

# Detección y Cuantificación de Hemorragias Intracerebrales en Tomografía Axial Computarizada

Enrique Irwin Illán García<sup>1</sup>, María Guadalupe Medina Barrera<sup>2</sup>,  
Federico Ramírez Cruz<sup>3</sup> y José Juan Hernández Mora<sup>4</sup>

Instituto Tecnológico de Apizaco, División de Estudios de Posgrado e Investigación

<sup>1,2,3,4</sup>Instituto Tecnológico de Apizaco, Apizaco, Tlaxcala, México

enrique.illan@gmail.com, posgrado@itapizaco.edu.mx,

framirez@itapizaco.edu.mx, jjhmora@itapizaco.edu.mx

*Paper received on 24/07/12, Accepted on 27/08/12.*

**Resumen.** En este artículo se presenta un sistema de detección y cuantificación automática de hemorragias intracerebrales en estudios de tomografía axial computarizada. El objetivo es facilitar al especialista la identificación y medición de la región hemorrágica de forma rápida y precisa. Para validar la detección y cuantificación automática se comparan los resultados calculados automáticamente contra la segmentación y cuantificación manual realizada por el especialista. Los resultados demuestran que el método propuesto puede ser utilizado como una herramienta de apoyo para el diagnóstico de hemorragias intracerebrales en estudios de tomografía axial computarizada.

**Palabras Clave:** Tomografía Axial Computarizada, Hemorragia Intracerebral, MLP, Cuantificación, Detección, Sistema de Visión Artificial.

## 1 Introducción

La Hemorragia Intracerebral (HIC) es una colección de sangre dentro del parénquima cerebral producida por una rotura vascular espontánea, no traumática. La Tomografía Axial Computarizada (TAC) es la técnica más utilizada para el diagnóstico de una HIC.

Las HIC son urgencias médicas que deben ser atendidas dentro de las primeras 3 horas del inicio de los síntomas. El reconocimiento y cuantificación de una HIC es de vital importancia ya que determina el tratamiento que debe proporcionarse al paciente. Sin embargo, cuando la Hemorragia presenta un aspecto borroso con un contorno irregular o el especialista no tiene suficiente experiencia se puede estimar erróneamente las dimensiones de la región hemorrágica. Las consecuencias pueden ir hasta determinar la intervención quirúrgica innecesaria poniendo en riesgo la vida del paciente. Para mejorar la certeza en el diagnóstico clínico se propone el desarrollo de un Sistema de Visión Artificial (SVA) para la detección y cuantificación automática de la HIC en estudios de TAC.

## 2 Trabajos relacionados

La detección y cuantificación de HIC en estudios de TAC ha sido una de las áreas de investigación más estudiadas dentro del diagnóstico clínico de enfermedades cerebro-vasculares. Desde la década de los 90's se han propuesto sistemas de cómputo para la segmentación y clasificación de las regiones.

Lee [4] propone un análisis entre los algoritmos de clustering K-means y FCM para la detección de potenciales regiones hemorrágicas. En ambos casos se realiza una clasificación de las potenciales regiones hemorrágicas tomando en cuenta características geométricas así como estadísticos de primer orden a partir del histograma de la imagen.

Kabara [3] propone el uso del análisis de texturas mediante el uso de la matriz de co-ocurrencia de Haralick. En la etapa de clasificación se utiliza el algoritmo C4.5. Los resultados muestran que las características de textura son capaces de formar dos grupos: tejido normal y regiones hemorrágicas.

Gong [1] propone el uso de un algoritmo de umbralización automática para la detección de potenciales regiones hemorrágicas así como de siete características geométricas para la clasificación en tres clases: tejido normal, calcificación y región hemorrágica.

Li [5] proponen un enfoque en donde se hace uso del algoritmo FCM para la segmentación de la masa intracerebral. Para segmentar las potenciales regiones hemorrágicas se hace uso del algoritmo de Máxima Entropía. Como método de clasificación se utiliza el algoritmo C4.5. Los resultados mencionan una tasa de detección de la región hemorrágica del 100% pero la salida muestra que aún se tienen artefactos en la imagen que no forma parte de la región hemorrágica. Este trabajo muestra que con el uso de técnicas basadas en umbralización automática se pueden detectar potenciales regiones hemorrágicas.

Liao [6] utiliza un método de segmentación basado en un análisis multi-resolución. Posteriormente realiza el cálculo de un modelo geométrico elíptico alrededor de la región afectada para obtener la longitud del eje mayor, el eje menor y la excentricidad de la elipse que se utilizan como características de las potenciales regiones hemorrágicas. Adicionalmente, se realiza un análisis comparativo entre los resultados de la segmentación manual y la segmentación automática.

Romana y Korrapati [9] describen una segmentación mediante umbralización automática en donde los parámetros son calculados de acuerdo a los niveles de gris de la masa Intracerebral. Posteriormente se utiliza un conjunto de características similares a las propuestas por Gong [1]. Para clasificar el tipo de región hemorrágica se hace uso de la Red Neuronal MLP.

En la mayoría de trabajos propuestos se utilizaron técnicas de segmentación y clasificación de las potenciales regiones hemorrágicas, sin embargo, desde el punto de vista clínico el problema no consiste en detectar la ubicación de la región hemorrágica sino en cuantificar el tamaño de la misma. A continuación se muestra una metodología tanto para la detección como para la cuantificación que ayude al especialista a mejorar el diagnóstico clínico de HIC.

### 3 Metodología propuesta

La metodología propuesta consiste en el desarrollo de un Sistema de Visión Artificial el cual mediante técnicas de Procesamiento Digital de Imágenes y una Red Neuronal Artificial pueda detectar y cuantificar automáticamente la HIC. En la Fig. 1 se muestran las diferentes etapas que lleva a cabo el SVA tanto para la identificación de la región hemorrágica, como para la cuantificación de la misma.



Figura 1. Esquema general del Sistema de Visión Artificial.

#### 3.1 Selección del corte axial

El primer paso consiste en revisar cada uno de los cortes axiales del estudio TAC y seleccionar el corte en donde se visualice la HIC con mayores dimensiones. A partir del corte axial seleccionado se realizan las operaciones de segmentación de la masa Intracerebral, detección de potenciales regiones hemorrágicas, clasificación y cuantificación de la región hemorrágica. En la Fig. 2 se muestra la selección del corte axial más significativo de un caso de estudio.

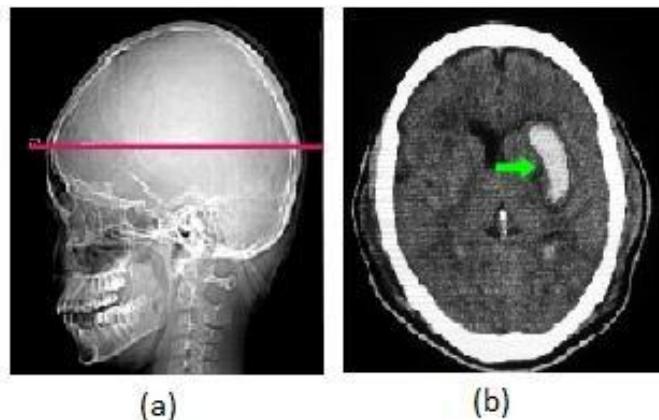


Figura 2. Corte axial con mayor tamaño. En la parte (a) se muestra la altura del corte axial y en la parte (b) la región hemorrágica.

### 3.2 Segmentación de la masa Intracerebral

En esta etapa se realiza la segmentación de la masa Intracerebral mediante un algoritmo denominado como máxima circularidad (ver Fig. 3). Esta técnica utiliza operaciones de umbralización con  $\alpha$ -cortes que permitan encontrar la región de interés con mayor circularidad. En la Fig. 4 se muestra el cálculo de la circularidad para 3  $\alpha$ -cortes.

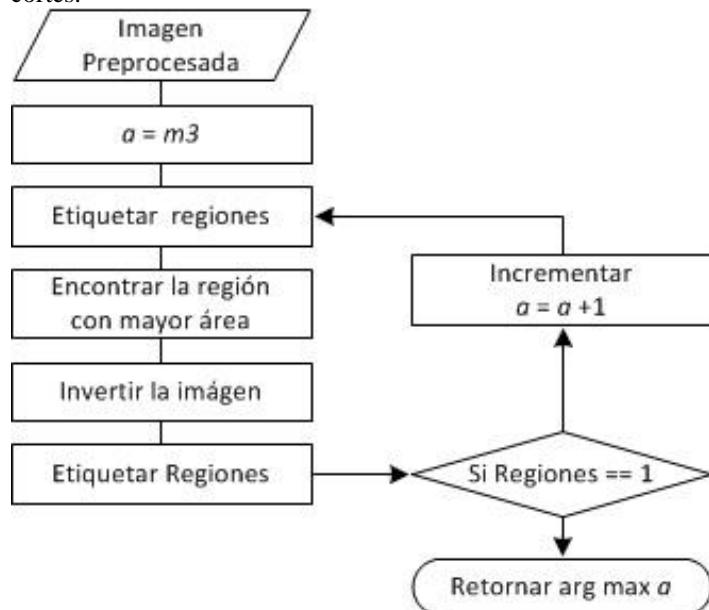


Figura 3. Algoritmo de máxima circularidad.

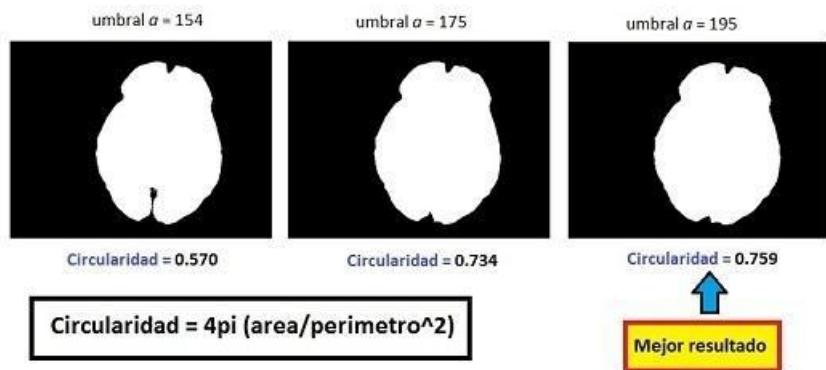


Figura 4. Cálculo de la circularidad con diferentes  $\alpha$ -cortes

### 3.3 Detección de potenciales regiones hemorrágicas

La etapa de segmentación tiene por objetivo separar la masa Intracerebral de las potenciales regiones hemorrágicas. El método consiste en dividir el histograma de la imagen en tres clases mediante el algoritmo de Otsu Multiumbral [6]. Para el caso de umbralización multinivel se debe considerar que existen al menos  $M-1$  posibles umbrales,  $\{t^1, t^2, \dots, t^{M-1}\}$ , los cuales pueden dividir la imagen en  $M$  clases:  $C^1$  para  $[0, \dots, t^1]$ ,  $C^2$  para  $[t^1+1, \dots, t^2]$ , ...,  $C^i$  para  $[t^{i-1}+1, \dots, t^i]$ , ..., y  $C^M$  para  $[t^{M-1}+1, \dots, L-1]$ , en donde los valores óptimos para los umbrales  $\{t^1, t^2, \dots, t^{M-1}\}$  se encuentran maximizando  $\sigma_B^2$  de la siguiente forma:

$$\{t_1^*, t_2^*, \dots, t_{M-1}^*\} = \arg \max \{\sigma_B^2(t_1, t_2, \dots, t_{M-1})\},$$

$$0 \leq t_1 \leq \dots \leq t_{M-1} \leq L-1$$

En donde:

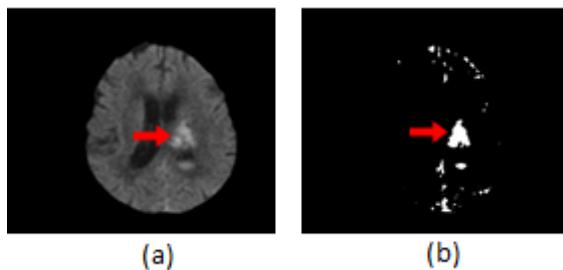
$$\sigma_B^2 = \sum_{k=1}^M \omega_k (\mu_k - \mu_T)^2$$

Definiendo a  $\omega^k$  y  $\mu^k$  como:

$$\omega_k = \sum_{i \in C_k} p_i \quad \mu_k = \sum_{i \in C_k} \frac{i \cdot p_i}{\omega_k}$$

En la Fig. 5 se puede observar la salida del algoritmo de segmentación Otsu multiumbral a partir de la masa Intracerebral. Aunque el caso de estudio presenta una región hemorrágica con un área pequeña y un aspecto borroso, la salida del algoritmo de segmentación encuentra de forma satisfactoria la región hemorrágica.

Adicionalmente se puede observar una serie de regiones que se consideran como falsos positivos los cuales se eliminan en la fase de clasificación.



**Figura 5.** Segmentación mediante Otsu multiumbral. En la parte (a) se visualiza la masa Intracerebral y en la parte (b) el resultado de la segmentación automática.

### 3.4 Extracción de características

Para realizar la identificación de las regiones hemorrágicas, se hace uso de las características visuales como el tamaño, forma y la textura de las potenciales regiones hemorrágicas.

**Características geométricas.** Gong [1] propuso el uso de siete medidas geométricas como características principales para realizar una clasificación de las potenciales regiones hemorrágicas. Las características que se utilizaron fueron el área, la longitud del eje mayor, la longitud del eje menor, excentricidad, solidez, extensión y adyacencia al cráneo.

**Estadísticos de primer orden.** Uno de los métodos más sencillos para describir una textura es el uso de momentos estadísticos del histograma de la región que se esté analizando. Por cada una de las potenciales regiones hemorrágicas se extraen un total de 7 parámetros estadísticos: media, varianza, suavidad, asimetría, curtosis, energía y entropía.

**Estadísticos de segundo orden.** Para realizar el análisis de las texturas de cada una de las potenciales regiones hemorrágicas se hace uso de la matriz coocurrencia GLCM, a partir de la cual se obtienen los siguientes 7 parámetros estadísticos: máxima probabilidad, energía, entropía, varianza, correlación, homogeneidad y contraste.

### 3.5 Clasificación mediante Red Neuronal Artificial

En la etapa de clasificación se utiliza una Red Neuronal Artificial MLP para la clasificación de potenciales regiones hemorrágicas en dos clases: HIC y tejido normal. En la Fig. 6 se muestra la arquitectura de la RNA la cual consiste en 21 neuronas en la capa de entrada, 40 neuronas en la capa oculta y 1 neurona en la capa de salida. La metodología para el entrenamiento y prueba de la red MLP así como la elección de los parámetros de configuración se tomaron a partir del trabajo realizado por Illán y Medina [2].

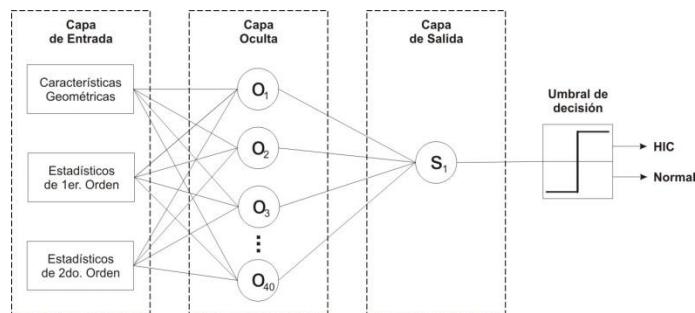


Figura 6. Arquitectura del modelo de clasificación MLP.

El número total de muestras fue de 1028 que corresponden con el número de regiones binarias que se encontraron en la etapa de detección de poten-

ciales regiones hemorrágicas. La distribución del conjunto de datos se muestra con más detalle en la Tabla 1.

**Tabla 1.** Distribución del conjunto de datos

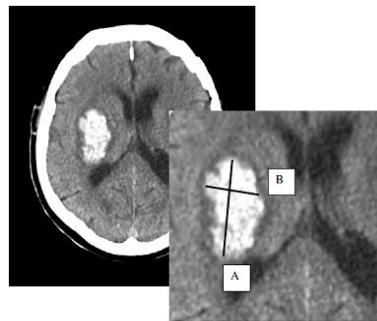
Conjunto	Clase	Muestras
Entrenamiento	Hemorragia	128
	Normal	34
	Total	570
Validación	Hemorragia	64
	Normal	17
	Total	285

### 3.6 Cuantificación de la región hemorrágica

Normalmente las HIC tienden a formar coágulos esféricos cuyo volumen puede ser calculado mediante una técnica conocida como ABC2 [8]. Para realizarla cuantificación de las dimensiones de la región hemorrágica se calcula un modelo geométrico elíptico que circunscribe a la región hemorrágica. Posteriormente se calcula el volumen de la región hemorrágica mediante la siguiente expresión:

$$volumen = \frac{A \cdot B \cdot C}{2}$$

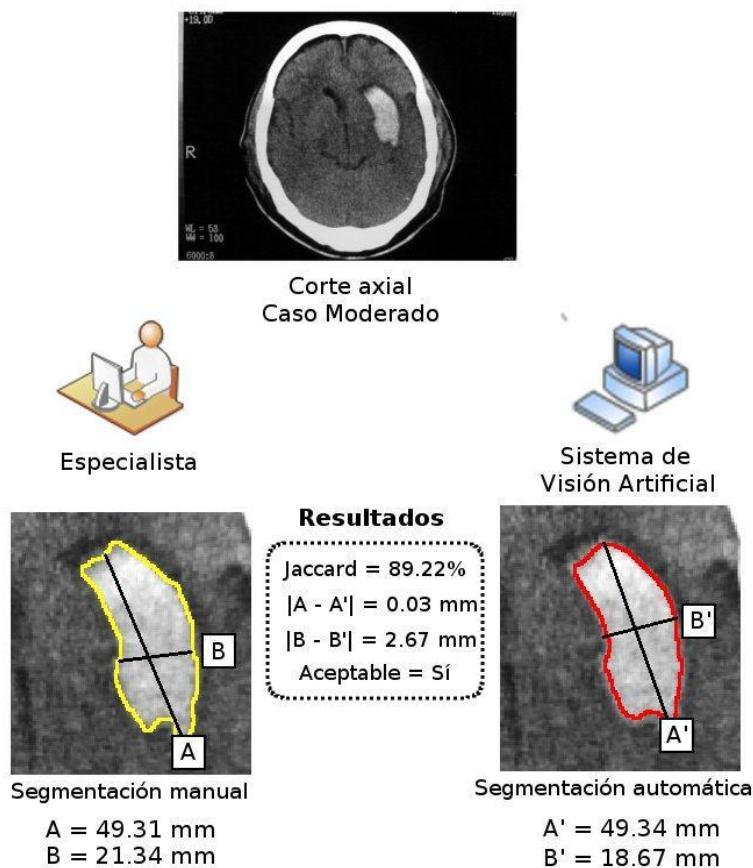
En donde  $A$  es el segmento más largo que se puede trazar en la región hemorrágica,  $B$  es el segmento perpendicular al segmento  $A$ , ver Fig. 7, y  $C$  es el número aproximado de cortes axiales con grosor aproximado de 8mm.



**Figura 7.** Trazo del segmento  $A$  y  $B$  para el cálculo volumétrico de la HIC.

## 4 Resultados experimentales

El conjunto de datos experimental está conformado por dos grupos: moderado y complejo. Estos grupos definen la complejidad del diagnóstico clínico desde el punto de vista médico. Cada grupo está compuesto por 10 casos de estudio los cuales fueron seleccionados por el especialista. En la Fig. 8 se muestra la comparación entre la segmentación y cuantificación manual realizada por el especialista y la segmentación y cuantificación automática realizada por el Sistema de Visión Artificial.



**Figura 8.** Comparación de la segmentación y cuantificación de HIC

Los casos de diagnóstico moderado incluyen los estudios tomográficos en donde se visualiza una HIC de forma clara y un contorno bien definido que se distingue con facilidad del resto de las estructuras intracerebrales. En la Tabla 2 se muestran los resultados de la segmentación y cuantificación de HIC en los casos de diagnóstico moderado.

**Tabla 2.** Resultados de la segmentación y cuantificación de HIC.

Caso de Estudio	Casos de diagnóstico moderado.						Aceptable
	Especialista		SVA		Diferencia		
	A	B	A'	B'	A-A'	B-B'	Jaccard
1	49.31	21.34	49.34	18.67	0.03	2.67	89.22%
2	26.16	15.65	34.90	25.50	1.55	2.50	80.85%
3	65.87	40.13	62.50	36.90	3.37	3.23	90.25%
4	56.87	26.50	54.10	22.15	2.77	4.35	88.75%
5	39.82	19.20	36.61	17.20	3.21	2.00	89.40%
6	75.30	43.75	70.56	39.80	4.74	3.95	83.63%
7	47.65	22.38	45.83	20.64	1.82	1.74	80.79%
8	49.87	21.59	46.37	19.43	3.50	1.94	84.98%
9	53.89	26.84	48.71	23.90	5.18	2.94	88.65%
10	62.30	29.47	57.43	26.75	4.87	2.71	89.91%

Los casos de diagnóstico complejo incluyen los estudios tomográficos en donde se visualiza una HIC de forma borrosa con un contorno irregular que dificulta la identificación de la región hemorrágica. En la Tabla 3 se muestran los resultados de la segmentación y cuantificación de HIC en los casos de diagnóstico complejo.

**Tabla 3.** Resultados de la segmentación y cuantificación de HIC.

Caso de Estudio	Casos de diagnóstico complejo.						Aceptable
	Especialista		SVA		Diferencia		
	A	B	A'	B'	A-A'	B-B'	Jaccard
1	76.8	42.72	90.93	28.17	14.13	14.55	65.11%
2	15.67	7.50	27.12	14.30	11.45	6.80	60.30%
3	22.54	10.32	35.10	16.89	12.56	6.57	70.45%
4	18.90	8.50	25.20	14.45	6.30	5.95	58.90%
5	24.90	13.70	26.74	11.89	1.84	1.81	63.46%
6	16.72	7.50	27.25	14.87	10.53	7.37	67.89%
7	17.60	9.82	26.62	15.63	9.02	5.81	61.50%
8	18.83	9.40	29.56	13.72	10.73	4.32	71.13%
9	22.52	13.20	35.25	18.74	12.73	5.54	69.82%
10	19.50	9.45	31.20	13.28	11.70	3.83	57.90%

## 5 Conclusiones y trabajo futuro

La presente investigación propone una metodología para la identificación y cuantificación de HIC en estudios de TAC. En la metodología se propuso el algoritmo de Máxima Circularidad para segmentar la masa intracerebral, así como el uso del algoritmo de Otsu Multiumbral para la detección potenciales regiones hemorrágicas. Adicionalmente se propone que el análisis de resultados debe llevarse a cabo mediante la comparación de la segmentación manual y automática, así como de la diferencia de la longitud de los segmentos AB realizada por el especialista y los segmentos A'B' realizada por el SVA.

Los resultados muestran que el método propuesto es capaz de identificar y cuantificar de forma adecuada la región hemorrágica en los casos de diagnóstico

moderado. Sin embargo, existen algunos casos de diagnóstico complejo en los cuales por la irregularidad del contorno de la región hemorrágica la segmentación de la región hemorrágica no se asemeja a la segmentación manual realizada por el especialista. A pesar de este tipo de dificultades, los casos de diagnóstico complejo aparecen de forma menos frecuente en la práctica clínica por lo que el método se considera adecuado desde el punto de vista del especialista.

En trabajos futuros se realizará un estudio de los niveles de la densidad de los tejidos y estructuras intracerebrales que permitan determinar con mayor precisión la forma y ubicación de la región hemorrágica en los diagnósticos de casos complejo.

## Referencias

1. Gong T.: Classification of CT Brain Images of Head Trauma. Proceedings of the 2nd IAPR international conference on Pattern recognition in bioinformatics, pp. 401-408, 2007
2. Illán G. E., Medina G. B.: Clasificación de Hemorragias Intracerebrales en Tomografía Axial Computarizada mediante Redes Neuronales Artificiales. XXXIV Congreso Nacional de Ingeniería Biomédica, pp 33-36, 2011
3. Kabara S. A.: CT Image Texture analysis of Intracerebral Hemorrhage. Proceedings of the 2003 Finnish Signal Processing Symposium, pp. 190-194, 2003
4. Lee T. H.: A Segmentation of CT Brain Images Using Unsupervised Clusterings. The Visualization Society of Japan Journal of Visualization, pp. 131-138, 2009.
5. Li Y., Hu Q.: A hybrid approach to detection of brain hemorrhage candidates from clinical head CT scans. Sixth International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery, pp. 361-365, 2009.
6. Liao C. C.: A Knowledge Discovery Approach to Diagnosing Intracranial Hematomas on Brain CT: Recognition, Measurement and Classification. Proceedings of the 1st international conference on Medical biometrics, pp. 73-82, 2009.
7. Liao P.S.: A Fast Algorithm for Multilevel Thresholding. Journal of Information Science and Engineering, pp. 713-721, 2001.
8. Lozano J.C.: Aspecto clínicos y epidemiológicos del trauma craneo encefálico. Sistema Nacional de Vigilancia Epidemiológica, pp. 1-4, 2006.
9. Ramana K.V., Korrapati R.: Neural Network Based Classification and Diagnosis of Brain Hemorrhages. International Journal of Artificial Intelligence and Expert Systems (IJAE), pp.7-25, 2010.