

# SLD015 UN ACERCAMIENTO AL PROCESAMIENTO DE IMÁGENES DE TAC NO CONTRASTADAS DE TUMORES SUPRATENTORIALES

## SLD015 AN APPROACH TO IMAGE PROCESSING IN AXIAL CT IMAGES WITHOUT CONTRAST OF SUPRATENTORIALS TUMORS

*MSc. José Ulises Montelis Alfonso.*

Hospital "Carlos Manuel de Céspedes", Cuba, [julises@infomed.sld.cu](mailto:julises@infomed.sld.cu), Calle 44 # 180-d e/ Vicente Quesada y José A. Echavarría, Rpto. Ciro Redondo, Bayamo Granma.

**RESUMEN:** *El presente trabajo describe una secuencia de pasos para el procesamiento de imágenes de TAC no contrastadas usando herramientas de Mejoramiento o realce (**Enhancement**) y Segmentación (**Segmentation**). Para acometer tal objetivo se tomaron 37 pacientes distribuidos en 20 Gliomas y 17 Meningiomas, con sus imágenes de TAC simples y contrastadas con el objetivo de aproximar las imágenes no contrastadas a las contrastadas en cada caso. En otras palabras, este trabajo propone un método no invasivo para **Mejorar y Segmentar** imágenes de tumores Supratentoriales utilizando las herramientas de procesamiento de imágenes, antes mencionadas.*

**Palabras clave:** Mejoramiento de imágenes; Segmentación de imágenes; Contraste; Distribución Gaussiana.

**ABSTRACT:** *The present work describes a sequence of steps to process axial CT images without contrast, using **Enhancement and Segmentation** tools. To reach this goal were taken 37 patients distributed in 20 Gliomas and 17 Meningion, with their simple and contrasted axial CT images with the object to be approximate the images without contrast to contrast images in each case. In other words, this work proposes a non invasive method to **Enhancement and Segment** images of Supratentorials tumors using the tools before mentioned.*

**Keywords:** Image Enhancement; Image Segmentation; Contrast; Gaussian Distributions.

## 1. INTRODUCCIÓN.

El mejoramiento o realce (**Enhancement**) y la segmentación (**Segmentation**), de imágenes es un paso importante para cualquier algoritmo de procesamiento de imágenes y visión por computadoras, interés motivado en la aplicación sobre un amplio espectro de las ciencias. Las Técnicas de mejoramiento o realce (**Enhancement**) es usada para refinar una imagen determinada, así las características deseadas de la imagen comienzan a ser un tanto visibles al sistema visual humano o muy posible para ser detectado por un sistema automatizado de análisis de imágenes, en otras palabras es el mapeo o transformación de una imagen en otra, mientras que el proceso de segmentación (**Segmentation**), es usado para la partición de la imagen en regiones (también llamada clases, o subconjuntos) que son homogéneas con respecto a una o más características o rasgos [1-5]. Por ejemplo, analizar las diferentes regiones de una foto aérea es usada para entender la distribución planta/tierra, la extracción de un objeto de interés del fondo de una imagen [1]; segmentar cánceres de piel y mejorar su diagnóstico, entre otras.

El desarrollo de la imagenología médica (IM) en las últimas décadas ha sido verdaderamente revolucionario. Por ejemplo en la mamografía, las técnicas de análisis de formas y texturas son usadas para facilitar el diagnóstico de cáncer de mamas. Siendo quizás lo más notable de estos avances en estos campos el hecho de requerirse significativas innovaciones en las técnicas computacionales para un acercamiento a todos los aspectos del procesamiento de imágenes en varios campos. Por otra parte la (IM), considera un conjunto de modalidades de adquisición de imágenes, las cuales se diferencian en cuanto a la naturaleza de los principios físicos involucrados en el proceso de adquisición.

El uso de múltiples modalidades imagenológicas a un simple paciente, por ejemplo MRI, TC y PET – entre las más comunes-[6], se auxilia de sofisticados algoritmos para el procesamiento de las imágenes y su diagnóstico, tales como Reconocimiento de Patrones, Visión por computadoras, entre otros, sin dejar de mencionar los altos costos que estos acarrearán, la exposición de los pacientes a más de una vez a radiaciones, adicionando el contraste invasivo a dicho paciente [5].

Automatizar el reconocimiento y el diagnóstico es casi imposible sin el empleo de las herramientas de mejoramiento o realce (**Enhancement**), segmentación (**Segmentation**), cuantificación

(**Quantification**); registro (**Registration**), entre otras. En [5], el Dr. Bankman ha ensamblado una síntesis muy seria y abarcadora del estado del arte de las herramientas para el procesamiento y análisis de imágenes para el diagnóstico y aplicaciones terapéuticas en imagenología médica.

Todas estas técnicas se usan con una alta frecuencia para el diagnóstico preoperatorio de tumores o patologías del ser humano, pero con el inevitable uso del contraste invasivo –exceptuando trabajos importantes como [7] para el cáncer de mamas. Por otro lado existe un sin número de paciente a los cuales se les está contraindicado este método de contraste, por lo que el presente trabajo muestra una alternativa para el diagnóstico de tumores intracraneales mediante el procesamiento digital de imágenes para el caso de tumores **Supratentoriales** no contrastados.

Aquí se utilizan imágenes de pacientes con tumores intracraneales a los cuales se les aplicó ensayo mediante sus tomografías Simples y Contrastadas en el tomógrafo Monocortes del Hospital Provincial General Docente "Carlos Manuel de Céspedes y del Castillo", agrupados en dos grupos: Tumores de tipo **Gliales** y de tipo **Meningiomas** realizando un estudio de diferentes parámetros extraídos mediante procesamiento de imágenes y evaluando la importancia de las distintas características para el problema de pre – diagnóstico de los tumores de tipos antes mencionados de forma regresiva. Siendo de esta manera el objetivo principal de este trabajo: búsqueda de una transformada K, que me aproxime la imagen (a) a la (b) Fig. 1. Concentrándonos por ahora en el mejoramiento o realce (**Enhancement**) y segmentación (**Segmentation**) que abordaremos en la siguiente sección.

## 2. CONTENIDO

### 2.1 Mejoramiento (Enhancement).

#### 2.1.1 Histogram Equalization

**Histogram equalization** es una técnica que consiste en ajustar la escala de grises de una imagen a fin de que el histograma de los niveles de grises de la imagen de entrada sea mapeada a un histograma uniforme [8].

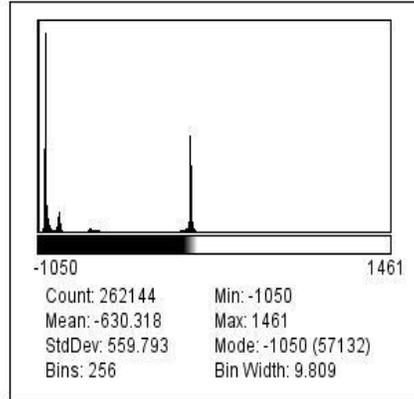
Para ilustrar todo lo hasta aquí expuesto, tomemos dos imágenes de TAC de cráneo de un paciente con un tumor (**Meningioma**) simple Fig. 1, y contrastado Fig. 2, y la Fig. 3 el histograma correspondiente a la Fig.1.

Como se observa en las Fig. 4 y 5, la aplicación del Ecuilización del Histograma, Ampliación del contraste (**Contrast Stretching**) y su histograma nos han aproximado un tanto al problema planteado, pero en otros experimentos previamente realizados no siempre nos condujo al éxito, fue preciso aplicar otras técnicas de procesamiento de imágenes, encontrando como el más idóneo el filtro de Gauss (**Gaussian filter or smoothing**).

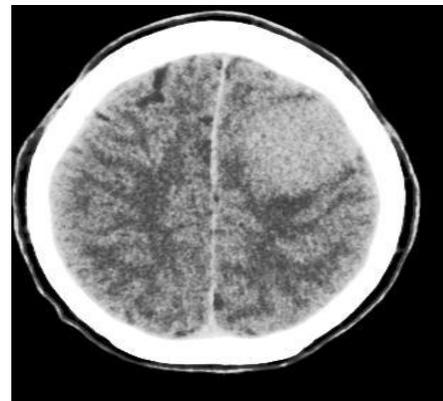
**2.1.2. Ampliación del contraste (Contrast Stretching).**

Ampliación del contraste (a veces llamado normalización) es una simple técnica de mejoramiento de imágenes que intenta mejorar el contraste en la imagen expandiendo el rango intensidad hasta abarcar los valores deseados.

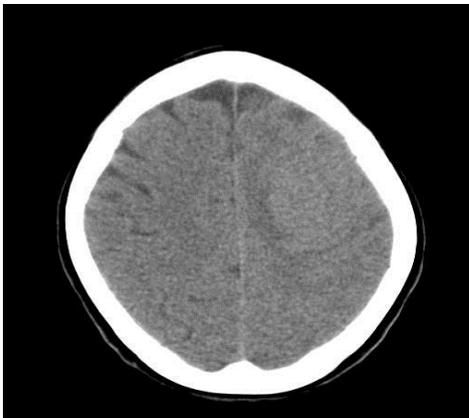
Este se diferencia de otros más sofisticados métodos de ecualización de histogramas en que este solo puede aplicar una función lineal de escalamiento (*linear scaling*) a los valores de píxeles de la imagen



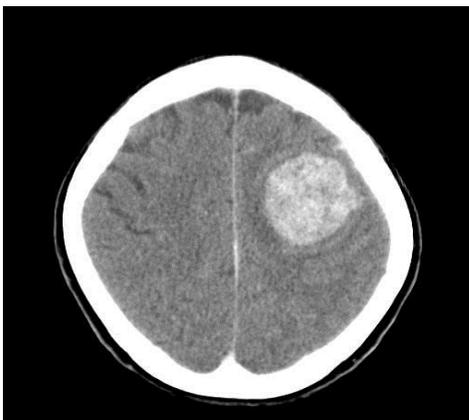
**Fig. 3 Histograma de la Imagen no contrastada.**



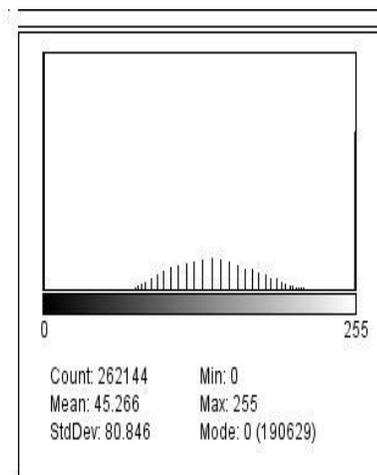
**Fig. 4. Imagen después Histogram equalization y Contrast Stretching**



**Fig. 1 Imagen No Contrastado**



**Fig. 2 Imagen Contrastada**



**Fig. 5. Histograma Ecuilizado.**

### 2.1.2 Filtro Gaussiano.

El filtro Gaussiano no solo ha sido de utilidad en aplicaciones ingenieriles. Este también ha atraído la atención a biólogos puesto que este ha sido atribuido con alguna cantidad plausible a la biología, por ejemplo algunas células en el campo visual del cerebro tienen una aproximación significativa a la distribución Gaussiana [9]. Esta situación nos condujo a una posición cómoda, puesto que, aunque en esta investigación se probaron otros filtros, el Gaussiano nos condujo por una senda más coherente.

En 2-D, una isotrópica distribución Gaussiana (simétrica circularmente) tiene la forma:

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$

Y su gráfica:

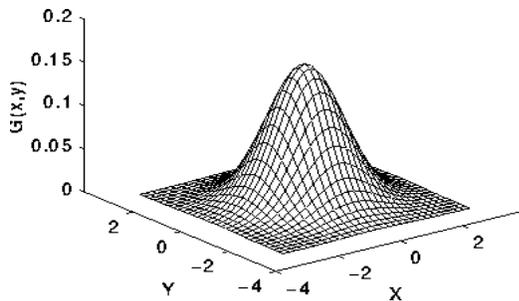


Fig. 6 2-D distribución Gaussiana con media (0,0) y  $\sigma = 1$

Puesto que las imágenes **DICOM** son almacenadas como una colección de píxeles discretos, se necesita generar una aproximación discreta a la función Gaussiana antes de ejecutar la convolución. En la Fig. 7 se muestra un apropiado kernel de convolución que aproxima una función Gaussiana con  $\sigma=1.0$ . Ver [9] para más detalles.

1	4	7	4	1
4	16	26	16	4
7	26	41	26	7
4	16	26	16	4
1	4	7	4	1

$\frac{1}{273}$

Fig. 7. Aproximación discreta de la función Gaussiana con  $\sigma = 1.0$

Una vez que ha sido calculado el Kernel apropiado, entonces, el Gaussiano puede ser ejecutado usando los métodos estándares de convolución y obtenemos una imagen suavizada Fig.8.

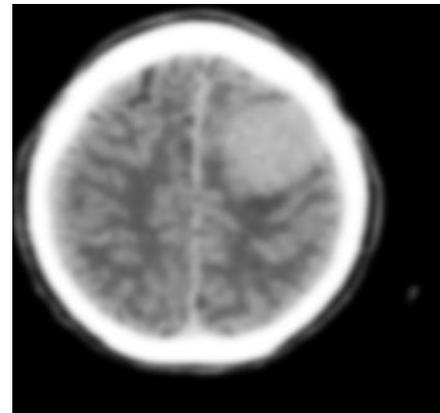


Fig.8. Imagen no contrastada, después del filtro Gaussiano.

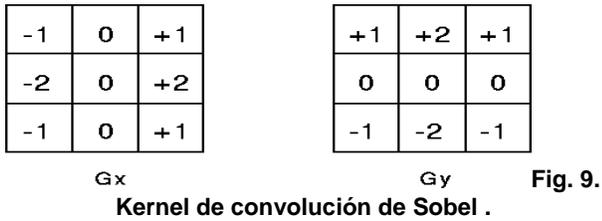
Hasta aquí como se puede apreciar tenemos una leve aproximación a la imagen contrastada Fig. 2, como se puede apreciar la transformación de la imagen en la Fig. 1 en esta última Fig. 8, es notable, pasemos ahora al segundo paso importante en el procesamiento de imágenes: **Segmentación**.

## 2.2 Segmentación (Segmentation).

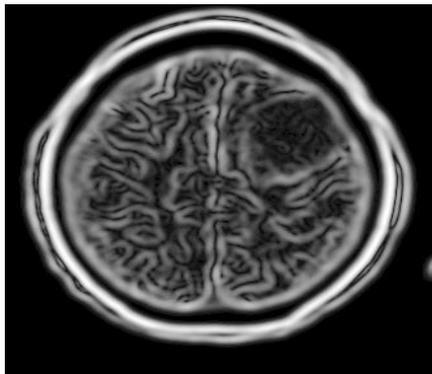
### 2.2.1 Operator Sobel (Detección de Bordes)

Típicamente es usado para detectar aproximadamente la magnitud absoluta del

gradiente de cada punto en una imagen. En teoría al menos, el operador consiste en un par de kernels de convolución 3x3 como se muestra en la Fig. 6. Muy similar al Operador de Rober [9].



Aplicando en una y otra dirección los kernels de la Fig. 9, a la imagen de la Fig. 8 obtenemos:



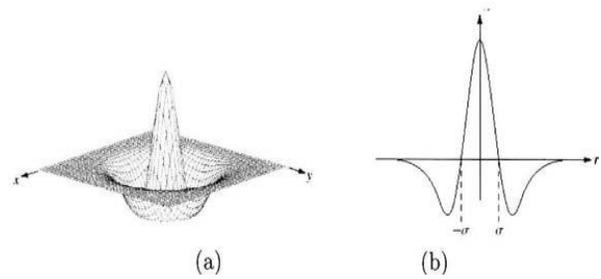
**Fig. 10. Aplicación de convolución con el operador de Sobel.**

### 2.2.2. El Laplaciano de Gauss (Laplacian of Gaussian (LOG)).

El operador Laplaciano es muy usado en el procesamiento de imágenes, pero es susceptible al ruido [10]. Para reducir este ruido el operador (LOG) puede ser usado. El LOG primero ejecuta el Gaussiano seguido por el operador Laplaciano. Este es menos susceptible al ruido puesto que la función Gaussiana reduce el ruido y la máscara Laplaciana resultante minimiza la probabilidad de detectar falsos bordes. La función LOG de convolución es definida como:

$$LOG(x, y) = \frac{1}{\pi\sigma^4} \left[ 1 - \frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2} \right] e^{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}}$$

La función LOG en su forma tridimensional tiene la forma parecida a un sombrero Mexicano –que por su efectividad le digo el Mariachi- Fig. 10.



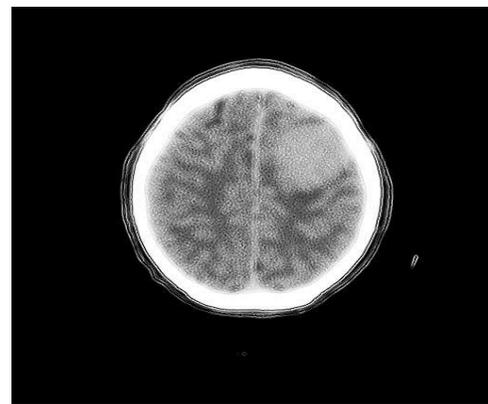
**Fig. 10 (a) 3D de la función LOG, (b) 2D.**

Semejante al operador Gaussiano una aproximación discreta sería Fig. 11:

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & -2 & -1 & 0 \\ -1 & -2 & 16 & -2 & -1 \\ 0 & -1 & -2 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 0 & 0 \end{bmatrix} .$$

**Fig. 11. Aproximación discreta de la función Gaussiana con  $\sigma = 1.0$**

Aplicando ahora este kernel a la imagen que aparece en la Fig. 4 obtenemos:



**Fig. 11 Aplicación del operador LOG.**

Si comparamos este resultado con el de la imagen en la Fig.8, tal vez y visualmente el resultado sería el mismo, pero no. Apliquémosle un LUT (Look-Up Tables) [9], a ambas y veremos lo que paso.

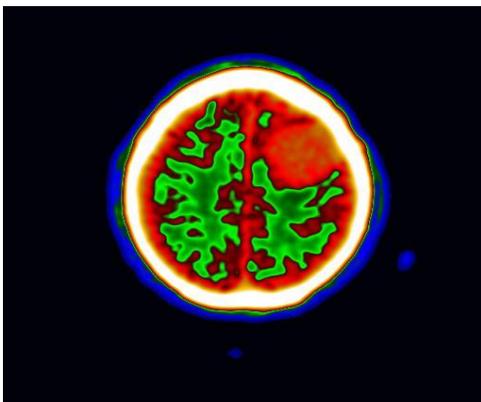


Fig. 12 Imagen no contrastada después del aplicarle el operador Gaussiano en la Fig. 8

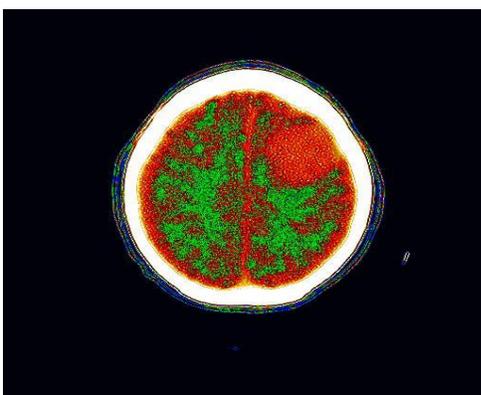


Fig. 13 Imagen no contrastada después del aplicarle el operador LOG de la Fig. 11

Finalmente comparemos ahora aplicando el LUT a la imagen contrastada de la Fig. 2, obtenemos Fig. 14:

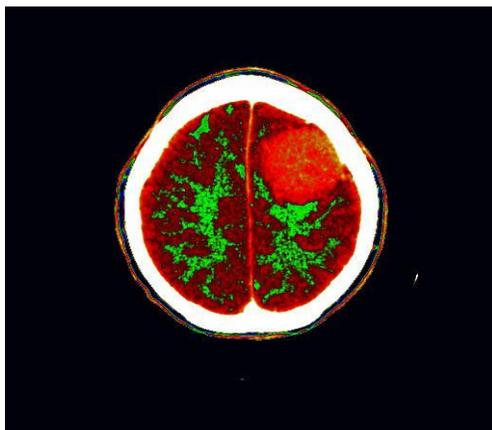


Fig. 14. Imagen contrastada, después de aplicarle el LUT.

Si observamos detenidamente estas tres últimas imágenes se ha obtenido algo halagüeño, puesto que aplicando una secuencia de procesamientos de imágenes nos aproximamos bastante al objetivo planteado, puesto que las imágenes en las Fig. 13 y 14 son bastante semejantes.

De forma análoga ocurre con los Gliomas, en las imágenes de las Fig. 15 y 16 resumimos tal hecho.

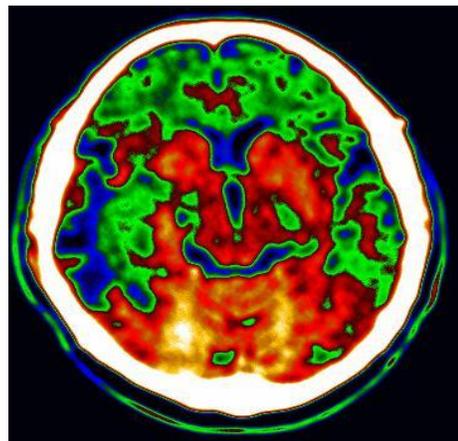


Fig. 15. Glioma no contrastado.

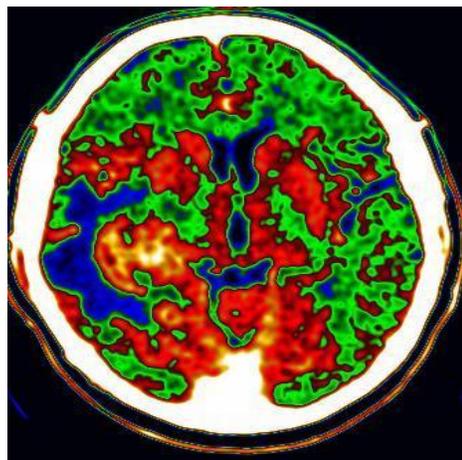


Fig. 16. Glioma contrastado.

La aproximación discreta de los operadores **Gaussiano** y el **LOG** en la práctica no siempre es la óptima, por ejemplo en la matriz aproximada del **LOG** en la fig. 11 tenemos que su máximo es 16 correspondiente a la cresta, ploteando dicha matriz la Fig. 16 nos da una información visual aproximada de su gráfica

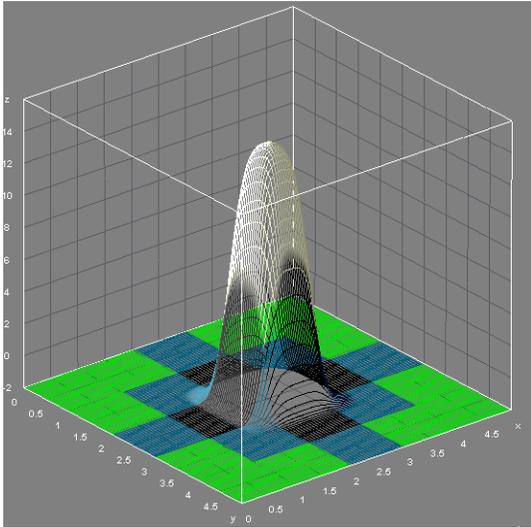


Fig. 17. Grafica del kernel LOG

Como las funciones **Gauss** y la **LOG** satisfacen la condición de Holder se puede encontrar un  $\lambda > 0$ , para cualquier par  $x_1, x_2$  tal que [12] para el caso  $\alpha = 1$  (condición de Lipschitz):

$$| f(x_1) - f(x_2) | \leq \lambda | x_1 - x_2 |$$

de aquí se pueda hallar:

$$f(x_1) \leq f(x_2) + \lambda | x_1 - x_2 | \text{ ó}$$

$$\frac{| f(x_1) - f(x_2) |}{| x_1 - x_2 |} \leq \lambda$$

Veamos que ocurre al aplicarle el kernel aproximado a una imagen no contrastada con su máximo calculado de la Fig. 11. De 16 propuesto por [Jain et al., 1007].

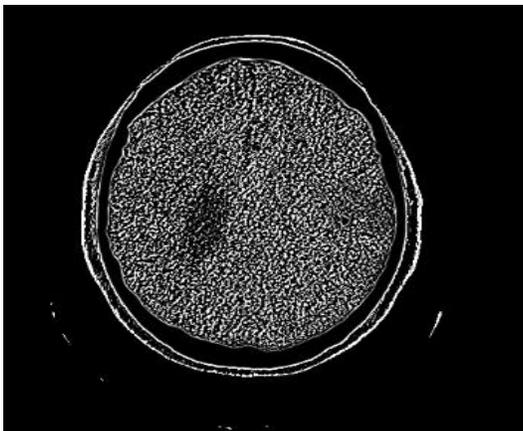


Fig. 18 Imagen no contrastada después de aplicado el kernel LOG de la Fig. 11

Ahora si corregimos tal hecho obtenemos que su máximo – mínimo es 10, sustituyendo al 16 por 10 a esta misma imagen no contrastada, obtenemos:

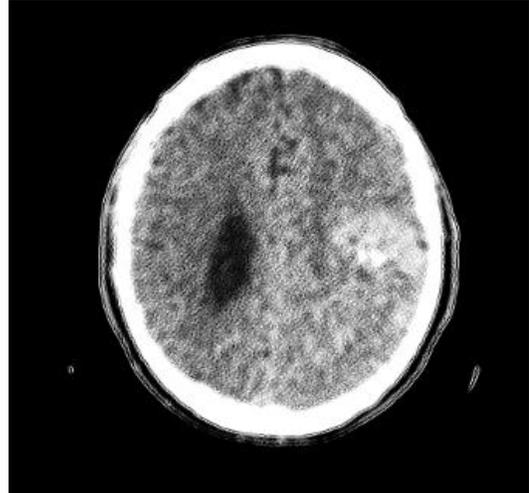


Fig. 19 Imagen no contrastada después de aplicado el kernel LOG de la Fig. 11, con su máximo re-calculado a 10.

Puede probarse que para valores muy grandes de  $\lambda$  no surge ningún efecto sobre la imagen a filtrar.

### 3. CONCLUSIONES

Se pudo comprobar experimentalmente la eficacia del operador Gaussiano frente a otros filtros.

Se mostró que el operador de Sobel puede aplicarse indistintamente como objetivo de este trabajo en la detección de bordes.

Se mostró que el operador LOG frente al Gaussiano nos brinda una mejor opción en cuanto a la detección de falsos bordes que ocurre con este último. Siendo de esta manera uno de los más importantes problemas del Filtro Gaussiano al desplazar de forma acentuada los bordes del objeto [11].

Se mostró que una vez calculado el kernel LOG podría encontrarse un  $\lambda$  mínimo óptimo que nos brinda una marcada mejoría al aplicarle el filtro LOG a una imagen no contrastada.

Y finalmente, podría decirse que nos encontramos ante un modesto y sencillo método de contraste no invasivo, objetivo de este trabajo

#### 4. AGRADECIMIENTOS

A mi tutor, **DrC. Enrique Marañón Reyes Dr. del CEMPIS** (Centro de Estudios de Neurociencias y procesamiento de imágenes y señales) en Santiago de Cuba.

Al **Dr. Francisco José Oliva Pontón** –especialista de 1er. grado y su equipo del servicio de neurocirugía del Hospital Provincial General Docente "Carlos Manuel de Céspedes y del Castillo".

Al servicio de neurología del Hospital donde trabajo el Hospital Provincial General Docente "Carlos Manuel de Céspedes y del Castillo",

#### 5. REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS

- [1] Mustafa Ozden, Ediz Polat A color image segmentation approach for content-based image retrieval.
- [2] M. Unser, Texture classification and segmentation using wavelet frames, IEEE Trans. Image Process. 4 (1995) 1549–1560.
- [3] T. Randen, J.H. Husoy, Texture segmentation using filters with optimized energy separation, IEEE Trans. Image Process. 8 (1999) 571–582.
- [4] G.V. Wouwer, P. Scheunders, D.V. Dyck, Statistical texture characterization from discrete wavelet representations, IEEE Trans. Image Process. 8 (1999) 592–598.
- [5] Bankman Isaac N., Handbook of Medical Imaging.
- [6] Ugarte Suarez, José Carlos y Col. "Manual de Tomografía Axial Computarizada Multicorte", Tercera Edición. Editorial CIMEQ, 2006.
- [7] Xiangrong Zhoua, Mingxu Hana and others, "Automated segmentation of mammary gland regions in non-contrast X-ray CT images", Computerized Medical Imaging and Graphics 32 (2008) 699–709, Japan.
- [8] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, Digital Image Processing, Addison- Wesley, Reading, MA, 1992.
- [9] Image Processing Course <http://www.khoral.com/dipcourse/dip17sep97/>.
- [10] Acharya Tinku, Ray, Ajoy K. Image Processing – Principles and Applications.
- [11] Luciano da Fonda Costa, Roberto Marcondes. Shape Analysis – Theory and Practice. Universidade Sao Paulo.

#### 5. SINTESIS CURRICULAR DE LOS AUTORES.

**José Ulises Montelis Alfonso:** No. De Identidad permanente: 630907226663. 48 años. Lugar de Nacimiento: Bayazo, Dirección actual: Carretera Central # 363, Rtpo. Roberto Reyes Bayamo, Granma. **Título y especialidad:** Lic. Física – Matemática, ESPE. **Matemática pura.** Institución donde se Graduó: Universidad de Oriente. Año de graduación: 1989. Años de Experiencia: 23. Otros conocimientos o títulos Adquiridos: MSc. Informática, Programador en lenguajes de alto y bajo nivel, Inglés y Ruso, Aspirante a Dr C. Técnicas. Cargo actual: Especialista Principal en Informática y Automática. Segmento donde labora: Especialista Principal, admin.: Nodo HCMC. Ciudadanía: Cubana