu.cu

Resumen

En la actualidad la opacidad de la cápsula posterior es la complicación postoperatoria más frecuente después de que un paciente es operado de catarata. En la presente investigación se utiliza el procesamiento digital de imágenes para diagnosticar de forma automática esta enfermedad, utilizando imágenes provenientes del PENTACAM, de alta resolución. La solución se basa en el uso de técnicas de realce, mejora y segmentación para obtener imágenes que faciliten su posterior análisis. Se hace énfasis en una fusión del algoritmo de la Transformada de Hough y el de Contornos Activos pues es necesario identificar regiones con una gran variedad de sus estructuras. Estas técnicas fueron implementadas a partir del uso de tecnologías libres, cumpliendo con las políticas de soberanía tecnológicas establecidas en el país.

Palabras claves: *contornos activos, opacidad de la cápsula posterior, PENTACAM, segmentación, tomogramas Scheimpflug, transformada circular de Hough*

Abstract

At present the opacity of the posterior capsule is the most frequent postoperative complication after a patient is operated on for cataract. In the present research digital image processing is used to automatically diagnose this disease, using images from PENTACAM, high resolution. The solution is based on the use of techniques of enhancement, improvement and segmentation to obtain images that facilitate its later analysis. Emphasis is placed on

a fusion of the Hough Transform and Active Contours algorithm since it is necessary to identify regions with a great variety of their structures. These techniques were implemented through the use of free technologies, complying with the policies of technological sovereignty established in the country.

Keywords: *active contours, posterior capsule opacity, PENTACAM, segmentation, tomograms Scheimpflug, Hough circular transform*

Introducción

En la actualidad muchas personas padecen la enfermedad de cataratas, sufriendo como consecuencia la pérdida total o parcial de la visión (Acosta R, Hoffmeister L, Roman R, Comas M, Castilla M, Castells X, 2006) (Aslam TM, 2005). Esta enfermedad consiste en la opacificación total o parcial del cristalino del ojo, provocando que la luz se disperse y no se enfoque en la retina, creando a su vez una serie de imágenes difusas (Oliver Findl, Wolf Buehl, Peter Bauer, Thomas Sycha, 2010). La catarata es uno de los ejemplos más comunes de ceguera tratables con cirugía, y aunque posee varias causas de origen, se les atribuye mayormente el padecimiento de esta enfermedad a personas que sufren diabetes, hipertensión o mayores de 50 años (Acosta R, Hoffmeister L, Roman R, Comas M, Castilla M, Castells X, 2006). Después de una intervención quirúrgica el paciente puede recuperar su visibilidad total o parcialmente, pero no en todos los casos la cirugía es un éxito a largo plazo, pues en muchos de ellos el paciente puede presentar, a mediano o largo plazo, complicaciones posoperatorias como la Opacidad de la Cápsula Posterior (OCP) (Iván Hernández López, Juan Raúl Hernández Silva, Yadira Castro González, Ailén Garcés Fernández, Zucell Veitía Roviroso, Eneida Pérez Candelaria., 2010) (Aslam TM, 2005).

Existen varios tipos de imágenes para la identificación de OCP en pacientes operados de cataratas, dentro de las que se encuentran las imágenes en retroiluminación (Wolf Buehl, 2002) (Aslam TM, 2005) (D. S Friedman, 1999) obtenidas de la lámpara de hendidura y los tomogramas Scheimpflug provenientes del PENTACAM (D Grewall, 2008).

El PENTACAM es un equipo oftalmológico de alta tecnología capaz de reconstruir imágenes tridimensionales de alta resolución del polo anterior del ojo, lo cual se realiza a partir de varias fotografías tomadas mediante una cámara rotacional del sistema Scheimpflug perteneciente a dicho equipo (D Grewall, 2008). La identificación de la OCP es el resultado del análisis de las imágenes provenientes del mismo. En la actualidad este equipo cuenta con tecnología capaz de capturar hasta 50 imágenes en 2 segundos, en un único escaneo automatizado (D Grewall, 2008). Consecutivamente, calcula un modelo tridimensional del segmento anterior del ojo, a partir de los 25 000 puntos de elevación real. También permite aislar específicamente la estructura deseada de la imagen tomográfica, en este caso el saco capsular, para su posterior análisis (D Grewall, 2008). Como se muestra en la figura 1 la no presencia de destellos de luz es una ventaja

de las imágenes provenientes del PENTACAM sobre las imágenes en retroiluminación, ya que esta interfiere con el análisis (D Grewall, 2008) (Lopez, 2010) (Oliver Findl W. B., 2003) (López, 2011).

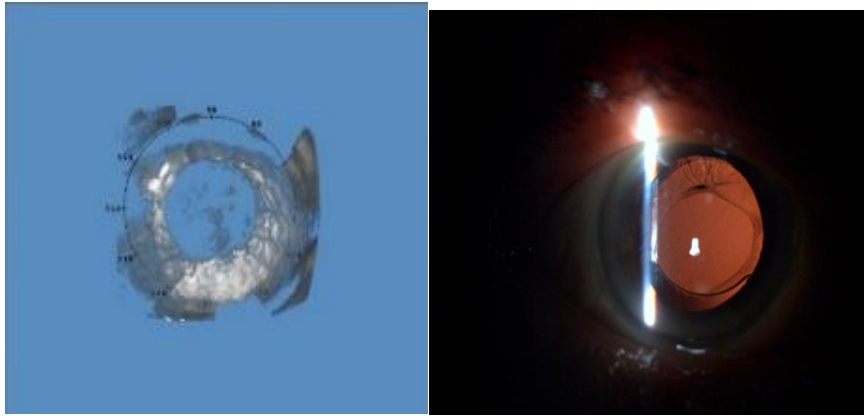


Figura 1: Imagen proporcionada por el PENTACAM sin afectación de la luz (izquierda) e imagen en retriluminación con afectación de la luz (derecha).

Materiales y métodos

En los últimos años en todo el mundo se han desarrollado disímiles sistemas como POCO del inglés Posterior Capsule Opacification, EPCO (Evaluación de la opacidad de la cápsula posterior) (SA, 2000), AQUA (Cuantificación automática de catarata secundaria) (Oliver Findl W. B., 2003), y el sistema AA del inglés Aslam Analysis (Tariq M Aslan, 2005), dichos sistemas están basados en las imágenes en retroiluminación obtenidas por las lámparas de hendiduras (D. S Friedman, 1999).

En las imágenes provenientes del PENTACAM el especialista se basa en el criterio de la región de capsulorrexis¹, que al comprender esta el borde exterior de la operación, toda estructura opaca (de color diferente al fondo azul de las imágenes) que se encuentre dentro de la misma es OCP. En la figura 2 se muestra una imagen con el borde de la capsulorrexis identificada y toda la región que un conjunto de expertos del Instituto Cubano de Oftalmología determinaron como opacidad.

¹ Capsulorrexis: borde interior del anillo con estructura irregular resultante de la operación de catarata, que limita la región donde se encuentra la opacidad.

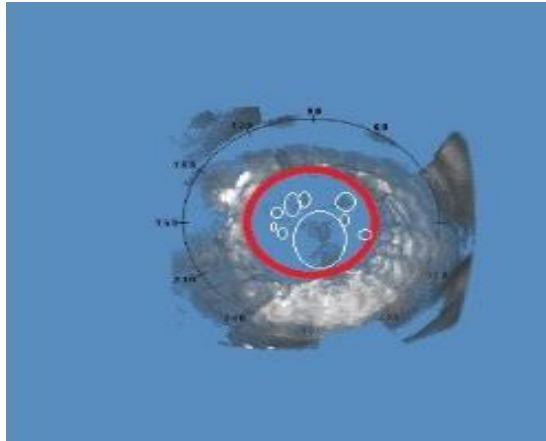


Figura 2: Imagen con opacidad en blanco y borde de la capsulorrexis en rojo identificada por especialistas del instituto cubano de oftalmología.

Es necesaria la realización de un algoritmo que identifique la OCP y resalte la región donde se encuentra ubicada la capsulorrexis de forma automática, con el objetivo de minimizar el sesgo de observación entre un médico y otro. El presente trabajo se centró en la realización de un procedimiento que sirva de apoyo para la toma de decisiones de los oftalmólogos en el tratamiento de esta complicación posoperatoria. El algoritmo propuesto fue implementado en lenguaje JAVA debido a su integración al software PANDOC (Alvarez Cancio, PANDOC: Sistema basado en casos para la cuantificación objetiva de la opacidad capsular de un paciente operado de catarata, 2014), el cual está desarrollado en este mismo lenguaje de programación. Se realizaron un conjunto de experimentos para validar su eficacia en un conjunto de 20 imágenes de pacientes reales, brindadas por el Dr Iván Hernández López del Instituto Cubano de Oftalmología.

Fundamentos

El procesamiento digital de imágenes cuenta con 4 etapas: Captura, Realce y mejora, Segmentación y Extracción de características. Dentro de la segunda existen un conjunto de técnicas aplicables a imágenes médicas, de estas se eligieron las que mejores resultados proporcionaron. Estas técnicas fueron: Escala de Grises, Binarización y filtro de eliminación de ruido La Mediana ya que esta técnica de filtrado está destinada a eliminar el ruido de tipo impulsivo, el cual aumenta considerablemente el tiempo de respuesta de la mayoría de los algoritmos de segmentación (Gonzales, 2002). Para la detención de bordes fue utilizado el Detector de Bordes Iterativo, la idea básica del mismo consiste en el cálculo de una derivada, teniendo en cuenta que para una constante el valor es cero y para un cambio será diferente de cero (JUAN PABLO URREA, 2004). En la tercera etapa se estudiaron varias de las técnicas de segmentación existentes en el tratamiento de imágenes médicas, las mismas se utilizan para realizar la identificación de estructuras anatómicas

presentes en una imagen, las cuales permiten particionar la imagen en un conjunto no solapado de regiones, estas son: basada en fronteras, basada en el uso de un umbral y por crecimiento de regiones. Cada una de estas técnicas agrupa un conjunto de algoritmos, a continuación, se muestran estas técnicas con varios algoritmos de los que abarcan.

Técnicas basadas en fronteras

El objetivo de esta técnica es resaltar las fronteras del objeto a segmentar, tiene como ventaja la simplicidad para encontrar las fronteras, pero a su vez presenta dificultades al encontrar estos bordes (Parker J. R., 1991).

1. **Transformada de Hough:** Está diseñado especialmente para encontrar líneas², toma una línea encontrada mediante un detector de bordes y busca sobre cuales se encuentra. Es un algoritmo de votación resultante del conjunto de puntos que forman parte de una línea. El arreglo de contadores de votos en el espacio de parámetros puede ser estimado a través de un histograma. Los votos finales totales, serán un contador de coordenadas, que indicará la probabilidad relativa de la hipótesis nula, de que una recta con un conjunto de parámetros exista en la imagen. Como todos los puntos son procesados independientemente, combatirá bien la oclusión y es relativamente robusto al ruido, ya que los puntos erróneos no contribuirán consistentemente y sólo generarán ruido de fondo. Para aplicar este algoritmo en una imagen, es necesario obtener primero una imagen binaria de los píxeles que forman parte de la frontera del objeto (Parker J. R., 1991).

Existe una variante para la detección de formas circulares donde la transformada de Hough es utilizada para aislar características de forma particular dentro de una imagen. La idea básica es encontrar curvas que puedan ser parametrizadas como círculos. Se puede analíticamente describir un segmento de línea de varias formas, la ecuación conveniente para describir un conjunto de líneas es la notación paramétrica o normal (ecuación 1) (JUAN PABLO URREA, 2004).

$$p = x \cos \theta + y \sin \theta \quad (1)$$

Donde ρ es la longitud de una normal desde el origen hasta la línea y θ es el ángulo de ρ con respecto al eje x.

La estrategia para extraer círculos mediante la transformada de Hough (Aguilera, 2011) es la siguiente:

- Detección de los píxeles de borde de los círculos mediante un filtro de bordes.
- Establecimiento de un dominio de parámetros cuyas dimensiones sean el propio espacio de búsqueda y una cuantificación suficientemente precisa: la de los píxeles de la imagen original.

² Líneas: Colecciones de puntos de borde que son adyacentes y tienen la misma dirección.

- Se barre la imagen de manera que cada pixel etiquetado como borde da lugar a un círculo de radio K centrado sobre el mismo. Las celdas que pertenecen al círculo reciben un voto.
- En teoría, todos los pixeles que pertenecen a un mismo círculo son, en el espacio de parámetros, círculos que se cortan en la misma celda de manera que el centro de cada círculo es determinado como la celda más votada. Si el radio es conocido, el dominio de parámetros de cada círculo es bidimensional: coordenadas del centro de cada círculo. En este dominio, cada círculo del espacio se representa con un punto y simétricamente, un punto del dominio espacial se representa en el dominio de parámetros mediante un círculo formado por todos los puntos (dominio de parámetros) que representan a todos los círculos (dominio espacial) que pueden pasar por el punto (dominio espacial).

2. **Contornos Activos:** El modelo contorno activo deformable o Snake como también se le conoce, es representado matemáticamente como una curva $v[s] = [x(s), y(s)]$ que se mueve en un espacio constantemente dentro de un número de iteraciones que se puede interpretar como una secuencia de tiempo. La curva está representada paramétricamente, teniendo como único parámetro a s. Este parámetro, que está relacionado con ambas variables en el espacio (x, y), representa la curva ubicada en el espacio que en este caso es la imagen de operación. Existe otro parámetro relacionado con la cantidad de iteraciones representadas para desenvolverse. Debido a su representación se considera a este parámetro como t. Se tiene entonces un modelo activo definido como una curva $v [s, t] = [x(s, t), y(s, t)]$ en donde:

s: es el espacio que ocupa la curva.

t: es la cantidad de iteraciones representado como la secuencia de tiempo.

El modelo original está representado como una curva (ecuación 2) parametrizada $v[s] = [x(s), y(s)]$, $s \in [0, 1]$ que se mueve a través de un dominio espacial y busca minimizar el siguiente funcional de energía (Redondo, 2011).

$$E_{snake} = \int_0^1 E_{snake}(v(s)) ds \quad (2)$$

Esta técnica de Contornos Activos permite ajustar curvas dentro de una imagen a los bordes de la misma. Su funcionamiento intenta imitar a una serpiente que pasa por una superficie no plana, ella ajusta su cuerpo a las irregularidades del camino mientras que los Contornos Activos ajustan las curvas a las irregularidades de las imágenes. Los algoritmos que implementan esta técnica tienen un costo computacional elevado, pero existen variantes y aproximaciones que eliminan esta desventaja. Es muy usado en la segmentación de imágenes médicas para identificar regiones con una gran variedad de sus estructuras (Vargas, 2015).

Técnicas basadas en el uso de un umbral

Este tipo de segmentación, permite separar un objeto dentro de la imagen del fondo que lo circunda, la técnica se basa en comparar alguna propiedad de una imagen con un umbral fijo o variable, realizando tal comparación para cada uno de los píxeles que conforman la imagen, si el valor de la propiedad de un píxel supera el valor del umbral, entonces el píxel pertenece al objeto, en caso contrario, el píxel pertenece al fondo. Cuando la segmentación se realiza basada en el nivel de gris de la imagen, el valor del nivel de gris de cada píxel debe ser comparado con el umbral, para decidir si tal píxel pertenece al objeto o al fondo. La imagen de salida, es una imagen binaria en la cual aquellos píxeles cuyo valor es uno, pertenecen al objeto y los píxeles cuyo valor es cero, pertenecen al fondo (Elizondo, 2002).

La selección del valor del umbral, se realiza generalmente a partir del histograma de la imagen. Así si una imagen está compuesta de un objeto que aparece en la escena sobre un fondo, entonces es de esperar que el histograma sea bimodal, es decir, si el objeto es más claro que el fondo, pues en el histograma aparecerán dos picos, un pico ubicado en los valores de gris más elevados correspondiente al objeto y otro pico para niveles de gris más bajos, correspondientes al fondo (Elizondo, 2002).

Los métodos de umbralización o del valor umbral son algoritmos cuya finalidad es segmentar gráficos rasterizados, separando los objetos de una imagen que nos interesen del resto. Con la ayuda de los métodos de valor umbral en las situaciones más sencillas se puede decidir qué píxeles conforman los objetos que buscamos y qué píxeles son sólo el contorno de estos objetos. Este método es especialmente útil para separar el texto de un documento del fondo de la imagen (papel amarillento, con manchas y arrugas) y así poder llevar a cabo el reconocimiento óptico de texto (OCR) con más garantías de obtener el texto correcto. Esto es especialmente útil si queremos digitalizar libros antiguos, en los que el contraste entre el texto (que ya ha perdido parte de sus pigmentos) y el papel (oscurecido y manoseado) no es demasiado elevado. La umbralización es un método que busca segmentar imágenes escalares creando una partición binaria de las intensidades de las imágenes. De acuerdo a (Gonzales, 2002) la umbralización es cuando una imagen en gris es binarizada consiguiendo un umbral óptimo T y con ese valor se separan los píxeles en dos regiones, una de zonas claras y otra de zonas oscuras (Elizondo, 2002). En la umbralización hay dos posibles situaciones:

1. Umbral único (Global thresholding). Se da cuando solamente hay dos regiones de píxeles, para separarlos se establece un único umbral T . Este tipo de umbral se obtiene fácilmente a partir de histogramas bimodales.
2. Umbral multinivel (Local thresholding). Dada una imagen con varios objetos, para separarlos hace falta más de un umbral, de forma que los píxeles que se encuentren entre cada par de umbrales T_i y T_j representarán a un

objeto. Los umbrales elegidos pueden ser de varios tipos, dependiendo de las características tenidas en cuenta para su elección.

Técnicas por crecimiento de regiones

De acuerdo a esta técnica, se buscan píxeles que tengan características similares (por ejemplo, niveles de gris similares) y que adicionalmente sean vecinos. El método comienza con un píxel, el cual es seleccionado automáticamente o proporcionado por el usuario y a continuación examina los píxeles vecinos para decidir si tienen características similares. De ser así, el píxel vecino que cumpla con tal condición de similitud, es agrupado junto con los anteriores para conformar así una región (Elizondo, 2002).

División y fusión de regiones

Consiste en dividir inicialmente una imagen en un conjunto de regiones arbitrarias disjuntas, por ejemplo 64 divisiones, después, dependiendo del criterio de segmentación, regiones adyacentes son fusionadas si tienen propiedades similares como nivel de gris similares, o son divididos si no comparten las mismas propiedades, como variaciones considerables de niveles de gris. Finalmente, la imagen queda segmentada en un conjunto de regiones homogéneas (Dra. Nora La Serna Palomino, 2009).

Selección de la técnica de segmentación

Las imágenes provenientes del PENTACAM presentan una estructura muy variada, además la región que es de interés segmentar presenta en la mayoría de los casos el mismo valor RGB que sus zonas aledañas, dificultando la selección de un umbral. La efectividad de un algoritmo basado en el uso de umbrales depende de la selección de los mismos, por lo que esta técnica no resulta de utilidad aplicarla. Los algoritmos que implementan la técnica Crecimiento de regiones también dependen del valor RGB de los píxeles para identificar las regiones, por lo que en estas imágenes debido a las estructuras de las mismas resulta muy difícil limitar una región que abarque toda la OCP. Las técnicas basadas en fronteras no necesitan umbrales, segmentan las imágenes con algoritmos que utilizan los bordes (cambios de intensidades) como único requisito de entrada. Resulta útil aplicar La Transformada de Hough debido a la estructura circular que en algunos tramos presenta la capsulorrexis, de esta forma queda identificada la OCP. También se necesita identificar la capsulorrexis, y el algoritmo Transformada de Hough no es capaz de hacerlo del todo, partiendo de la idea del algoritmo de Contornos Activos se le realiza una modificación al primero deformando la circunferencia encontrada hacia los bordes de la capsulorrexis. De esta forma realiza una fusión de ambos algoritmos basados en fronteras.

Resultados obtenidos

Aplicación del algoritmo Transformada de Hough para formas circulares.

Este algoritmo depende de un buen detector de bordes ya que depende de ellos a la hora de realizar sus cálculos y comparaciones. Es el algoritmo de segmentación más utilizado en la detección de formas circulares y el resultado de haberlo aplicado a nuestras imágenes se muestra a continuación. Funciona recorriendo todos los píxeles color 255 de la imagen, para cada uno de ellos traza círculos tangentes en los 360 grados, los círculos son realizados con un radio variable de entre 55 y 100 píxeles. De estos círculos los que cumplan que el centro del eje numérico está contenido dentro de los mismos, son adicionados a una lista en la cual, si el círculo ya se encuentra, se incrementan sus contadores en 1. Posteriormente se recorre esta lista sacando el círculo con mayor cantidad de repeticiones (votos), siendo este en la mayor cantidad de casos de prueba el que limita la opacidad. A continuación, se muestra la salida del mismo.

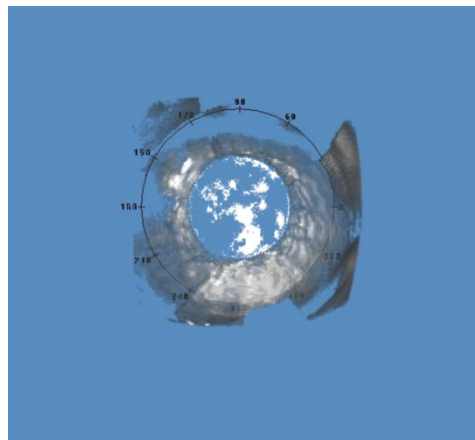


Figura 3. Transformada de Hough.

Aplicación del algoritmo de Contornos Activos

La efectividad de este algoritmo depende de una imagen con los bordes bien detectados y de una correcta detección del círculo que limita la opacidad, toma como partida las coordenadas de cada punto del borde de la circunferencia detectada, deslizándolo hacia el borde más cercano que este contenido en la recta que corta el centro del círculo y el punto que se está analizando de la circunferencia. En la presente investigación este algoritmo se fusionó con la Transformada de Hough, tomando solo de él la característica de ajustarse a los bordes más próximos al punto que se está analizando. A continuación, se muestra la salida del mismo.

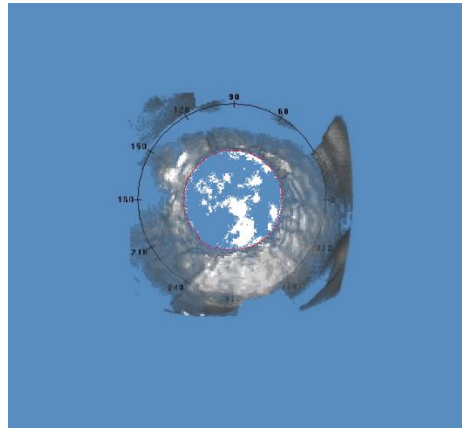


Figura 4. Resultado de la fusión Hough-Snakes

Comparación con los resultados esperados

Opacidad según
el especialista

Opacidad según
el algoritmo

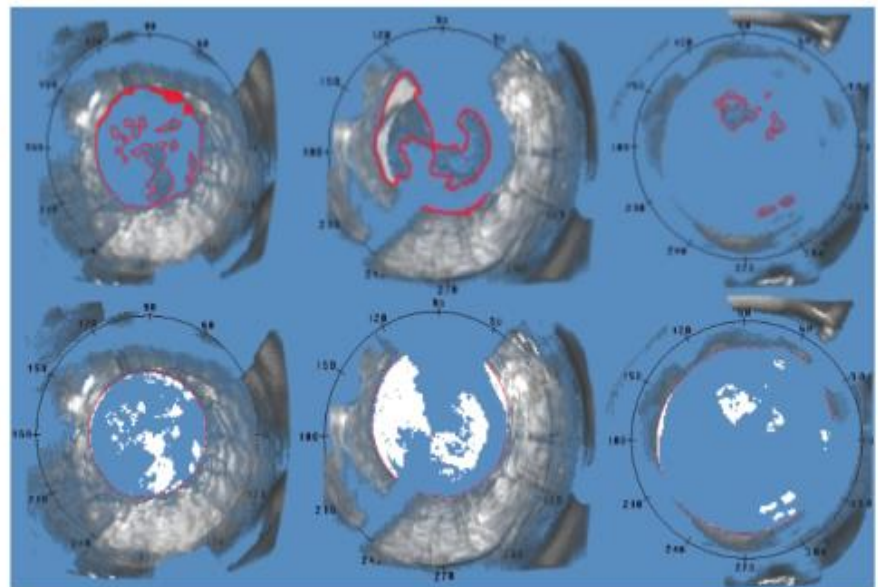


Figura 5. Especialista vs algoritmo

Métrica de validación de la segmentación

Como parte de la fase de pruebas se aplicó también la métrica Evaluación de la Clasificación por Regiones (Vanrell, M. 2016), para ello se define la matriz de confusión y sobre esta se obtienen cuatro medidas: la exactitud, precisión, sensibilidad y especificidad.

La matriz de confusión es definida como la herramienta básica que permite visualizar el nivel de error de un clasificador. Las filas de la matriz representan las instancias reales (regiones que marca el especialista) y las columnas representan las regiones con opacidad (marcadas por el sistema).

La matriz confusión contendrá los siguientes valores:

Si la región analizada ha sido correctamente identificada por el sistema como opacidad se denotan como reales positivos.

Si las regiones son opacidad y fueron identificados incorrectamente por el sistema se denotan como falsos positivos.

Si las regiones son opacidad y el sistema no los detecta serán denotados como falsos negativos.

Si las regiones no son opacidad y el sistema los identifica correctamente se denotarán reales negativos quedando la matriz confusión estructurada de la siguiente manera.

Las medidas usadas se calculan a partir de la matriz de confusión de la siguiente forma:

La exactitud describe la proximidad entre el resultado global del pacificador y la clasificación exacta.

$$exactitud = \frac{(reales_{positivos} + reales_{negativos})}{predicciones_{totales}}$$

La precisión mide la calidad de las respuestas positivas del clasificador.

$$precisión = \frac{reales_{positivos}}{reales_{positivos} + falsos_{positivos}}$$

La sensibilidad mide la eficiencia en la clasificación de todos los elementos que son de la clase.

$$sensibilidad = \frac{reales_{positivos}}{reales_{positivos} + falsos_{negativos}}$$

La especificidad mide la eficiencia en la clasificación de todos los elementos que no son de la clase.

$$especificidad = \frac{reales_{negativos}}{reales_{negativos} + falsos_{positivos}}$$

Las medidas toman valores desde 0 hasta 1, para el valor 1 se obtiene la coincidencia perfecta entre las regiones analizadas. Se analiza la clasificación en 20 imágenes resultantes del PENTACAM marcadas por el especialista y luego analizadas por el algoritmo.

Instancias reales	Opacidad	No opacidad
Opacidad	17	1
No opacidad	0	2

$$\text{Exactitud}=(17+2)/20=0.95$$

$$\text{Precisión}=17/(17+0)=1$$

$$\text{Sensibilidad}=17/(17+1)=0.94$$

$$\text{Especificidad}=2/(2+0)=1$$

Dados los resultados anteriores se puede concluir que la proximidad entre el resultado y la imagen marcada por el especialista es corta ya que presenta un índice de exactitud de 95%, la calidad de la respuesta es elevada pues se obtuvo el máximo de precisión, la eficiencia en la clasificación de cada región es buena ya que presenta alto nivel de sensibilidad superior al 90% y el máximo de especificidad.

Conclusiones

La aplicación de las técnicas de realce y mejora eliminaron el ruido presente en las imágenes provenientes del PENTACAM, facilitando la ejecución del algoritmo La Transformada de Hough. La fusión Hough-Snakes resultó ser la solución ideal de la identificación de la OCP ya que permitió encontrar satisfactoriamente la capsulorrexia a pesar de ser irregular el anillo de la misma. El algoritmo propuesto cuenta con un índice de exactitud de 95%, lo cual demuestra que logra su objetivo como algoritmo para la segmentación de la OCP en imágenes provenientes del PENTACAM.

REFERENCIAS

- Acosta R, Hoffmeister L, Roman R, Comas M, Castilla M, Castells X. (2006). *Revisión sistemática de estudios poblacionales de prevalencia de cataratas*. Barcelona, España.
- Iván Hernández López, Juan Raúl Hernández Silva, Yadira Castro González, Ailén Garcés Fernández, Zucell Veitia Roviroso, Eneida Pérez Candelaria. (2010). Estrategias de prevención de la opacidad de la cápsula posterior. *Revista Cubana de Oftalmología*, 23.
- Aguilera, L. D. (2011). *PROCESAMIENTO DE IMÁGENES*.
- Alvarez Cancio, M. (2014). PANDOC: Sistema basado en casos para la cuantificación objetiva de la opacidad capsular de un paciente operado de catarata.

- Alvarez Cancio, M., Rodríguez Puente, R., & Hernández Lopez, I. (2014). DISEÑO DE UN SISTEMA BASADO EN CASOS PARA LA IDENTIFICACIÓN DE OPACIDAD MEDIANTE EL PENTACAM.
- Alvarez Cancio, M., Rodríguez Puente, R., & Hernández López, I. (2013). *PANDOC: software para la cuantificación objetiva de la opacidad de la cápsula posterior mediante tomogramas scheimpflug del pentacam*. La Habana: COMPUMAT.
- Aslam TM, P. N. (2005). A freely accessible, evidence based, objective system of analysis of posterior capsular opacification; evidence for its validity and reliability. *5* (9).
- Beck, K. (2002). Una explicación de la programación extrema: aceptar el cambio .
- Canós José H, L. P. (2003). Metodologías Ágiles en el Desarrollo de Software.
- D Grewall, R. J. (2008). Pentacam tomograms: A Novel Method for Quantification of Posterior capsule opacity. *49* (5).
- D. S Friedman, D. D. (1999). Digital image capture and automated analysis of posterior capsular opacification. *Investigative Ophthalmology & Visual Science, 40* (8).
- Dra. Nora La Serna Palomino, L. U. (2009). *Técnicas de Segmentación en Procesamiento Digital de Imágenes : aceptar el cambio*.
- Elizondo, M. C. (2002). *Fundamentos de Procesamiento de Imágenes*. California: CONATEC 2002 .
- ERNESTO GÓMEZ VARGAS, N. O. (2013). Métodos de segmentación de nubes en imágenes médicas.
- Fuente-Arriaga, J. A., & Riverón, E. M. (2012). *Segmentación del disco óptico en imágenes de retina mediante transformada de Hough y contornos activos*.
- Gil Rodríguez, J. L. (2011). Evaluación de la calidad en la segmentación de imágenes. *Reporte Técnico: Reconocimiento de Patrones. SERIE AZUL, RT_042* (RNPS No. 2142), 2-43.
- Gonzales, R. (2002). *Digital Image Processing* .
- Iván Hernández López, J. R. (2010). Estrategias de prevención de la opacidad de la cápsula posterior. *Revista Cubana de Oftalmología, 23*.
- JUAN PABLO URREA, E. O. (2004). IMPLEMENTACIÓN DE LA TRANSFORMADA DE HOUGH PARA LA DETECCIÓN. (24).
- López, I. H. (2011). Cuantificación objetiva de la opacidad de la cápsula posteriormediante tomogramas Scheimpflug del Pentacam. *Revista Cubana de Oftalmología, 24* (2).
- Lopez, I. H. (2010). *Sistema de analisis de la opacidad de la cápsula posterior*.
- Manfred R Tetz, G. U. (1997). Photographic image analysis system of posterior capsule opacification. *Journal of Cataract & Refractive Surgery, 23* (10).

- Michel Alvarez Cancio, A. H. (2013). PANDOC: SOFTWARE PARA LA CUANTIFICACIÓN OBJETIVA DE LA OPACIDAD DE LA CÁPSULA POSTERIOR MEDIANTE TOMOGRAMAS SCHEIMPFLUG DEL PENTACAM.
- Moler, C. (1982). *MathWorks*. Recuperado el 15 de 3 de 2016, de MathWorks: <http://www.mathworks.com>
- Oliver Findl, W. B. (2003). Comparison of 4 methods for quantifying posterior capsule opacification. *Journal of Cataract & Refractive Surgery*, 29.
- Oliver Findl, W. B. (2010). Intervenciones para la prevención de la opacificación de la cápsula posterior. (2).
- Oliver Findl, Wolf Buehl, Peter Bauer, Thomas Sycha. (2010). Intervenciones para la prevención de la opacificación de la cápsula posterior. *Biblioteca Cochrane Plus* , 2.
- Oracle. (s.f.). *Java*. Recuperado el 14 de 1 de 2015, de <http://www.java.com/es/about/>: <http://www.java.com/es/about/>.
- Paradigm, V. (2016). *Visual Paradigm*. Recuperado el 30 de marzo de 2016, de Visual Paradigm: <https://www.visual-paradigm.com>
- Parker, J. R. (1991). Thresholding Using an Illumination Model. 13.
- Parker, J. R. (1991). Thresholding Using an Illumination Model. 13.
- PONER AUTOR, U. (1997). Evaluation and comparison of different segmentation algorithm. *Pattern Recognition Letter*, 10 (18), 963-974.
- Redondo, L. R. (2011). *SEGMENTACIÓN DE IRIS MEDIANTE CONTORNOS ACTIVOS*.
- SA, B. (2000). Quantification of posterior capsular opacification in digital images after cataract surgery. 3979.
- Sánchez Mendoza, M. A. (2004). Metodologías del desarrollo de software.
- Shulcloper, J. R. (1999). Selección de variables y clasificación supervisada. En J. R. Shulcloper, *Enfoque Lógico Combinatorio al Reconocimiento de Patrones* (Vol. 1, pág. 150). Mexico: Instituto Politécnico Nacional.
- Sommerville, I. (2005). *Ingeniería del software. Séptima Edición*. Madrid. España: Pearson Educación. S. A.
- Tariq M Aslan, N. P. (2005). Assessment of systems of analyzing PCO. *Journal of Cataract and Refractive Surgery*, 31.
- Tariq M Aslan, Niall Patton, Baljean Dhillon. (2005). Assessment of systems of analyzing PCO. *Journal of Cataract and Refractive Surgery*, Vol. 31.
- Valentín Tinguaro Díaz Alemán, D. P. (2005). Anillos de tensión capsular. Nuestra experiencia. *Sociedad Canaria de Oftalmología* (16).
- Valentín Tinguaro Díaz Alemán, D. Perera Sanz, V. Lozano López, Javier Rodríguez Martín. (2005). Anillos de tensión capsular. Nuestra experiencia. *Sociedad Canaria de Oftalmología*. , 16.
- Vargas, D. V. (2015). *Una nueva metodología de segmentación de imágenes basadas en Contornos Activos. Aplicación de la segmentación de imágenes médicas para la reconstrucción tridimensional de estructuras anatómicas*.

- Vanrell, M. (2016). Lecture 22 - L3.5.a. Evaluación de la clasificación por ventana (I). Obtenido de <https://www.coursera.org/learn/deteccion-objetos/lecture/A34LS/l3-5-a-evaluacion-de-la-clasificacion-por-ventana-i>.
- Wirth, M. e. (2006). Performance Evaluation in Image Processing. *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, 2006 ((Article ID 45742): 1-3).
- Wolf Buehl, O. F. (2002). Reproducibility of standardized retroillumination photography for quantification of posterior capsule opacification. *Journal of Cataract & Refractive Surgery*, 28 (2).