

SUBSECRETARÍA DE EDUCACIÓN SUPERIOR  
DIRECCIÓN GENERAL DE EDUCACIÓN SUPERIOR  
TECNOLÓGICA  
INSTITUTO TECNOLÓGICO DE TUXTLA GUTIÉRREZ



SECRETARÍA DE  
EDUCACIÓN PÚBLICA



SEP

**TRABAJO PROFESIONAL**

**COMO REQUISITO PARA OBTENER EL TITULO DE:**

**INGENIERO EN SISTEMAS COMPUTACIONALES**

**QUE PRESENTA:**

**GUILLERMO TINOCO RAMOS**

**CON EL TEMA:**

**“COMPARACIÓN DE METODOS DE  
SEGMENTACIÓN DE CEREBROS”**

**MEDIANTE:**

**OPCION T.I.  
(TITULACION INTEGRAL)**

**TUXTLA GUTIERREZ, CHIAPAS**

**AGOSTO 2012**



SUBSECRETARÍA DE EDUCACIÓN SUPERIOR  
DIRECCIÓN GENERAL DE EDUCACIÓN SUPERIOR TECNOLÓGICA  
INSTITUTO TECNOLÓGICO DE TUXTLA GUTIÉRREZ

SECRETARÍA DE  
EDUCACIÓN PÚBLICA

DIRECCIÓN  
SUBDIRECCIÓN ACADÉMICA  
DIVISIÓN DE ESTUDIOS PROFESIONALES

Tuxtla Gutiérrez, Chiapas, 28/MARZO/2012

OFICIO DEP-CT-062 -2012

C. GUILLERMO TINOCO RAMOS  
PASANTE DE LA CARRERA DE INGENIERÍA EN SISTEMAS COMPUTACIONALES  
EGRESADO DEL INSTITUTO TECNOLÓGICO DE TUXTLA GUTIÉRREZ.  
P R E S E N T E.

Habiendo recibido la liberación del informe técnico del proyecto denominado:

**"COMPARACIÓN DE MÉTODOS DE SEGMENTACIÓN DE CEREBROS"**

Y en cumplimiento con los requisitos normativos para obtener el Título Profesional, comunico a usted que se **AUTORIZA** la impresión del Trabajo Profesional.

Sin otro particular quedo de usted reiterándole mis más finas atenciones.

**ATENTAMENTE**  
*"CIENCIA Y TECNOLOGÍA CON SENTIDO HUMANO"*

**ING. ROBERTO CIFUENTES VILLAFUERTE**  
JEFE DE LA DIVISIÓN DE ESTUDIOS PROFESIONALES.  
C.c.p.- Departamento de Servicios Escolares  
C.c.p.- Expediente  
I'RCV/L'ORC



Secretaría de Educ. Pública  
Instituto Tecnológico  
de Tuxtla Gutiérrez,  
Div. de Est. Profesionales



## Resumen

El presente trabajo de residencia profesional trata sobre métodos de segmentación de cerebros, segmentar no es más que obtener una zona de la imagen que nos interesa conocer, es decir, separar nuestro objeto de interés de las demás regiones de la imagen. Es este trabajo nos interesa segmentar Imágenes de Resonancia Magnética.

La segmentación de órganos es una labor muy importante dentro de la medicina porque permite diagnosticar y planear un tratamiento médico, como las cirugías. Nuestro proyecto nace con la intención de apoyar esa labor, la labor médica en apoyo al tratamiento y detección de enfermedades principalmente de la cabeza, puesto que nos dirigimos a la segmentación de cerebros.

Lograr el preprocesamiento de imágenes mediante la programación es muy importante en este trabajo, además de que es un tema abstracto pues una imagen es interpretada como una matriz de datos para nosotros como Ingenieros en Sistemas Computacionales. Leer imágenes para después procesarlas como matrices es la clave de este trabajo, pues en matrices se pueden realizar las operaciones necesarias para obtener una zona de la imagen que nos interesa, a esto se le conoce como Segmentación de Imágenes.

Investigando encontramos que existen trabajos e investigaciones sobre métodos de segmentación y los existen de distintas técnicas para distintos órganos.

Basándonos en la de segmentación de cerebros basados en atlas trabajamos sobre la plataforma linux y el lenguaje C para programar un método de segmentación de este tipo. Indagando encontramos bastante viable el método EC-GMMF apoyado en el uso asistido de trimapas, para este tipo de segmentación. Los resultados nos permiten observar si el índice de disimilitud del método elegido basado en trimapas es menor comparado con otros métodos de segmentación.

# INDICE

Resumen

1. Introducción	1
2. Problemática	2
3. Hipótesis	3
4. Justificación	3
5. Objetivos	3
5.1 Objetivos General . . . . .	3
5.2 Objetivos Específicos . . . . .	4
	4
6. Estado del arte	
7. Alcances y limitaciones	5
8. Marco Teórico	6
8.1 Definiciones preliminares . . . . .	6
8.2 Modalidades de imágenes médicas . . . . .	7
8.3 Base de datos de cerebro: IBSR . . . . .	8
8.4 Segmentación de imágenes médicas . . . . .	9
8.5 Segmentación de imágenes . . . . .	9
8.5.1 Crecimiento por regiones . . . . .	10
8.5.2 Segmentación basada en cuencas (Watersheds) . . . . .	11
8.5.3 Segmentación basada en un conjunto de curvas de nivel . . . . .	11
8.5.4 Segmentación usando un Atlas . . . . .	13
8.6 Segmentación de cerebro/no cerebro . . . . .	14
8.6.1 Segmentación de cerebros en imágenes de resonancia magnética usando superficies deformables . . . . .	
8.6.2 EC-GMMF . . . . .	17
8.7 Gauss-Seidel . . . . .	21
8.8 Librería OpenCV . . . . .	22
8.9 ITK . . . . .	23
8.10 QT . . . . .	23
9. Procedimiento y descripción de las actividades	24
9.1 Investigar los diferentes métodos de segmentación . . . . .	24

9.2 Programación del método promisorio . . . . .	24
9.2.1 Desarrollar el programa para lectura de imágenes de resonancias magnéticas (IRM) . . . . .	26
9.2.2 Desarrollar el programa para escritura de imágenes de resonancias magnéticas (IRM) . . . . .	26
9.2.3 Desarrollar el programa para visualizar imágenes de resonancias magnéticas (IRM) . . . . .	28
9.2.4 Desarrollar el programa calculadora para realizar operaciones a imágenes de resonancias magnéticas (IRM) .	29
9.2.5 Programar el algoritmo del método de segmentación de cerebros elegido . . . . .	29
9.3 Resultados . . . . .	35
10. Conclusión	40
11. Referencias Bibliográficas	41
Anexos	

# 1. Introducción

En la medicina actual, hacer diagnósticos utilizando imágenes es invaluable. El procesamiento de imágenes de Resonancia Magnética (MRI Magnetic Resonance Imaging), tomografía computarizada (CT Computer Tomography), mamografía digital y otras modalidades, proveen un medio no-invasivo y efectivo de delinear la anatomía de un sujeto. Estas tecnologías han incrementado enormemente el conocimiento de anatomías y patologías para la investigación médica, y son un componente crítico en la planificación de diagnósticos y tratamiento.

El presente trabajo tiene como objetivo dar a conocer el resultado obtenido de la comparación cuantitativa entre distintos métodos de segmentación de cerebros. En la sección 6 se describen algunos trabajos que se han estado desarrollando entorno al tema de segmentación de imágenes médicas.

Para lograr nuestro objetivo elegir un método de segmentación de cerebros es nuestra primera actividad a realizar, basándonos en la Tesis de maestría del M.C. Pedro Pablo Mayorga Alvarez el método de segmentación EC-GMMF apoyado en el uso asistido de trimapas [5] fue el elegido. Este método trabaja apoyado en un trimapa o atlas de etiquetas en el cual está definido el objeto que nos interesa, el fondo, y una zona de incertidumbre, tomando información del trimapa se calcula la probabilidad de los píxeles de ser objeto de interés o fondo, luego en base a la función de minimización del método EC-GMMF se procede mediante el algoritmo de Gauss-Seidel a calcular la probabilidad posterior de un píxel de pertenecer a objeto o fondo, iterando solamente para los píxeles clasificados en el trimapa como zona de incertidumbre.

En este trabajo se presentan los resultados de la comparación del índice de similitud obtenido por el método EC-GMMF apoyado en el uso asistido de trimapas contra los resultados de los índices de similitud reportados por los siguientes 3 métodos:

- Segmentación Automática de Cerebros en Imágenes de Resonancia Magnéticas usando Superficies Deformables publicado por Dr. Joaquin Peña [11]. Este método está basado en superficies deformables, las cuales son representadas por medio de mallas triangulares cerradas. El proceso inicia determinando en la imagen de un espécimen el subvolumen que delimita a la porción de la cabeza que contiene a la región de interés. Luego, en el interior del subvolumen se coloca una malla  $M$  cerca del exterior de la cabeza. La malla se deforma gradualmente aplicando fuerzas locales a cada uno de sus vértices. En la definición de estas fuerzas se utiliza información a priori obtenida de una imagen de un cerebro estándar: un conjunto de mallas de referencia y vectores de rasgos extraídos en las posiciones de sus vértices. Con esa información se pueden regular las deformaciones aplicadas a  $M$  de modo que la malla se ajuste primero al exterior de la cabeza, luego al interior del cráneo, y termine su evolución cuando ha envuelto a la región que abarca al cerebro y cerebelo.
- EC-QMMF (Entropy Controlled Quadratic-Markov Measure Fields) publicado por Dr. Jose Luis Marroquin, Dr. Mariano Rivera, Omar Ocegueda [10]. Este método

esta basado en la segmentación de imágenes paramétricas. En lugar de directamente calcular un mapa de etiquetas el método calcula la probabilidad de que los datos observados en cada píxel sean generados por un modelo de intensidad particular. La información anterior acerca de la suavidad de la segmentación y baja entropía de los mapas de distribución de probabilidad está codificado en la forma de un MRF (Markov Random Field) con un potencial cuadrático, por lo que que el estimador óptimo se obtiene resolviendo una función de costo cuadrática con restricciones lineales.

- QMPF(Quadratic Markovian Probability Fields) basado en trimapas publicado por Dr. Mariano Rivera , Maygualida Sánchez Flores [6]. Este método esta basado en el método QMPF [14], el cual calcula la probabilidad de que un pixel pertenezca a una clase dada, en base a la minimización de una función de energía cuadrática lo cual deja un sistema lineal que puede ser resuelto mediante algoritmos iterativos como Gauss-Seidel o Gradiente Conjugado. Teniendo una imagen se calculan las probabilidades de los pixeles de pertenecer a cierta zona de la imagen, luego se calculan nuevamente las probabilidades tomando información proporcionada por el trimapa e iterando mediante Gauss-Seidel para todos los pixeles de la imagen.

Los métodos anteriores utilizaron el paquete de imágenes “20 Normal Subjects, T1-Weighted Scans with Segmentations” de la base de datos publica de Harvard IBSR 8.3 en sus publicaciones por lo tanto nosotros utilizaremos el mismo paquete de imágenes para realizar las segmentaciones con el método elegido.

## 2. Problemática

La segmentación de imagen es un procesado digital de última generación que consiste en reconocer de forma automática los objetos de una escena sin ninguna intervención previa por parte del usuario. Este automatismo total pone a prueba la inteligencia artificial de los sistemas, ya que los objetos obtenidos deben corresponderse lo más posible con el contenido semántico de la imagen.

Los métodos para llevar a cabo las segmentaciones varían ampliamente dependiendo de la aplicación específica, tipo de la imagen, y otros factores. Por ejemplo, la segmentación del tejido del cerebro tiene diferentes requerimientos que la segmentación de un hígado. Otros factores como el ruido, volúmenes parciales y movimientos en la imagen, también pueden tener consecuencias significativas en el desempeño de los algoritmos de segmentación. Más aún, cada tipo de imagen tiene un conjunto de características propio con el cual luchar.

Actualmente no existe un método de segmentación que alcance resultados aceptables para todo tipo de imagen médica. No existen métodos que sean generales y que puedan ser aplicados a cualquier variedad de datos. De cualquier forma, los métodos que son especializados para aplicaciones particulares pueden obtener mejores resultados tomando en cuenta conocimiento a priori. Por lo tanto, la selección de un método apropiado para un problema de segmentación puede ser muy difícil.

### 3. Hipótesis

El método de segmentación EC-GMMF apoyado en el uso asistido de trimapas proporciona una similitud (Índice Tanimoto) mayor al de los métodos elegidos para su comparación.

### 4. Justificación

El avance tecnológico producido en los últimos años ha transformado considerablemente las características del tratamiento de imágenes médicas. En particular, la habilidad de detectar estructuras con características determinadas dentro de una imagen constituye un aspecto fundamental para la automatización de diverso tipo de aplicaciones. Este tipo de procedimientos, conocidos como segmentación de imágenes, permiten la descomposición de una imagen en regiones de interés, según cada aplicación particular.

El desarrollo de métodos automáticos de segmentación tiene el potencial de reducir sustancialmente el tiempo insumido por algunos procedimientos médicos, los que así podrían llevarse a cabo con mayor efectividad y menor riesgo (Ej. planificación de cirugías o de tratamientos complejos como los de radioterapia, etc.).

Se han propuesto diferentes métodos computacionales capaces de llevar a cabo la segmentación. Pero hasta el momento no se ha hecho una clasificación de los métodos de segmentación para identificar que método provee menor disimilitud, determinando así que método conviene utilizar para llevar a cabo cierta tarea.

Los métodos de segmentación ya han demostrado su utilidad en aplicaciones de investigación y en este momento están ganando popularidad en el diagnóstico por computador y el planeamiento de radioterapias. Es improbable que los métodos de segmentación reemplacen alguna vez a los fisiólogos pero si es probable que se conviertan en elementos cruciales para el análisis de imágenes médicas. Los métodos de segmentación serán particularmente valiosos en áreas como la cirugía asistida por computador, donde la visualización de la anatomía es un componente crítico.

### 5. Objetivos

#### 5.1. Objetivo General

Relizar estudios comparativos del método de segmentación EC-GMMF (Entropy Controlled Gauss-Markov Measure Fields) apoyado en el uso asistido de trimapas [5], con respecto a los métodos de segmentación elegidos:

- “Segmentación Automática de Cerebros en Imágenes de Resonancia Magnéticas usando Superficies Deformables” publicado por Dr. Joaquín Peña [11].
- “EC-QMMF (Entropy Controlled Quadratic-Markov Measure Fields)” publicado por Dr. Jose Luis Marroquin, Dr. Mariano Rivera, Mariano Ocegueda [10].

- “QMPF(Quadratic Markovian Probability Fields) basado en trimapas” publicado por Dr. Mariano Rivera , Maygualida Sánchez Flores [6].

y en base a dichos estudios analizar los resultados para detectar su verosimilitud.

## 5.2. Objetivos Específicos

- Adentrar al ambiente de la plataforma GNU/Linux
- Desarrollar programas que nos permitan realizar operaciones sobre imágenes.
- Programar el algoritmo de Gauss-Seidel.
- Implementar el algoritmo de Gauss-Seidel sobre imágenes.
- Identificar la similitud de la segmentación hecha por el metodo elegido EC-GMMF(Entropy Controlled Gauss-Markov Measure Fields) apoyado en el uso asistido por trimapas [5].

## 6. Estado del arte

En el Lab. de Procesos y Medición de Señales, Facultad de Ingeniería U.N.M.d.P ,Virginia L. Ballarin, Gustavo J. Meschino, Guillermo N. Abras y Lucia I. Passoni [7], presentaron un método de segmentación automático de imágenes de resonancia magnética cerebrales. El método es preciso y eficiente, siendo los resultados obtenidos prácticamente independientes del experto.

Se realizaron pruebas con más de 100 imágenes, variando la imagen a partir de la cual se entrenaba a la red tanto como los puntos iniciales que elige el operador en el proceso. La GRNN (Las Redes de Regresin Generalizada )involucrada en el proceso se construye y entrena a partir de una única imagen, permitiendo clasificar otras imágenes tomadas con el mismo protocolo con un error menor que el 1% y con un bajísimo tiempo de cálculo, característica propia de la etapa de consulta del tipo de redes neuronales utilizadas. Del éxito de la segmentación dependen la posterior cuantificación de la materia gris, blanca y LCR<sup>1</sup> y por lo tanto la medicion de la evolución de la atrofia cerebral.

Por otra parte en la Universidad del Centro, Mariana del Fresno y Javier Vénere realizaron un trabajo de investigación basado en la segmentación de imágenes médicas por crecimiento de regiones con conocimiento adicional [12]. En este trabajo se propone un método novedoso de segmentación de imágenes digitales 3D, basado en un algoritmo de crecimiento de regiones, con incorporación de conocimiento. La herramienta desarrollada cuenta con opciones de rendering interactivo, lo que permite apreciar los resultados de manera inmediata. Además, se proveen facilidades para la visualización mediante modelos de superficie de los componentes detectados. El método propuesto ha sido aplicado a imágenes provenientes de tomografías e IRM, obteniendo modelos de superficies que generalmente resultan de calidad superior a las generadas con otros métodos, con costo

---

<sup>1</sup>líquido cefalorraquídeo

computacional reducido.

En el laboratorio de Vision Computacional, los investigadores, Eduardo Lapa Rodriguez y Adilson Gonzaga, presentaron un trabajo de segmentación de imágenes médicas basado en modelos deformables [9], el cual fue aplicado a tomografías, radiografías y angiografías coronarias con inserción de material de contraste, de los cuales se obtienen resultados interesantes, como el poder determinar, en una gran parte de los casos, la mejora en el comportamiento de los métodos deformables. Haciendo una comparación usando métricas, el trabajo nos dice que el grado máximo de aciertos encontrado con el modelo tradicional fue de un 85 %, lo cual para el algoritmo presentado por estos dos investigadores, esa cantidad fue la medida más baja de aciertos, llegando con a 97 % de eficiencia en muchos de los casos.

Del Centro de Investigación en Matemáticas, Joaquín Peña, J.L. Marroquín y S. Botello, publicaron un artículo con el nombre de Segmentación automática de cerebros en Imágenes de Resonancia Magnética usando superficies deformables [11]. Es en este artículo presentaron un método automático para segmentar la región que comprende al cerebro y cerebelo en imágenes volumétricas de resonancia magnética.

La calidad de las segmentaciones obtenidas con el método propuesto fue evaluada y comparada contra otros tres métodos de segmentación automática, que tienen enfoques diferentes entre ellos. Por ello, los resultados presentados en este trabajo muestran un panorama general sobre el estado actual de las técnicas de segmentación para el problema en estudio. Con base en los experimentos realizados podemos decir que, en promedio, se obtienen mejores resultados con el método propuesto que con los otros métodos evaluados. La superficie deformable obtenida es una envolvente de la región de interés que no invade de manera significativa a los tejidos adyacentes. El método propuesto es robusto aun en imágenes con inhomogeneidades. Los errores más graves en la segmentación se localizan cerca del plano sagital que divide al cerebro en los hemisferios izquierdo y derecho.

Maygualida Sánchez Flores y Mariano Rivera en su trabajo Segmentación de órganos dieron a conocer una propuesta de segmentación de imágenes médicas de propósito general. Este método fue sujeto a experimentos, sobre 20 cerebros de la IBSR, para ser más exactos. Los resultados de esta propuesta comparada con otros trabajos similares se pueden observar en las conclusiones de el trabajo en la referencia [6].

## 7. Alcances y Limitaciones

La delimitación del proyecto está dada por el estudio, la programación, realizar pruebas correspondientes al método de segmentación EC-GMMF apoyado en el uso asistido de trimapas y al final realizar una interpretación de las comparaciones de los resultados obtenidos.

Cabe aclarar que no se programaran todos los métodos de segmentación descritos en la sección de estado del arte para realizar la comparación entre los distintos métodos, sino que se eligieran 3 métodos que en sus publicaciones reportaron el índice de tanimoto y en

base a esta metrica realizar dicha comparación.

## 8. Marco Teórico

### 8.1. Definiciones preliminares

Una imagen es una colección de medidas o valores en el espacio bidimensional (2D) o tridimensional (3D). En imágenes médicas, estas medidas o intensidades de imagen pueden ser la absorción de radiación de imágenes de Rayos X, presión acústica en ultrasonido, o amplitud de señal de radio-frecuencia (RF - radio-frequency) en IRM (Imagen de Resonancia Magnética). Si se hace una medida simple para cada posición de la imagen, entonces la imagen es una imagen escalar. Si se hace más de una medida, la imagen es llamada imagen vector o imagen multicanal. Las imágenes pueden ser adquiridas en el dominio continuo como las películas de Rayos X, o en el discreto como en IRM. En imágenes discretas 2D, la posición de cada medida se conoce como píxel y en imágenes 3D, se le llama voxel.

Las unidades de las imágenes son los píxeles. Las propiedades de un píxel son su posición y su nivel o niveles de intensidad, según la imagen sea en escala de grises o color, respectivamente.

En las imágenes aparecen ciertas áreas que constituyen agrupaciones de píxeles conexos entre sí, pero además de la conexión, dichos píxeles presentan propiedades o características comunes, por ejemplo: tienen el mismo color. Estas agrupaciones se llaman regiones.

El vóxel (del inglés volumetric pixel) es la unidad cúbica que compone un objeto tridimensional. Constituye la unidad mínima procesable de una matriz tridimensional y es, por tanto, el equivalente del píxel en un objeto 2D.

El etiquetado es el proceso de asignar una designación significativa a cada región clase y puede ser llevada a cabo separadamente de la segmentación. En imágenes médicas, frecuentemente las etiquetas son obvias y pueden ser determinadas mediante inspección del técnico o fisiólogo. El etiquetado automático por computador es deseable cuando las etiquetas no son obvias o el sistema realiza procesamiento automático de imágenes. Una situación típica en la que se utiliza el etiquetado ocurre en la mamografía digital cuando se segmenta la imagen en distintas regiones y las regiones se etiquetan como sanas o tumorosas.

Atlas es un término utilizado para definir un conjunto de informaciones, generalmente de carácter gráfico, sobre un tema determinado. Nosotros usaremos éste término sobre imágenes médicas, para designar una imagen que contiene la información anatómica correspondiente a otra imagen adquirida por resonancia magnética, por citar una modalidad de adquisición. El atlas de una imagen  $g$  tiene asociado un mapa o campo de etiquetas  $g_L$  con la información requerida para identificar alguna característica de interés, este campo de etiquetas es asignado por un conjunto de expertos. Para el caso de un atlas de cerebro,  $g_L$  sería una máscara binaria tal que  $g_L(x) = 1$  si  $x$  es un punto que corresponde al cerebro

en  $g(x)$  y  $g_L(x) = 0$  en otro caso. Un ejemplo de un atlas con campo de etiquetas binario tomado de la base de datos IBSR se muestra en la Figura 1.

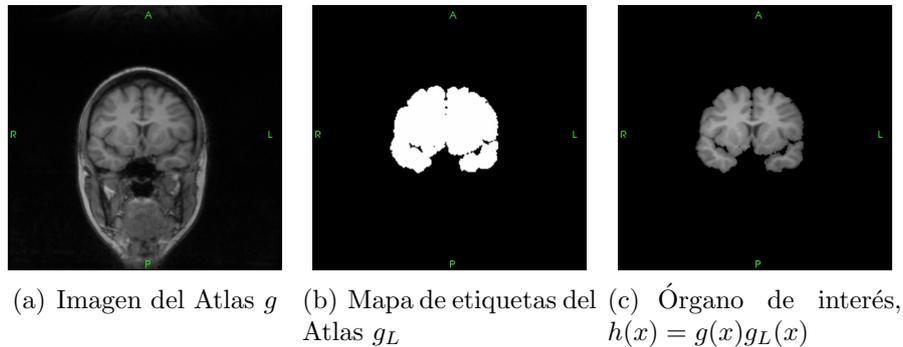


Figura 1: Imagen de un atlas de cerebro  $g$  con campo de etiquetas binario  $g_L$  obtenido de IBSR

## 8.2. Modalidades de imágenes médicas

El uso de imágenes digitales en medicina es una herramienta cada vez mas importante para el diagnostico en medicina y la investigación en biología. Es por eso que es importante hablar de la forma en que se adquieren dichas imágenes digitales para poder comprender la naturaleza de las señales que se requerirán procesar.

Existen diversas modalidades para adquirir las imágenes, tales como radiografías, tomografías, resonancias magnéticas, entre otras; cada una de ellas explota una propiedad física que permite obtener una aproximación de la densidad de los tejidos. Los aparatos pueden medir esta densidad por pequeños bloques discretos (voxeles) y entonces es posible guardarlos en una imagen digital.

La intensidad en una imagen de un cierto tejido depende de la modalidad con la que se adquirió la imagen (figura 2), es necesario aclarar este punto porque muchos modelos dan por hecho que las diversas imágenes a tratar fueron adquiridas por la misma modalidad.

Los rayos X, descubiertos por W. K. Roentgen en 1895, son ondas electromagnéticas con una longitud de onda y frecuencia tales que son capaces de atravesar fácilmente la materia blanda, como tejidos, perdiendo parte de su energía o bien siendo desviados transmitiendo parte de su energía e ionizando a los átomos con quienes interacciona. Gracias a esa atenuación energética de la fuente de radiación, pueden obtenerse imágenes del cuerpo atravesado.

La obtención de imágenes a través de una tomografía axial computarizada o TAC se realiza a través de un tubo de rayos X. Un haz de Rayos X atraviesa al paciente mientras todo el sistema realiza un movimiento circular, se mide el haz atenuado remanente y con esa información es posible construir una imagen de 3 dimensiones haciendo un barrido sobre la zona de interés, desplazando el dispositivo de adquisición cada que termina un

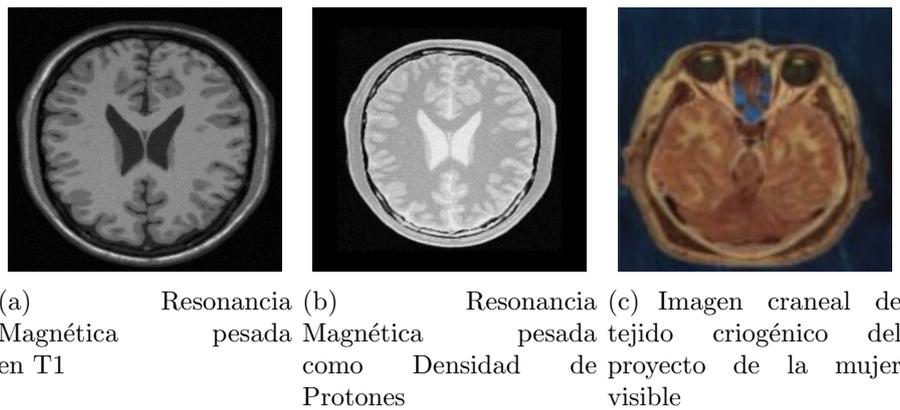


Figura 2: Tres tipos de imágenes de diferente modalidad. 2(a) y 2(b) representan el mismo tejido de una misma persona. 2(c) es accesible desde <http://www.nlm.nih.gov>

movimiento circular.

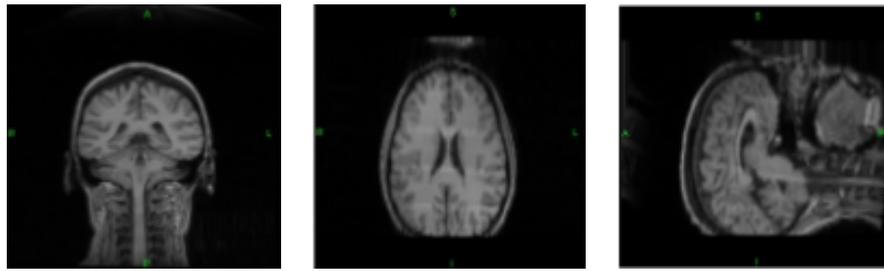
La resonancia magnética nuclear se basa en la medición de ondas de radio frecuencia que emiten los átomos de hidrógeno cuando se someten a un campo electromagnético externo controlado. Como el hidrógeno es abundante en el cuerpo humano (constituido por un 70% monóxido de dihidrogeno, mejor conocido como agua), se puede usar esta técnica para medir la señal proveniente de una determinada zona del cuerpo y así construir una imagen de los tejidos del cuerpo. La imagen formada tendría intensidades proporcionales a la cantidad de hidrógeno/agua en cada tejido.

Otro tipo de adquisición son las imágenes criogénicas, estas son fotografías digitales de alta resolución tomadas directamente de cortes en tejidos tomados de cadáveres, es por eso que en la figura 2(c) se ven tonalidades en color y no en escala de grises como en figuras 2(a) y 2(b).

Una imagen médica en 3 dimensiones es un conjunto de imágenes de 2 dimensiones en el plano XY a lo largo del eje Z, pero en medicina no es común emplear dichos nombres (eje X, o plano Y Z por ejemplo), se usan los nombres tales como axial, coronal y sagital y para denotar las proyecciones de la imagen sobre los planos XY , XZ y Y Z respectivamente, dando cierto nivel de profundidad en dicho plano z, y y x en cada caso respectivamente, a lo que llaman rebanada de dicha vista, algunos ejemplos se muestran en las figuras 3 y 4. Cuando no se especifique el tipo de corte, se tomará por sentado que se trata del corte axial.

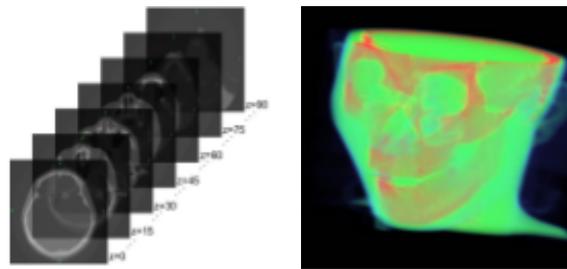
### 8.3. Base de datos de cerebro: IBSR

La *Internet Brain Segmentation Repository* IBSR [4] provee imágenes médicas de resonancia magnética y segmentaciones realizadas por expertos. Su propósito es apoyar la evaluación y desarrollo de métodos de segmentación. Esta base de datos pertenece a la Universidad de Harvard y se puede acceder a los datos a través de la página de internet: <http://www.cma.mgh.harvard.edu/ibsr>.



(a) Vista coronal en rebanada 52      (b) Vista axial en rebanada 142      (c) Vista sagital en rebanada 127

Figura 3: Diversas vistas de un volumen de 256 256 192 voxeles.



(a) Serie de imágenes en 2 dimensiones      (b) Serie de imágenes vista como volumen

Figura 4: Serie de imágenes en 2 dimensiones y su vista como un volumen.archivo: quarter.raw.

## 8.4. Segmentación de imágenes medicas

La segmentación consiste en dividir una imagen en objetos o partes. La clasificación de tejidos de imágenes de resonancia magnética (IRM) y tomografía computada es un proceso en el cual los elementos de imagen que representan el mismo tipo de tejido son agrupados en un solo conjunto y son referenciados en una misma clase.

Por otra parte, la segmentación de imágenes médicas consiste en separar el área (u órgano) de interés de lo demás órganos, esto con la finalidad de obtener una mejor visibilidad del órgano que ayude a un mejor diagnóstico médico o a un tratamiento adecuado.

## 8.5. Segmentación de imágenes

Con el incremento en tamaño y número de imágenes médicas, se ha hecho necesario el uso del computador para facilitar el procesamiento y análisis de las mismas. En particular, los algoritmos para el delineamiento de estructuras anatómicas y otras regiones son un componente clave para asistir y automatizar ciertas tareas radiológicas. Estos algoritmos de segmentación de imágenes juegan un papel importante en numerosas aplicaciones biomédicas de tratamiento de imágenes. A continuación se presentan algunos algoritmos básicos de segmentación.

### 8.5.1. Crecimiento por regiones

Los algoritmos basados en crecimiento de regiones han probado ser un método efectivo para segmentación de imágenes. Este algoritmo funciona solamente para dos clases  $\gamma(x) = \{0, 1\}$ . La idea básica es comenzar con un conjunto de puntos llamados semilla, que pueden ser uno o mas puntos, que estén dentro de la región que se requiere segmentar. Los puntos en la vecindad de los puntos clasificados como objeto se evalúan para determinar si ellos pertenecen al objeto o no. Si se determinó que algunos de dichos puntos vecinos de aquellos que pertenecen al objeto, entonces son agregados al conjunto de puntos clasificados como objeto. El proceso continúa hasta que no existen puntos que pueden ser agregados al conjunto. Entonces las variantes de estos tipos de algoritmos dependen del tipo de criterio usado para determinar la inclusión de los puntos vecinos al conjunto de los puntos clasificados como objeto. Mencionamos brevemente algunos de los criterios usuales:

Para la imagen  $f$ , sea  $x \in \mathcal{S}$  y  $y \in \mathcal{N}_x$  donde  $\mathcal{S} = \{r : \gamma(r) = 1\}$  es un subconjunto de  $\mathcal{L}$ , entonces  $y$  pertenecerá a  $\mathcal{S}$  si  $f(y)$  satisface algún criterio como:

1. Conexión por umbral:  $f(y) \in [a, b]$ , con  $a, b$  constantes predefinidas.
2. Conexión de la vecindad por umbral:  $f(y) \in [a, b] \quad \forall y \in \mathcal{N}_x$ , con  $a, b$  constantes.
3. Conectados por nivel de confianza:  $f(y) \in [\mu_s + k\sigma_s, \mu_s - k\sigma_s]$ . Donde  $\mu_s$  y  $\sigma_s$  son la media y desviación estándar de las intensidades de los puntos contenidos en  $\mathcal{S}$ .
4. Conexiones separadas:  $f(y) \in [a, k(\mathcal{S}, \mathcal{S}_1)] \wedge y \notin \mathcal{S}_1$ . Donde  $\mathcal{S}_1$  es un conjunto de puntos que sabemos que no pertenecen al objeto a segmentar.  $k(\mathcal{S}, \mathcal{S}_1)$  es el valor superior para el umbral que depende de los puntos que sabemos que pertenecen y que no pertenecen al objeto, respectivamente.

En la figura 5 se muestran dos ejemplos de los criterios para realizar el algoritmo de segmentación por crecimiento de regiones. En el primer ejemplo se usa un umbral fijo mientras que en el segundo se usa el nivel de confianza con multiplicador de varianaza  $k = 2$ .

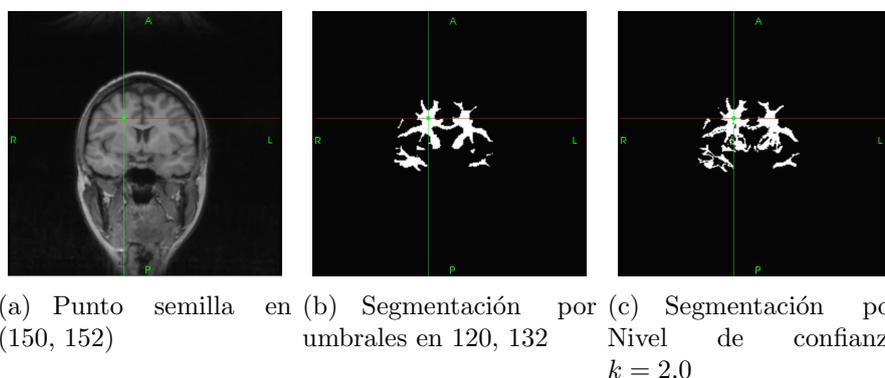


Figura 5: Segmentaciones usando región de crecimiento con una imagen adquirida de IBSR. Dimensiones (256, 256, 192) punto semilla en (150, 152, 95). Intensidades de la imagen se encuentran entre [0, 255].

### 8.5.2. Segmentación basada en cuencas (Watersheds)

La segmentación basada por esclusas clasifica puntos en regiones usando descenso de gradiente sobre la imagen y usa análisis de puntos débiles sobre las fronteras entre las regiones.

Este procedimiento simula agua cayendo dentro de un valle que fluye según las leyes de la gravedad y que se acumula en puntos bajos del valle. El tamaño de las zonas bajas crecerá con el incremento de precipitación mientras esto también causa que zonas bajas pequeñas se junten para formar una zona de acaparamiento mayor. Las regiones son formadas usando información de la magnitud del gradiente, que da información de bordes.

Esta técnica es poco sensible a valores de umbral, dado que no clasifica la imagen en dos regiones (como el caso de la regin de crecimiento), sino que da una jerarquía de regiones clasificadas.

La idea de segmentación por esclusas es tomar a  $f$  como una función de costo, esto es tratar a  $f$  como una superficie que depende de puntos  $x$  que tomados como parámetros independientes. De esta manera grandes valores de  $|f|$  indican la presencia de alguna frontera entre las regiones. Una región se forma de todos aquellos puntos  $x$  tales que el descenso de gradiente con punto inicial  $x$  tienen el mismo mínimo local  $\bar{f}_k$ . Esto significa que hay tantas regiones en la imagen como en mínimos locales de  $f$ . Para aliviar un poco este efecto se usa un umbral sobre el descenso de gradiente, así este parámetro controla un poco la granularidad. Este proceso se ilustra en la Figura 6. Y un ejemplo de la segmentación usando un umbral de descenso igual a 0 se muestra en la Figura 7.

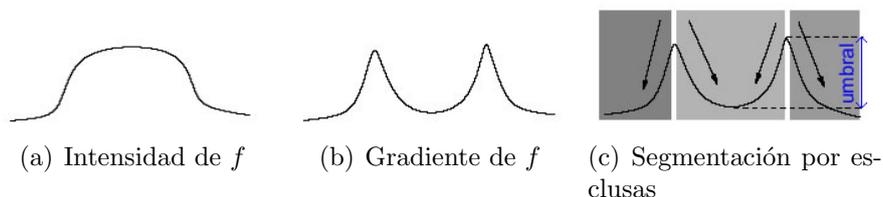


Figura 6: Proceso de segmentación usando esclusas. Se desciende por los bordes hasta encontrar un mínimo local sobre el cual se fija un umbral.

### 8.5.3. Segmentación basada en un conjunto de curvas de nivel

El paradigma del conjunto de curvas de nivel, sobre imágenes, es que este es un método para seguir la evolución de los contornos y superficies. En lugar de manipular los contornos directamente, el contorno es tratado como el conjunto Cero de una función de alta dimensionalidad llamada función de curvas de nivel  $\Psi(X, t)$ . Esta función es tratada bajo la evolución de una ecuación diferencial. En cualquier momento el contorno puede ser calculado extrayendo el conjunto Cero  $\Gamma(\{X\}, t) = \Psi(X, t) = 0$ .

La principal ventaja de usar contornos de nivel o curvas de nivel es que, modela formas complejas así como cambios topológicos como union o separación de regiones de manera

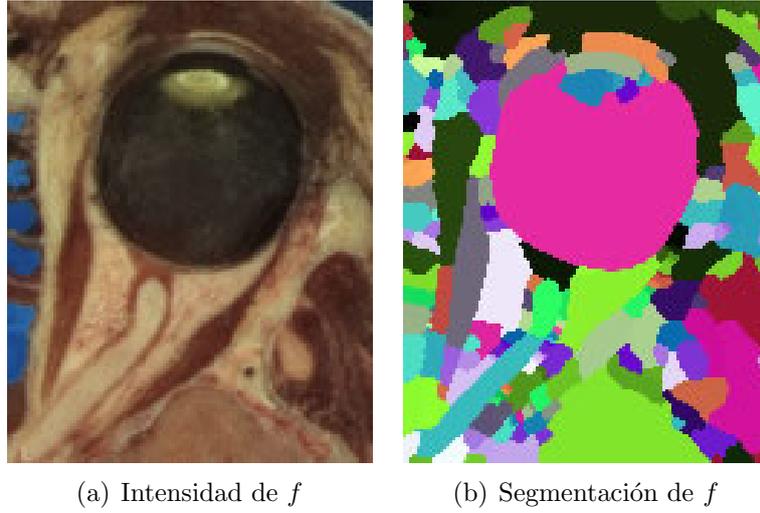


Figura 7: Ejemplo de segmentación usando esclusas de una imagen criogénica de la rodilla de la mujer visible usando un umbral de descenso igual a 0.

implícita.

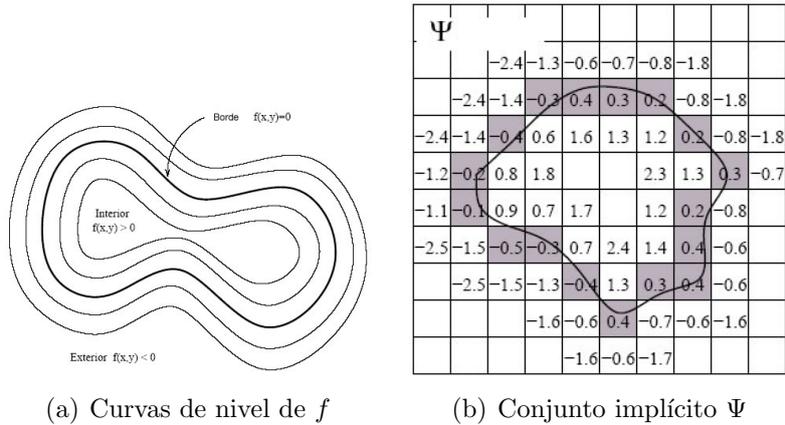


Figura 8: Segmentación por conjunto de curvas de nivel, la obtención de  $\Psi$  como conjunto implícito se obtiene con precisión subpixel.

El problema se modela como la solución de la siguiente ecuación diferencial en forma discreta:

$$\frac{d}{dt}\Psi = -\alpha A(x)\nabla\Psi - \beta P(x)|\nabla\Psi| + \gamma Z(x)k(\nabla\Psi) \quad (1)$$

donde  $A, P, Z$  son los términos de advección, propagación y un modificador espacial de curvatura  $k$ , respectivamente. El término de advección atrae los puntos hacia los contornos por lo que se puede definir  $A$  como la imagen de magnitud de gradiente de  $f$  el término de propagación debe de ser suave dentro de las diversas regiones a segmentar por lo que se propone usar una transformación de la imagen de bordes que suavice en zonas

homogéneas y respete bordes, por ejemplo una gaussiana o una sigmoide. Entonces una propuesta sería:

$$A = |\nabla f| \quad \text{y} \quad P = \frac{k}{k + \|\nabla f\|}$$

como se ilustra en la figura 9 donde se muestran algunos ejemplos de la asignación de los parámetros y la segmentación de tres zonas: materia blanca, ventrículo derecho e izquierdo.

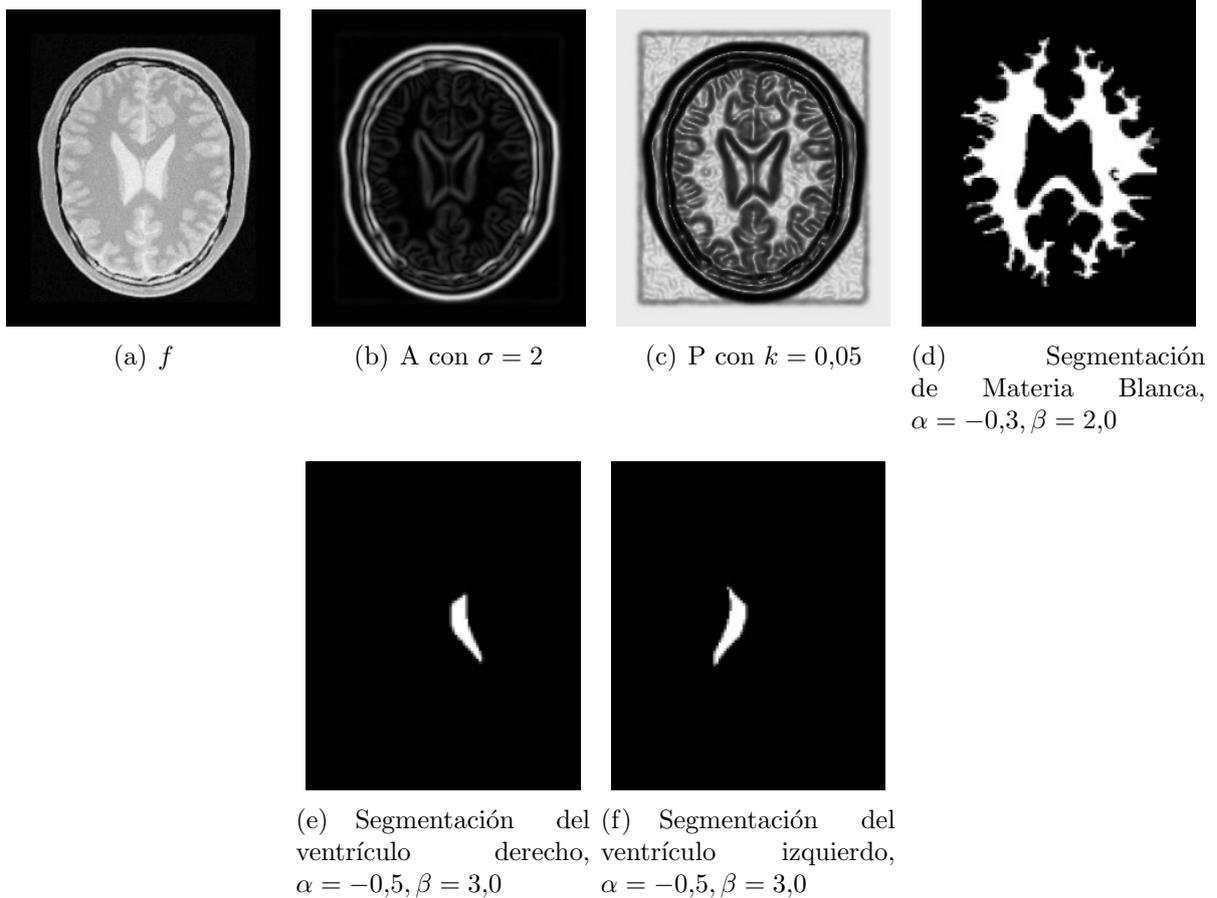


Figura 9: Ejemplo de segmentación por conjuntos de curva de nivel con parámetros  $A$ ,  $P$ .

#### 8.5.4. Segmentación usando un Atlas

Segmentar la imagen de un sujeto o espécimen  $f$  usando la segmentación basada en un atlas  $g$  y su campo de etiquetas  $g_L$  es principalmente una labor de registro de imágenes. En esencia se realiza el registro entre  $g$  y  $f$  para estimar el campo de etiquetas  $f_L$  de  $f$  combinando la información del campo de etiquetas del atlas con la transformación encontrada por el algoritmo de registro.

Primero se calcula la transformación  $T$  que mapea puntos  $x$  de  $g$  hacia  $f$

$$g(T[x]) = f(x),$$

posteriormente se calcula un campo de etiquetas estimado de  $f$  como

$$\hat{f}_L(x) = T(g_L)(x).$$

Es posible refinar la solución usando alguna otra técnica, como operaciones morfológicas sobre  $\hat{f}_L$  para obtener una mejor estimación del campo de etiquetas  $f_L$ . Otras formas de refinamiento pueden ser usadas, por ejemplo para segmentación usando regiones de crecimiento, el campo de etiquetas estimado  $f_L$  serviría de inicialización del conjunto de los puntos semilla  $\mathcal{S}$  y si consideramos un campo de etiquetas binario tendríamos  $\mathcal{S} = \{r : \hat{f}_L(r) = 1\}$  y se estimaría algún tipo de umbral, por ejemplo el valor  $k$  para la región de conanza podría ser estimado a partir de  $\hat{f}_L$ .

En la Figura 10 se muestra el procedimiento básico del registro por medio del uso de un atlas, donde se ha calculado la transformación usando un registro no paramtrico.

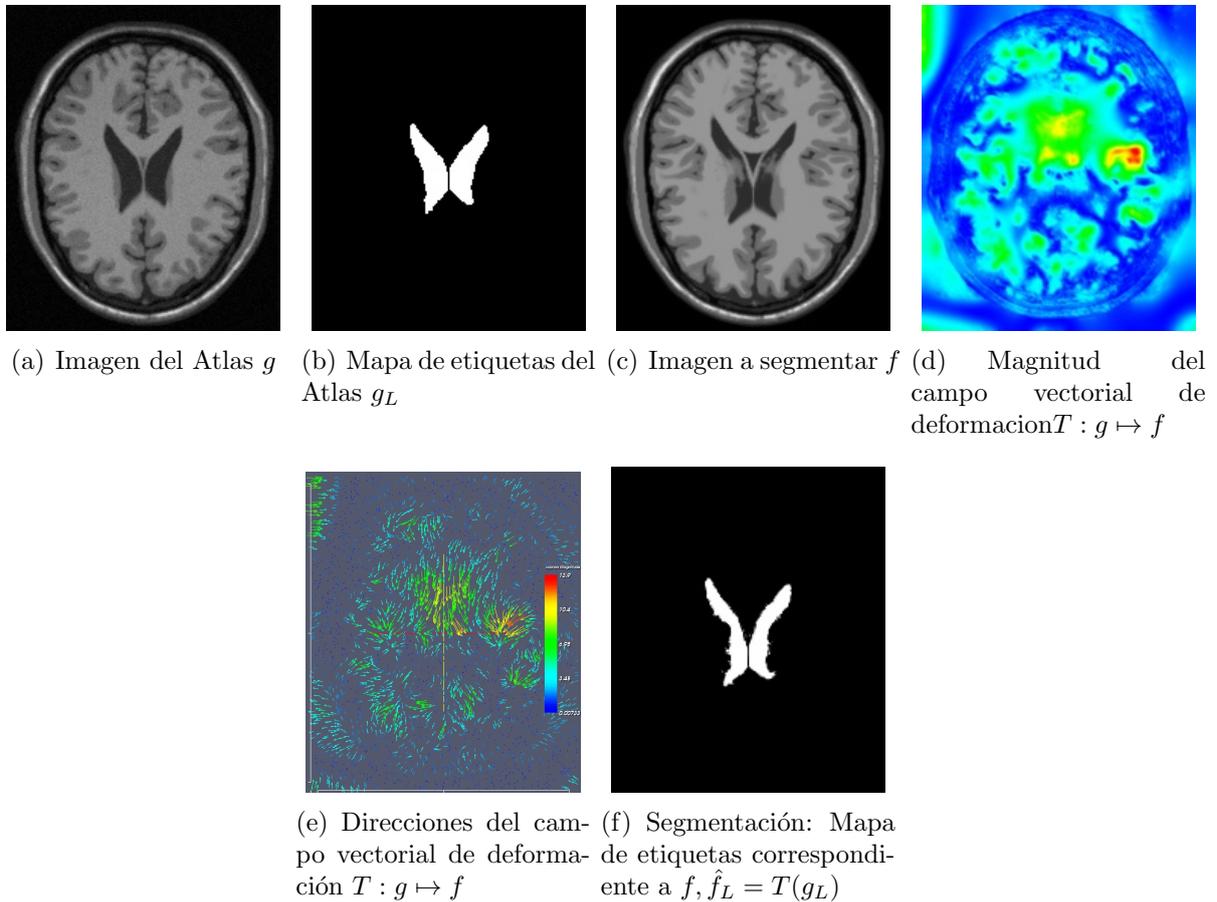


Figura 10: Segmentación por medio del uso de un atlas, en este caso  $T$  representa un campo vectorial de desplazamientos  $w$  tal que  $T(g)(x) = g(x + w(x)) \approx f(x)$ .

## 8.6. Segmentación de cerebro/no-cerebro

La segmentación de cerebro/no-cerebro también nombrada como pelado de cerebros es uno de los preprocesamientos más importantes para el análisis de la distribución espacial

de la materia gris y la cuantificación de la morfología cortical.

En general, el algoritmo de pelado de cerebros puede ser clasificado en automático o semi-automático de acuerdo al grado de intervención humana. Aunque la segmentación automática es rápida y altamente reproducible puede necesitar algo de modificación para un mejor resultado. Por otro lado la segmentación semi-automática es un poco mas tardada pero mejora la precisión.

Algunas técnicas populares para el pelado de cerebro son BET, BSE, ANALYZE y mRG, las dos primeras son automáticas y las dos últimas son asistidas. En seguida se citan las características primarias de estos métodos y son marcadas con las técnicas automáticas mientras que las marcadas con son asistidas.

- \* BET *Brain Extraction Tool* o Herramienta de extracción de cerebro (Figura 11(a)) es un algoritmo automático de segmentación de cerebros desarrollado por Smith [1]. Se basa en el preprocesamiento del histograma de la imagen para poder fijar un valor correcto de un umbral, luego encuentra el centro de gravedad de la imagen, posteriormente una triangulación de una esfera es construida dentro del cerebro la cual permite pequeñas deformaciones (un vértice a la vez) de acuerdo a las fuerzas que mantienen a la superficie bien espaciada y suave, finalmente se itera el crecimiento de la esfera para que se adapte a los bordes del cerebro.

Si la solución final no es buena, entonces se corre el algoritmo con una restricción mas dura para el suavizado.

- \* BSE son las siglas en inglés de *Brain Surface Extractor* o extractor de superficie cerebral (Figura 11(b)). Este método fue desarrollado por Sandor and Leahy [2]. Este algoritmo tiene tres pasos, el primero es aplicar un ltro de difusión anisotrópico para suavizar la imagen y preservar los bordes, después se aplica un detector de bordes y finalmente se aplica una secuencia de ltros morfológicos junto con operaciones de conexión de puntos o crecimiento de regiones conectadas.
- \*\* ANALYZE Dando un punto semilla y un umbral sobre una rebanada, se procede a umbralizar todo el volumen con dicho rango y se realiza un registro sobre las rebanadas faltantes dada la rebanada original, después el volumen entero es erosionado, luego siguiendo el campo de seguimiento calculado previamente se sigue el rastro de la semilla en la rebanada original, estos puntos son usados para dilatar todo el volumen usando este rastro de puntos semilla. (Figura 11(c)) [3]
- \*\* mRG *Modied Region Growing* 11(d). Este algoritmo realiza segmentación rebanada por rebanada a través de un algoritmo de crecimiento de regiones y rena la solución usando intervención manual, marcando líneas de contorno al rededor del cerebro para evitar que el algoritmo se desborde.

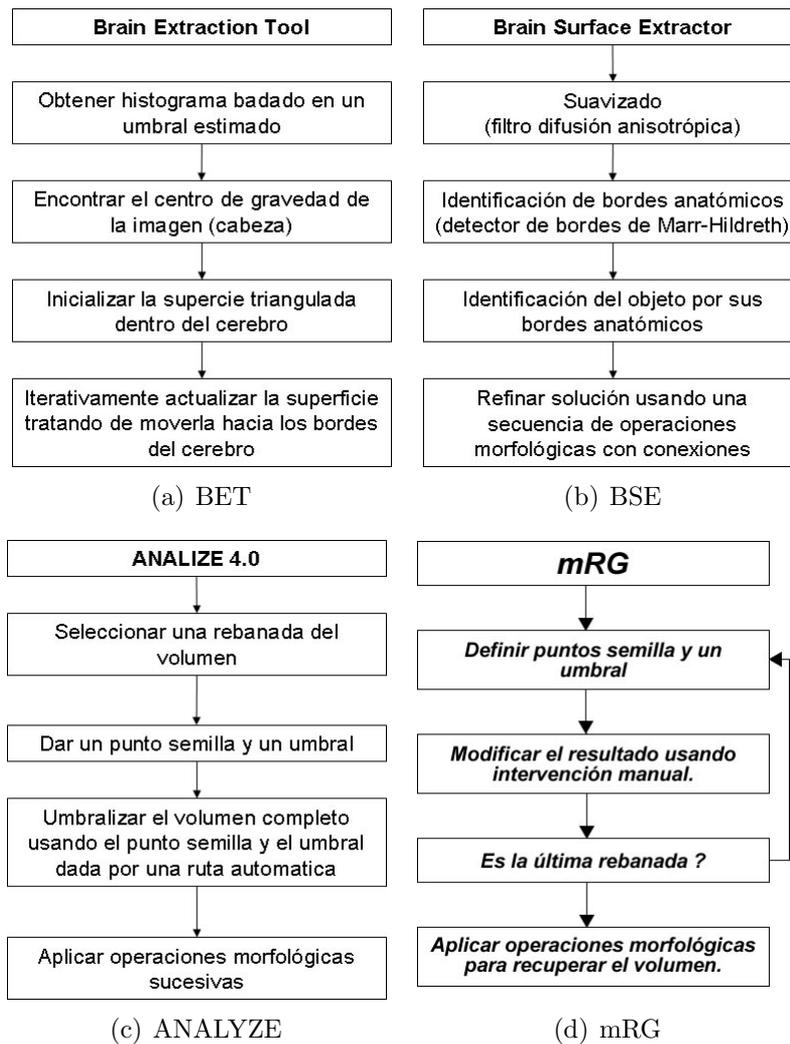


Figura 11: Proceso de segmentación automática y semi-automática. Algoritmos automáticos: 11(a) y 11(b), algoritmos asistidos: 11(c) y 11(d).

### 8.6.1. Segmentación de cerebros en imágenes de resonancia magnética usando superficies deformables

Esta sección es basada en la tesis de maestría en computación de Joaquín Peña Acevedo y todas las imágenes del método de superficies deformables son cortesía de él.

Antes de comenzar denimos una superficie deformable como una malla cerrada formada por triángulos y que para el proceso de registro esta malla se ajusta progresivamente a la región de interés.

Este método es de tipo BET, pero la diferencia es que se cuenta con información de 3 tipos de mallas, una que se ajusta al exterior de la cabeza, una que se ajusta al cráneo por la parte interna de la cabeza y otra que envuelve al cerebro y cerebelo; también usa un vector de rasgos con información que le permite modelar las zonas de interés. Esta información se obtiene con anterioridad sobre cerebros estándares y se usan para todos los

especímenes a segmentar. También considera un modelo para los ojos de tal manera que no permita crecer la malla del cerebro y abarque la zona ocular. Las fuerzas son calculadas con información obtenida de un cerebro estándar: vectores de rasgos y mallas de referencia.

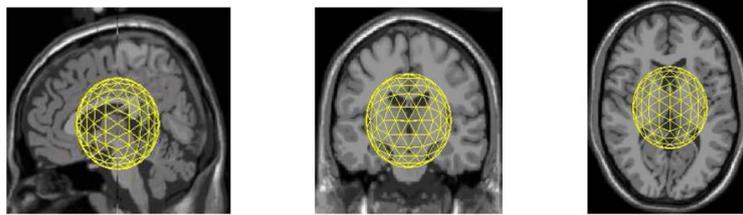


Figura 12: Inicialización de la malla usado por el método BET (CJP).

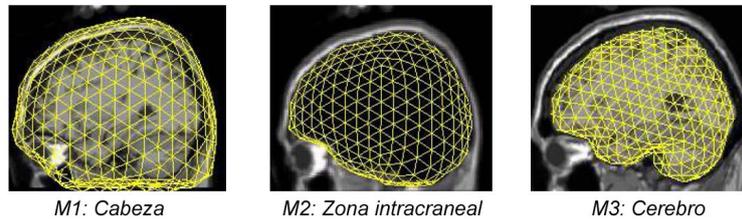


Figura 13: Mallas de referencia usadas por el algoritmo de superficies deformables de Joaquin Peña (CJP).

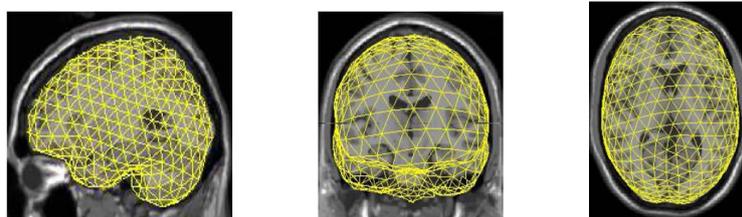


Figura 14: Malla final ajustada por el método BET (CJP).

Los resultados mostrados en esa tesis son muy buenos comparados contra otros 3 métodos automáticos reportados en la literatura, aunque presenta un problema propio de la naturaleza del modelo de superficies deformables, esto es, que no modela de manera apropiada las zonas que contienen una curvatura alta como por ejemplo la hendidura que se forma en la unión de los dos hemisferios cerebrales, como se muestra en la figura 16.

### 8.6.2. Entropy Controlled Gauss-Markov Measure Field [10]

Basados en el problema de segmentación de imágenes, se puede asumir que la imagen subyacente, de la cual se obtiene una realización  $g$  correspondiente a  $K$  regiones disjuntas

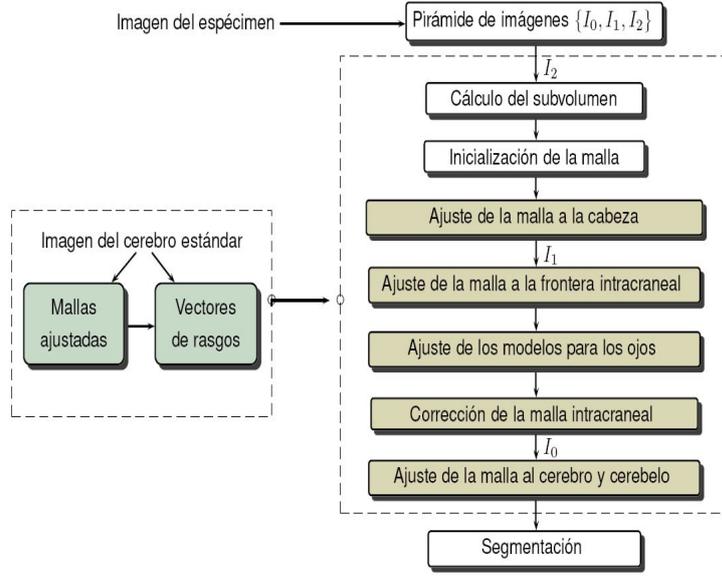


Figura 15: Esquema general del método de superficies deformables. El cuadro con líneas discontinuas indica los datos que se extraen de la imagen del cerebro estándar. Éstos se calculan una sola vez y son utilizados en varias etapas (CJP).

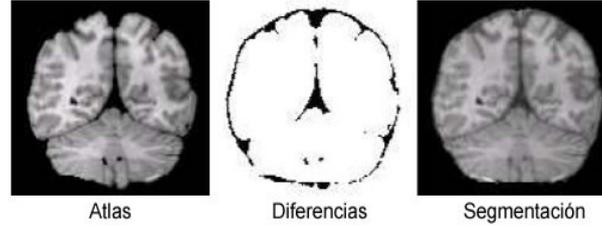


Figura 16: Segmentación usando superficies deformables, al centro se muestran los voxels en los que difiere el campo de etiquetas del atlas y el modelo arrojado por el método de superficies deformables (CJP).

$\{\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_k\}$  y que es generada con un modelo paramétrico  $\phi$  con  $\theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k\}$  el vector de parámetros correspondiente a cada región, esto es:

$$g_r = \sum_{k=1}^K \phi_{kr} b_{kr} + \eta_r, \quad (2)$$

donde  $r$  es un punto en una rejilla regular  $\mathcal{L}$ ,  $\phi_{kr} \stackrel{\text{def}}{=} \phi(\theta_k, r)$  es el valor asignado por el modelo  $\phi$  en el punto  $r$  del  $k$ -ésimo modelo,  $b_{kr}$  es un indicador que toma el valor de 1 si el pixel  $r$  pertenece al modelo  $k$  y 0 en otro caso y  $\eta$  es ruido aditivo independiente e idénticamente distribuido.

La regularización Bayesiana ha probado ser una estrategia exitosa para la solución a éste problema. La solución es calculada a partir de un estimador estadístico de la distribución de probabilidad a posteriori  $P_{b, \theta | g}$ . Si se asume independencia entre  $b$  y  $\theta$ , y además que  $\theta$  se distribuye uniformemente, entonces se puede calcular la distribución

posterior usando la regla de Bayes:

$$P_{b,\theta|g} = P_{g|b,\theta} \frac{P_b}{P_g}, \quad (3)$$

donde la verosimilitud de todo el campo es:

$$P_{g|b,\theta} = \prod_k \prod_r (v_{kr})^{b_{kr}}, \quad (4)$$

con  $v_{kr}$  la probabilidad de que el pixel  $r$  haya sido generado por el modelo  $k$ .

En el marco de la estimación Bayesiana  $b$  se modela como un campo aleatorio Markoviano con probabilidad a priori de la forma:

$$P_b = \frac{1}{Z} e^{-\beta \sum_c V_c(b)}, \quad (5)$$

donde  $Z$  es una constante de normalización y  $V_c$  es un potencial que asigna una probabilidad mayor a campos suaves que a campos granulares. Un potencial usado comúnmente es el potencial de Ising:

$$V_{ks} = \begin{cases} -1 & \text{si } b_{kr} = b_{ks} \forall k \\ 1 & \text{si } b_{kr} \neq b_{ks} \text{ para alguna } k \end{cases}, \quad (6)$$

donde se considera a  $P_g$  como constante dado que es independiente de  $\theta$  y  $b$ . El estimador óptimo MPM (máximo de las marginales posteriores) es aquel que asigna la mayor probabilidad al modelo  $k$  en cada punto  $r$ , ver definición 1.

Debido a la alta complejidad del problema, se plantean soluciones aproximadas basadas en dos pasos, el primero de ellos es encontrar la mejor segmentación  $b$  dada los parámetros  $\theta$  y en el segundo se encuentran los parámetros óptimos dada la segmentación.

Es deseable escoger modelos que tengan el máximo valor de las probabilidades a posterioris (estimador MAP), pero ésta es generalmente costosa de evaluar, aunque para el caso binario es posible usar el algoritmo graph-cut que nos brinda la solución exacta o una aproximada para casos donde existan más de dos clases. Sin embargo para el esquema iterativo que se usa, no es deseable obtener un modelo muy rígido al principio porque la solución podría quedar fácilmente atrapada en un mínimo local, por lo que se preere calcular un valor esperado de la variable indicadora  $b$ ; esto es equivalente a usar el algoritmo EM, y bajo convergencia, la segmentación rígida puede ser calculada a través del estimador MPM.

**Definición 1** (Estimador MPM). *El estimador MPM de la variable indicadora  $b$  es dado por:*

$$b_{kr}^{MPM} = \begin{cases} 1 & \text{si } \pi_{kr} \geq \pi_{lr} \quad \forall l \neq k \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases}, \quad (7)$$

donde  $\pi_{kr}$  es la distribución de probabilidad marginal del pixel  $r$  definido por:

$$\pi_{kr} \stackrel{\text{def}}{=} \sum_{b:b_{kr}=1} P_{b|g}; \quad (8)$$

con distribución posterior ( 3).

Debido a que ( 8) no es una fórmula práctica de calcular, usualmente se estima usando un método de Monte Carlo con cadenas de Markov (MCMC), de tal manera que se generan muestras  $\{b^{(i)}\}_{i=1}^n$  de la distribución posterior y se estiman empíricamente las marginales por:

$$p_{kr} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N b_{kr}^{(i)}, \quad (9)$$

que satisface  $E(p_{kr}) = \pi_{kr}$ , donde  $E(-)$  denota el operador de la esperanza. Esta aproximación es aún computacionalmente costosa y una aproximación mas eciente es considerar las marginales como un campo aleatorio de medidas. Una forma de resolver éste problema es basada en Campos de Medidas de Gauss-Markov (GMMF) [13] pero ésta generalmente genera distribuciones con más alta entropía que la estimada por MCMC, por lo que en [10] proponen una alternativa basada en GMMF con control de entropía, llamada EC-GMMF.

El uso de GMMF es justicado porque da condiciones favorables para encontrar las marginales en base a la minimización de funciones cuadráticas, basadas en el teorema 1. De tal forma que es posible encontrar  $\hat{\pi}$  en base al estimador de maxima verosimilitud a través de la minimización de  $U(\pi, v)$ ; para encontrar una forma especial de la función de energía  $U$  se imponen condiciones de consistencia.

**Teorema 1** (GMMF). *Sea la variable indicadora  $b$  un campo aleatorio Markoviano con distribución posterior de probabilidad ( 3) y  $v$  el campo de verosimilitud, entonces el campo marginal  $\pi$  es por sí mismo un campo aleatorio markoviano con distribución posterior:*

$$P_{\pi|v} = P_{v|\pi}P_{\pi}/P_v, \quad (10)$$

que posee las siguientes propiedades:

1. Es markoviano con el mismo sistema de vecinades que  $b$
2. Es gaussiano

$$P_{\pi|v} \propto \exp(-U(\pi; v)), \quad (11)$$

donde la energía  $U(\pi; v)$  es una función cuadrática y positiva denida respecto a  $\pi$ .

Una restricción que permite agregar control de entropía tiene el siguiente fundamento

**Restricción de consistencia** (EC-GMMF). *si no se especifica información a priori, entonces la forma del estimador óptimo para las distribuciones marginales posteriores  $\pi^*$  coincide con el máximo de la correspondiente verosimilitud  $v$ , esto es, el estimador MPM para el campo  $b$  calculado usando  $\pi^*$  coincide con el estimador de maxima verosimilitud.*

Con esta restricción, se introduce el término  $\log v$  en el término de datos, dejando un modelo cuadrático para el modelo. El control de entropía se introduce penalizando

distribuciones con alta entropía, para mantener la forma cuadrática de  $U$ , en [10] se propone el uso del índice de Gini:

$$-\sum_k \sum_r p_{kr}^2; \quad (12)$$

la función de energía que se propone en [10] es nalmente 13:

$$\min_p U_{EC}(p, \theta) = \sum_k \sum_r p_{kr}^2 (-\log v_{kr} - \mu) + \lambda \sum_k \sum_r \sum_{s \in \mathcal{N}_r} (p_{kr} - p_{ks})^2, \quad (13)$$

sujeto a

$$\sum_k p_{kr} = 1 \quad y \quad p_{kr} \geq 0 \quad \forall k, r; \quad (14)$$

donde el parámetro  $\mu$  controla la entropía de las marginales. Tomando  $\mu = 0$  nos garantiza que  $U_{EC}$  es cuadrática y positiva definida y por lo tanto minimizando  $U_{EC}$  con un método de descenso, convergirá al óptimo global único.

## 8.7. Gauss-Seidel

Se basa en la idea de que los valores que vamos obteniendo en una iteración deben estar más proximos a la solución que los de la iteración anterior, por lo que pueden usarse a medida que se van obteniendo para calcular los restantes valores.

Los métodos de Gauss y Choleski hacen parte de los métodos llamados directos o finitos. Al cabo de un número finito de operaciones, en ausencia de errores de redondeo, se obtiene  $x^*$  solución del sistema  $Ax = b$ .

El método de Gauss-Seidel hace parte de los métodos llamados indirectos o iterativos. En ellos se parte de  $x^0 = (x_1^0, x_2^0, \dots, x_n^0)$  una aproximación inicial de la solución. A partir de  $x^0$  se construye  $x^1 = (x_1^1, x_2^1, \dots, x_n^1)$ . A partir de  $x^1$  se construye  $x^2$  (aquí el superíndice indica la iteración y no indica una potencia). Así sucesivamente se construye una sucesión de vectores  $\{x^k\}$ , con el objetivo, no siempre garantizado, de que

$$\lim_{k \rightarrow \infty} x^k = x^*.$$

En cada iteración del método de Gauss-Seidel, hay  $n$  subiteraciones. En la primera subiteración se modifica únicamente  $x_1$ . Las demás coordenadas  $x_2, x_3, \dots, x_n$  no se modifican. El cálculo de  $x_1$  se hace de tal manera que se satisfaga la primera ecuación.

$$\begin{aligned} x_1^1 &= \frac{b_1 - (a_{12}x_2^0 + a_{13}x_3^0 + \dots + a_{1n}x_n^0)}{a_{11}}, \\ x_i^1 &= x_i^0, \quad i = 2, \dots, n. \end{aligned}$$

En la segunda subiteración se modifica únicamente  $x_2$ . Las demás coordenadas  $x_1, x_3, \dots, x_n$  no se modifican. El cálculo de  $x_2$  se hace de tal manera que se satisfaga la segunda ecuación.

$$\begin{aligned}x_2^2 &= \frac{b_2 - (a_{21}x_1^1 + a_{23}x_3^1 + \dots + a_{2n}x_n^1)}{a_{22}}, \\x_i^2 &= x_i^1, \quad i = 1, 3, \dots, n.\end{aligned}$$

Así sucesivamente, en la  $n$ -ésima subiteración se modifica únicamente  $x_n$ . Las demás coordenadas  $x_1, x_2, \dots, x_{n-1}$  no se modifican. El cálculo de  $x_n$  se hace de tal manera que se satisfaga la  $n$ -ésima ecuación.

$$\begin{aligned}x_n^n &= \frac{b_n - (a_{n1}x_1^{n-1} + a_{n3}x_3^{n-1} + \dots + a_{nn}x_n^{n-1})}{a_{nn}}, \\x_i^n &= x_i^{n-1}, \quad i = 1, 2, \dots, n-1.\end{aligned}$$

Teóricamente el método de GS se debera detener cuando  $\|x^k - x^*\| < \varepsilon$ . Sin embargo la condición anterior necesita conocer  $x^*$ , que es precisamente lo que se está buscando. Entonces, de manera práctica el método de GS se detiene cuando  $\|x^k - x^{k+n}\| < \varepsilon$ .

Dejando de lado los superíndices, las fórmulas del método de Gauss-Seidel se pueden reescribir para facilitar el algoritmo y para mostrar que  $\|x^k - x^*\|$  y  $\|x^k - x^{k+n}\|$  están relacionadas.

$$\begin{aligned}x_i &\leftarrow \frac{b_i - \sum_{j=1, j \neq i}^n a_{ij}x_j}{a_{ii}}, \\x_i &\leftarrow \frac{b_i - \sum_{j=1}^n a_{ij}x_j + a_{ii}x_i}{a_{ii}}, \\x_i &\leftarrow x_i + \frac{b_i - A_i \cdot x}{a_{ii}}.\end{aligned}$$

## 8.8. Librería OpenCV

Open Source Computer Visión u OpenCV por su abreviación en inglés, es una librería de funciones de programación para visión por computadora en tiempo real desarrollada por Intel. Es distribuida de forma gratuita para su uso académico y comercial. Puede ser implementado por C++, C, Phyton y próximamente Java que corren bajo Windows,

Linux , Android y Mac. La librería OpenCV tiene más de 2500 algoritmos optimizados. Es usado alrededor del mundo, y tiene ms de 2.5 millones de descargas. Sus usos van desde el arte interactivo a la inspección de imágenes o la construcción de mapas en la web a través de robótica avanzada. El proyecto pretende proporcionar un entorno de desarrollo fácil de utilizar y altamente eficiente. Esto se ha logrado, realizando su programación en código C y C++ optimizados, aprovechando además las capacidades que proveen los procesadores multi núcleo. OpenCV puede además utilizar el sistema de primitivas de rendimiento integradas de Intel, un conjunto de rutinas de bajo nivel específicas para procesadores Intel. Características:

- Manipulación de datos de imagen.
- Entrada / Salida de Video.
- Fácil manipulación de matrices y vectores.
- Reconocimiento de Objetos.
- Distintas estructuras de datos dinámicos.

## 8.9. ITK

Insight Segmentation and Registration Toolkit (ITK) es catalogado código libre, es un sistema de plataforma cruzada que provee a los desarrolladores una extensa suite de herramientas para el desarrollo de software de análisis de imágenes. Desarrollado a través de extremas metodologías de programación. ITK emplea algoritmos de vanguardia para el registro y segmentación de datos multidimensionales. Los objetivos de ITK son:

- Apoyar visiblemente proyectos humanos.
- Establecer una base para futuras investigaciones.
- Creación de repositorios de algoritmos fundamentales.
- El desarrollo de una plataforma para el desarrollo de productos avanzados.
- Soporte de aplicaciones comerciales de la tecnología.
- Crecimiento de una comunidad auto-sostenible de los usuarios y desarrolladores de software.

## 8.10. QT

Qt es una biblioteca multiplataforma ampliamente usada para desarrollar aplicaciones con una interfaz gráfica de usuario así como también para el desarrollo de programas sin interfaz gráfica como herramientas para la línea de comandos y consolas para servidores.

Qt utiliza el lenguaje de programación C++ de forma nativa, adicionalmente puede ser

utilizado en varios otros lenguajes de programación a través de bindings. También es usada en sistemas informáticos empotrados para automoción, aeronavegación y aparatos domésticos como frigoríficos.

Funciona en todas las principales plataformas, y tiene un amplio apoyo. El API de la biblioteca cuenta con métodos para acceder a bases de datos mediante SQL, así como uso de XML, gestión de hilos, soporte de red, una API multiplataforma unificada para la manipulación de archivos y una multitud de otros para el manejo de ficheros, además de estructuras de datos tradicionales.

Distribuida bajo los términos de GNU Lesser General Public License (y otras), Qt es software libre y de código abierto.

## 9. Procedimiento y descripción de las actividades realizadas.

### 9.1. Investigar los diferentes métodos de segmentación.

Esta actividad es el análisis a fondo y el estudio de los métodos encontrados en el estado del arte y los antecedentes que tiene el tema de segmentación de imágenes.

### 9.2. Programación del método promisorio.

Esta parte del trabajo se basa en la tesis [5] de maestría del M.C. Pedro Pablo Mayorga Alvarez, en la cual basandose en el trabajo del Dr. Mariano Rivera sobre Entropy Controlled Gauss-Markov Random Measure Field Models for Early Vision o Modelos de Campos de Medidas Aleatorias de Gauss-Markov con Control de Entropía propone una segmentación modelada de ésta manera pero que toma información de un trimapa dado.

Nuestro caso de estudio necesita un campo de etiquetas binario es decir  $K = 2$ , por lo que la solución de ( 13) con las restricciones ( 14) puede simplificarse.

Tomamos las siguientes reglas por defecto para nuestro problema de segmentación:

La imagen a segmentar es  $g$  que tiene asociado un trimapa  $\{\mathcal{F}, \mathcal{O}, \mathcal{U}\}$ . El trimapa indica con exactitud los puntos  $r$  que pertenecen al objeto de interés  $\mathcal{O}$ , los que definitivamente no pertenecen al objeto y forman parte del fondo de la imagen  $\mathcal{F}$ . Existen además puntos en los que tenemos incertidumbre  $\mathcal{U}$ . Las regiones  $\mathcal{O}, \mathcal{F}, \mathcal{U}$  son disjuntas:

$$\begin{aligned} \mathcal{F} & \stackrel{def}{=} & r : r \text{ es un punto del fondo de la imagen,} \\ \mathcal{O} & \stackrel{def}{=} & r : r \text{ es un punto del objeto a segmentar,} \\ \mathcal{U} & \stackrel{def}{=} & r : r \text{ es un punto que no se sabe si: } r \in \mathcal{F} \quad \text{o} \quad r \in \mathcal{O}, \end{aligned}$$

Nuestro campo de etiquetas  $B$  esta definido para puntos  $r$  dentro del objeto y fondo:

$$B_r = \begin{cases} 0 & \text{si } r \in \mathcal{F} \\ 1 & \text{si } r \in \mathcal{O} \end{cases},$$

Luego nuestro problema es encontrar el campo  $B_r$  con  $r \in \mathcal{U}$  dadas las condiciones de frontera  $\mathcal{F}$  y  $\mathcal{O}$ , tales que  $p_{\mathcal{O}_r} = 1$  si  $r \in \mathcal{O}$  y  $p_{\mathcal{F}_r} = 0$  si  $r \in \mathcal{F}$ .

Si tomamos

$$p_r \stackrel{def}{=} p_{\mathcal{O}}(r), \quad (15)$$

entonces

$$1 - p_r \stackrel{def}{=} p_{\mathcal{F}}(r); \quad (16)$$

con  $p_{\mathcal{O}}(r)$  y  $p_{\mathcal{F}}(r)$  las probabilidades de que el pixel  $r$  pertenezca al objeto  $\mathcal{O}$  y al fondo  $\mathcal{F}$  respectivamente; luego  $p_r$  con  $r \in \mathcal{F} \cup \mathcal{O}$  define las probabilidades marginales de las zonas de objeto y fondo, siendo necesario estimar  $p_r$  para  $r \in \mathcal{U}$ . Como no tenemos un modelo de las regiones, en principio estimamos  $v_{\mathcal{F}}$  y  $v_{\mathcal{O}}$  empíricamente, esto es:

$$v_{\mathcal{F}_r} \equiv P_{\mathcal{F}}(g_r)/Z_r, \quad , r \in \mathcal{F}, \quad (17)$$

$$v_{\mathcal{O}_r} \equiv P_{\mathcal{O}}(g_r)/Z_r, \quad , r \in \mathcal{O}, \quad (18)$$

donde  $P_{\mathcal{F}}$  y  $P_{\mathcal{O}}$  son las distribuciones empíricas de las intensidades de la imagen  $g$  en el punto  $r$  para fondo y objeto respectivamente (Histogramas de la imagen  $g$ ),  $Z_r$  es la constante de normalización tal que  $v_{\mathcal{F}_r} + v_{\mathcal{O}_r} = 1$ . Finalmente definimos:

$$D_{\mathcal{O}_r} \stackrel{def}{=} -\log v_{\mathcal{O}_r} - \mu, \quad (19)$$

$$D_{\mathcal{F}_r} \stackrel{def}{=} -\log v_{\mathcal{F}_r} - \mu, \quad (20)$$

e inspirados en la función de energía de EC-GMMF, se propone la función de energía que proporciona el campo de probabilidades  $p$  y de la cual se estima  $b$  como el estimador MPM, ésta se expresa en ( 21):

$$\min_p U_{3m}(p) = \sum_{r \in \mathcal{U}} [p_r^2 D_{\mathcal{O}_r} + (1 - p_r)^2 D_{\mathcal{F}_r}] + \lambda \sum_{r \in \mathcal{U}} \sum_{s \in \mathcal{N}_r} w_{rs} (p_r - p_s)^2, \quad (21)$$

donde  $w_{rs}$  es una función indicadora de discontinuidades en la imagen  $g$ , se busca que tienda a 1 cuando no existan discontinuidades al rededor de  $r$ , y que tienda a 0 cuando existan discontinuidades. Por la naturaleza de la estimación de 2 modelos, la restricción ( 14)  $\sum_k p_{kr} = 1$  está implícita en la función  $U_{3m}$ , mas adelante mostraremos que la solución de Gauss-Seidel mantiene  $0 \leq p_r \leq 1$ .

Igualando a cero el gradiente de ( 21) y resolviendo para  $p_r$  obtenemos la ecuación que nos brinda una iteración de Gauss-Seidel para el sistema con diagonal dominante:

$$p_r = \frac{D_{\mathcal{F}_r} + \lambda \sum_{s \in \mathcal{N}_r} w_{rs} p_s}{D_{\mathcal{O}_r} + D_{\mathcal{F}_r} + \lambda \sum_{s \in \mathcal{N}_r} w_{rs}} \quad \forall r \in \mathcal{U}. \quad (22)$$

La iteración de Gauss-Seidel dada por ( 22) garantiza que, partiendo de una  $p$  inicial tal que  $p_r \in [0, 1]$ , la  $p^*$  estimada tenga valores  $p_r \in [0, 1]$ ; esto es porque todos los términos usados:  $D_{\mathcal{O}_r}$ ,  $D_{\mathcal{F}_r}$  y  $w_{rs}$  son no negativos, además de que  $D_{\mathcal{O}_r} \neq D_{\mathcal{F}_r} \quad \forall r \in \mathcal{L}$ , y por lo tanto  $p_r \geq 0$  por ser la razón de dos números positivos; finalmente  $p_r \leq 1$  porque:

$$\begin{aligned}
\lambda \sum_{s \in \mathcal{N}_r} w_{rs} p_s &\leq \lambda \sum_{s \in \mathcal{N}_r} w_{rs} && \Leftrightarrow \\
\lambda \sum_{s \in \mathcal{N}_r} w_{rs} p_s &\leq D_{\mathcal{O}_r} + \lambda \sum_{s \in \mathcal{N}_r} w_{rs} && \Leftrightarrow \\
D_{\mathcal{O}_r} + \lambda \sum_{s \in \mathcal{N}_r} w_{rs} p_s &\leq D_{\mathcal{O}_r} + D_{\mathcal{F}_r} + \lambda \sum_{s \in \mathcal{N}_r} w_{rs} && \Leftrightarrow \\
\frac{D_{\mathcal{F}_r} + \lambda \sum_{s \in \mathcal{N}_r} w_{rs} p_s}{D_{\mathcal{O}_r} + D_{\mathcal{F}_r} + \lambda \sum_{s \in \mathcal{N}_r} w_{rs}} &\leq 1 && \Leftrightarrow \\
p_s &\leq 1 && \text{q.e.d.},
\end{aligned} \tag{23}$$

Luego, bajo convergencia de Gauss-Seidel, el óptimo global estará en  $[0, 1]^n$ .

Luego el campo de etiquetas  $B_r$  para  $r \in \mathcal{U}$  se calcula como el estimador MPM:

$$B_r = \begin{cases} 0 & \text{si } p_r^* < 0,5 \\ 1 & \text{si } p_r^* \geq 0,5 \end{cases}, \tag{24}$$

Donde  $B_r$  es la imagen de máxima verosimilitud.

### 9.2.1. Desarrollar el programa para lectura de imágenes de resonancias magnéticas (IRM).

Para el desarrollo de esta actividad nos apoyamos del lenguaje de programación en C y el uso de la librería OpenCV, la cual nos permite el manejo de elementos gráficos como son las imágenes.

Podemos representar a una imagen como una matriz de datos donde cada elemento es la intensidad de color del píxel de la imagen, así pues en realidad necesitamos leer la matriz de elementos o intensidades de la que se compone la imagen y no la imagen como tal. Podemos ver este proceso como el algoritmo 1

Donde  $W$  es el ancho de la imagen,  $H$  es el alto de la imagen, y  $B$  es una matriz del lenguaje C, así pues tenemos ya un archivo binario que representa la imagen, y sobre ella se realizan las operaciones.

### 9.2.2. Desarrollar el programa para escritura de imágenes de resonancias magnéticas (IRM).

Como mencionamos anteriormente, podemos representar una imagen en una matriz de datos, teniendo este concepto como base, escribir imágenes no es más que escribir una matriz en un archivo binario para después poder interpretarlo como imagen. En este caso hemos creado un formato para nuestros archivos binarios, tal archivo se compone de :

---

**Algoritmo 1** Algoritmo para leer imágenes

---

**Entrada:**  $A.jpg$ **Salida:**  $B.bin$ lee  $W$  y  $H \in A$ **for**  $i = 0 \rightarrow W$  **do**  **for**  $j = 0 \rightarrow H$  **do**     $B_{i,j} \leftarrow A_{i,j}$   **end for****end for**guardar  $B$ 

---



Figura 17: Dado una imagen original el algoritmo 1 genera un archivo binario como salida

1. Número entero que representa el ancho de la imagen.
2. Número entero que representa el alto de la imagen.
3. Bloque de flotantes que representan las intensidades de color de la imagen.

---

**Algoritmo 2** Algoritmo para escribir imágenes

---

**Entrada:**  $A$ **Salida:**  $B.jpg$ lee  $W$  y  $H \in A$ **for**  $i = 0 \rightarrow W$  **do**  **for**  $j = 0 \rightarrow H$  **do**     $B_{i,j} \leftarrow A_{i,j}$   **end for****end for**guardar  $B$ 

---

Donde  $W$  es el ancho de la imagen,  $H$  es el alto de la imagen,  $A$  es una matriz del lenguaje  $C$ , y  $B$  es una estructura de datos que maneja la librería OpenCV la cual nos permite guardar la imagen con formato.

Por otra parte, dado que las imágenes a las cuales les aplicamos el método EC-GMMF apoyado en el uso asistido de trimapas las obtenemos de IBSR [4] en formato ANALYZE (se compone de un archivo de encabezado con extensión .hdr y un archivo de cuerpo con extensión .img), se desarrolló un programa el cual fuese capaz de leer este formato y

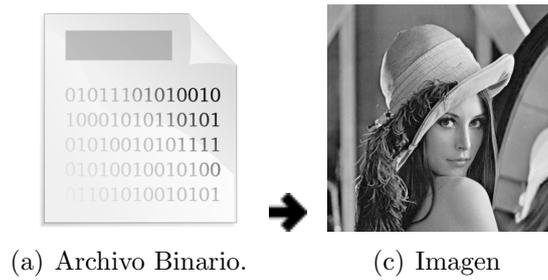


Figura 18: Dado un archivo binario como entrada el algoritmo 2 genera una Imagen como salida

extraer del volúmen en 3 dimensiones las rebanadas o cortes en 2 dimensiones de los que se compone el volúmen, para lo cual nos apoyamos de la librería ITK.

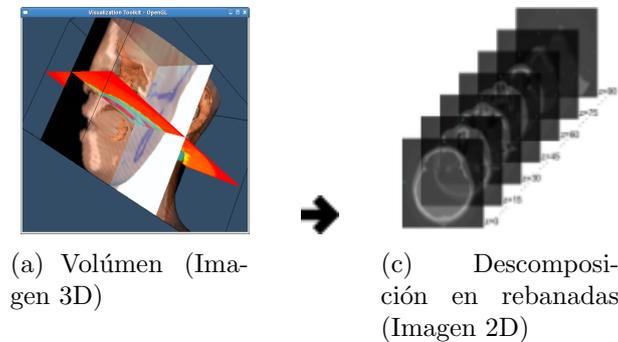


Figura 19: Dado un volúmen en formato ANALYZE (Imagen en 3D) el programa en ITK genera los cortes de los que compone el volúmen como imágenes en 2D

### 9.2.3. Desarrollar el programa para visualizar imágenes de resonancias magnéticas (IRM).

Para visualizar la imagen tenemos que hacer el proceso contrario al de la lectura de imágenes, es decir pasar datos de una matriz del lenguaje C a los datos en formato imagen (estructura `IplImage` de `OpenCV`) para así poder mostrarla, para esto usamos el algoritmo 2 el cual guarda las imágenes en un archivo con formato de imagen (.jpg, .png) por lo tanto ahora es posible visualizar la imagen.

---

#### Algoritmo 3 Algoritmo para visualizar imágenes

---

**Entrada:** *A.bin*

**Salida:** *B.jpg*

Aplicar algoritmo 2

Visualizar B

---

#### 9.2.4. Desarrollar el programa calculadora para realizar operaciones a imágenes de resonancias magnéticas (IRM).

Decir que es una calculadora de imágenes de resonancia magnética es algo abstracto pues como hemos venido observando, en realidad son operaciones sobre matrices guardadas en archivos binarios es decir, archivos con datos a nivel de bytes. Además es una calculadora en Posfijo es decir para poder realizar operaciones primero recibe los operandos y al final el signo de la operación a realizar, así los operandos son los nombres de los archivos binarios que representan imágenes. Por ejemplo para realizar la suma de dos imágenes podemos escribir en nuestra calculadora:

Brain1 Brain2 + =

Sabiendo que una suma está dada por  $a+b$ , podemos decir que el operador  $a$  es el archivo Brain1 y el operador  $b$  es el archivo Brain2, después de los operadores viene el signo de la operación en este caso es el '+' indicando realizar una suma entre los operandos  $a$  y  $b$ , y al final el signo de '=' que nos genera un nuevo archivo binario que será el resultado de la operación, la operación se realiza pixel por pixel.

---

**Algoritmo 4** Algoritmo calculadora en notación polaca inversa

---

**Entrada:** *Valor*

**Salida:** *A.bin*

{Operaciones puede ser =, +, -, \*, /, *sen, cos, tg, arc, -log, slice, MV*}

**if** Valor == Operaciones **then**

    Extraer datos de la pila y hacer la operación

**else**

    Agregar valor a la pila

**end if**

---

#### 9.2.5. Programar el algoritmo del método de segmentación de cerebros elegido.

Para poder llevar a cabo la programación de (22) primero necesitamos crear un trimapa definiendo el valor 1 para  $\mathcal{O}$ , 0 para  $\mathcal{F}$  y 2 para  $\mathcal{U}$ , una vez teniendo el trimapa lo siguiente es calcular  $P\mathcal{O}r$  (15) y  $P\mathcal{F}r$  (16) que son las imágenes de probabilidad con respecto al trimapa, la primera considera únicamente los píxeles que forman parte del objeto de interés y la segunda considera únicamente los píxeles que forman parte del fondo.

En el algoritmo 6 dados  $A$  y  $B$ , donde el primero representa la imagen original y el segundo el trimapa, creamos un Histograma de probabilidades proporcionando  $a, b, n$ , donde  $[a, b]$  es un rango de intensidades y  $n$  el número de divisiones para nuestro histograma, luego en base al histograma que nos dice el número de veces que aparece un píxel construimos la imagen de probabilidad de  $P\mathcal{O}r$  ó  $P\mathcal{F}r$  dependiendo del valor dado para el parámetro  $op$  del algoritmo 6.

Ya que tenemos  $P\mathcal{O}r$  (15) y  $P\mathcal{F}r$  (16) el siguiente paso es calcular  $V\mathcal{O}r$  (18) y  $V\mathcal{F}r$  (17), pero para esto necesitamos conocer  $Z$  la cual es la suma de  $P\mathcal{O}r + P\mathcal{F}r$ ,

---

**Algoritmo 5** Algoritmo para calcular histograma

---

**Entrada:**  $A, B, a, b, n, op$ **Salida:**  $H$ 

```
 $H_i \leftarrow 0$ 
 $H_{max} \leftarrow 0$ 
for  $i = 0 \rightarrow W$  do
  for  $j = 0 \rightarrow H$  do
    {si  $op = 1$  histograma con respecto a  $P\mathcal{O}r$ ,}
    {si  $op = 0$  histograma con respecto a  $P\mathcal{F}r$ }
    if  $B_{i,j} == op$  then
       $k \leftarrow \lfloor \frac{A_{i,j} - A_{min}}{h} \rfloor$ 
       $H[k] ++$ 
      if  $H[k] > H_{max}$  then
         $H_{max} \leftarrow H[k]$ 
      end if
    end if
  end for
end for
for  $k \rightarrow n$  do
   $H[k] / = H_{max}$ 
end for
devuelve  $H$ 
```

---

---

**Algoritmo 6** Algoritmo para calcular imagen de probabilidad

---

**Entrada:**  $A, B, a, b, n, op$ **Salida:**  $P$ 

```
{si  $op = 1$   $P = P\mathcal{O}r$ ,}
{si  $op = 0$   $P = P\mathcal{F}r$ }
 $histograma \leftarrow 5$ 
 $h = (b - a) / n$ 
for  $i = 0 \rightarrow W$  do
  for  $j = 0 \rightarrow H$  do
     $k \leftarrow \lfloor \frac{A_{i,j} - A_{min}}{h} \rfloor$ 
     $P \leftarrow histograma[k]$ 
  end for
end for
devuelve  $P$ 
```

---

para esto hacemos uso del programa calculadora [ 9.2.4] el cual se construyo anteriormente, una vez que obtenemos  $Z$  calculamos  $VO_r$ ( 18) y  $VF_r$ ( 17) lo cual no es mas que una division y por lo tanto volvemos a hacer uso de nuestra calculadora.

Para  $DO_r$ ( 19) y  $DF_r$ ( 20) nuevamente usamos la calculadora usando la funcion de  $-\log$  par aplicarselas a las imagenes, y con esto calcular las respectivas variables.

Teniendo  $PO_r$ ( 15),  $PF_r$ ( 16),  $VO_r$ ( 18),  $VF_r$ ( 17),  $DO_r$ ( 19),  $DF_r$ ( 20) estamos listos para iterar con el algoritmo de Gauss-Seidel [ 22], una vez hecho esto podemos hacer el etiquetado de clases  $B_r$ ( 24) y con esto obtener una nueva imagen que nos servira como mascara para poder hacer la segmentación, donde lo unico que tenemos que hacer es usar de nuevo la calculadora para multiplicar la imagen original por la imagen de etiquetas.

Antes de realizar pruebas con imágenes obtenias de IBSR [ [4]], haremos pruebas con imágenes comunes con el método elegido, esto con la finalidad de hacernos una idea de los posibles errores del funcionamiento de este.

En la figura 20 podemos observamos la imagen a segmentar  $g$  con su respectivo trimapa  $t_r$ , la probabilidad  $p_r$  ( 22) y la imagen de maxima verosimilitud  $B_r$ ( 24), y su correspondiente segmentación  $B_r * g$ .

Como podemos ver el método EC-GMMMF apoyado en el uso asistido de triamapas ( 22) para poder calcular la probabilidad posterior  $p_r$  existen dos parametros que no podemos dejar pasar por alto, ya que de ellos depende la presicion de la segmentación estos son  $lambda$  y el numero de iteraciones de Gauss-Seidel.

Para poder observar el comportamiento del método conforme a la variación de estos dos parametros, se realizo un programa que nos permitió observar los cambios en la imagen en tiempo de ejecución. Dicho programa se construyó con la ayuda de las bibliotecas QT, la cual nos permitió crear una GUI y la librería OpenCV, para mostrar la imagen.

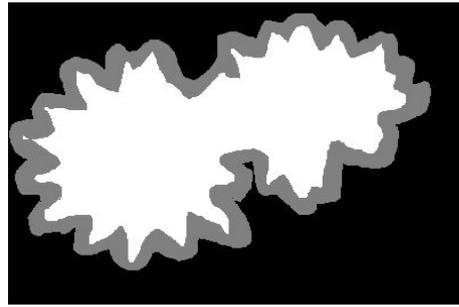
Como podemos observar el metodo de segmentación EC-GMMMF apoyado en el uso asistido de trimapas ( 22) funciona correctamente con imágenes comunes, pero para llegar a la segmentación final se tiene que ejecutar distintos programas por separado con archivos diferentes, es por eso que decidimos generar un archivo makefile el cual es un archivo que contiene instrucciones específicas de un proyecto en nuestro caso, realizará la secuencia de ejecuciones de los distintos programas de manera 'semiautomática basta con tan solo pasarle como parametro la imagen y los parametros fundamentales para la correcta ejecución del metodo e Gauss Seidel.

A manera de resumen el make file ejecuta los programas en este orden:

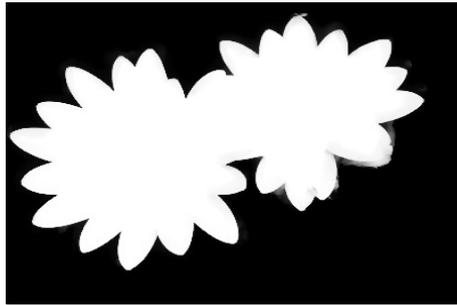
- Compila todos los archivos fuente.
- Genera todos los ejecutables.
- Convierte la imagen original y la segmentada por el experto a archivos binario.
- Convierte el trimapa en un archivo binario.
- Genera los archivos de probabilidad en binario  $PO_r$ ( 15) y  $PF_r$ ( 16) ademas de el trimpa en binario pero con tipo de dato Char.



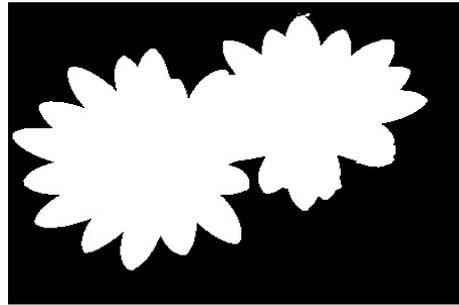
(a) Imagen  $g$  de la que se quiere segmentar la flor



(b) Trimapa  $t_r$  para segmentar la flor.



(c) Probabilidad posterior  $p_r$



(d) Campo de etiquetas  $g_r$ .

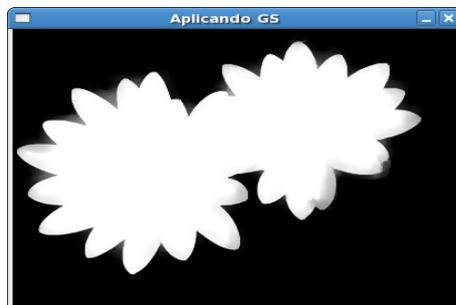


(e) Segmentación final.

Figura 20: Prueba del método sobre imagen común



(a) GUI que implementa el algoritmo de Gauss-Seidel( 22)

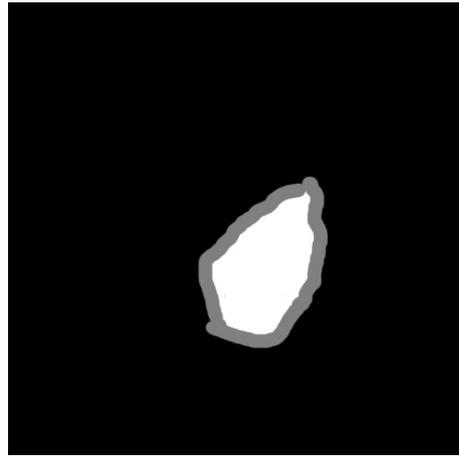


(b) Vista de  $p_r$  con  $lambda = 100$  y la iteración 300 de 1000

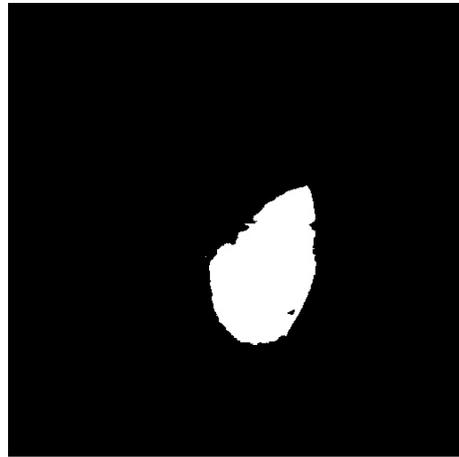
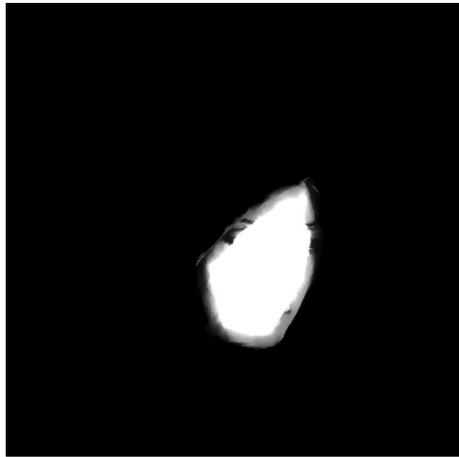
Figura 21: Encontrando parametro  $lambda$  e iteracion con el programa hecho en QT

- Genera los ajustes de los archivos de probabilidades  $VO_r$ ( 18) y  $VF_r$ ( 17).
- Genera las imágenes logarítmicas en binario  $DO_r$ ( 19) y  $DF_r$ ( 20).
- Ejecuta el método de segmentación dando como resultado el archivo binario de la segmentación
- Genera la máxima verosimilitud del archivo binario de la segmentación.
- Genera las imágenes de todos los archivos binarios.
- Finalmente ejecuta el programa que hace la comparación entre nuestro método y nos proporciona la similitud entre las dos imágenes (Índice de Tanimoto).

Haciendo uso del archivo Makefile procedemos a hacer otra prueba con el método de segmentación elegido, en la figura 22 procedemos a extraer el rostro de la persona.



(a) Imagen  $g$  de la que se quiere segmentar el rostro. (b) Trimapa  $t_r$  para segmentar el rostro.



(c) Probabilidad posterior  $p_r$

(d) Campo de etiquetas  $g_r$ .



(e) Segmentación final.

Figura 22: Prueba sobre imagen común

### 9.3. Resultados

Haremos una comparación cuantitativa del método EC-GMMF apoyado en el uso asistido de trimapas sobre imágenes. Primero que nada leímos estas imágenes de la base de datos de IBSR [4], las cuales se encuentran en formato ANALYZE del cual obtenemos las rebanadas o cortes que deseamos del volumen completo, apoyados en la librería ITK. Las imágenes de los cortes o rebanadas del volumen original tienen una dimensión de  $256 * 256$  píxeles. Luego se cambió el rango dinámico de todas las imágenes al intervalo  $[0, 1]$ .

Para poder segmentar con el método EC-GMMF apoyado en el uso asistido por trimapas, es decir para obtener la imagen de máxima verosimilitud  $B_r$ , necesitamos generar el trimapa  $T_r$ , los archivos  $PO_r, PF_r, VO_r, VF_r, DO_r, DF_r$  para poder iterar por medio de Gauss Seidel, pero además necesitamos proporcionar también los valores correspondientes a  $\lambda$  y el número de iteraciones para lo cual nos apoyamos del programa hecho en QT, tal como lo describimos en las pruebas hechas anteriormente. Además de automatizar el proceso de la generación de dichos parámetros por medio del archivo Makefile.

A continuación se muestra los resultados obtenidos al segmentar rebanadas del volumen “20 Normal Subjects: T1-weighted MR Image data with gray/white/other expert segmentations (3.1mm slice thickness)” disponible en [4]. Así también obtendremos la métrica de tanimoto, para posteriormente compararla contra la métrica reportada para este mismo paquete de volúmenes, por:

- Dr. Joaquin Peña en su Tesis de maestría titulado “Segmentación Automática de Cerebros en Imágenes de Resonancia Magnéticas usando Superficies Deformables” [11].
- Dr. Jose Luis Marroquin, Dr. Mariano Rivera, Mariano Ocegueda en su artículo titulado “Entropy-Controlled Quadratic Markov Measure Fields Models for Efficient Image Segmentation” [10].
- Dr. Mariano Rivera, Maygualida Sánchez Flores en el artículo titulado “Segmentación de Organos” [6]

Todos pertenecientes al Centro de Investigación en Matemáticas (CIMAT) ubicado en la ciudad de Guanajuato, Guanajuato, México.

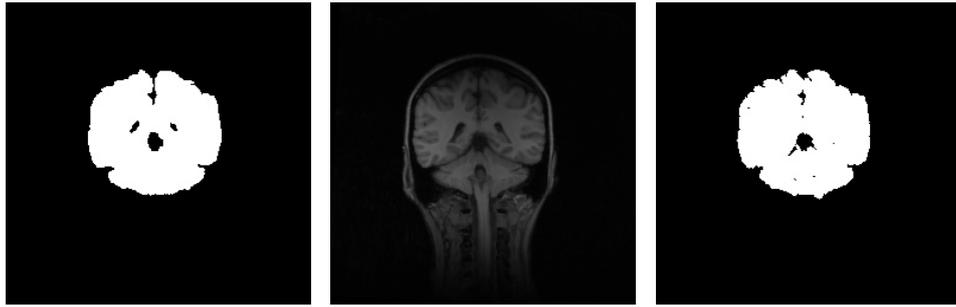


Figura 23: Segmentación del Método elegido(columna izquierda), Imagen del sujeto 2\_4 IBSR(columna central), Segmentación del Experto(columna derecha)

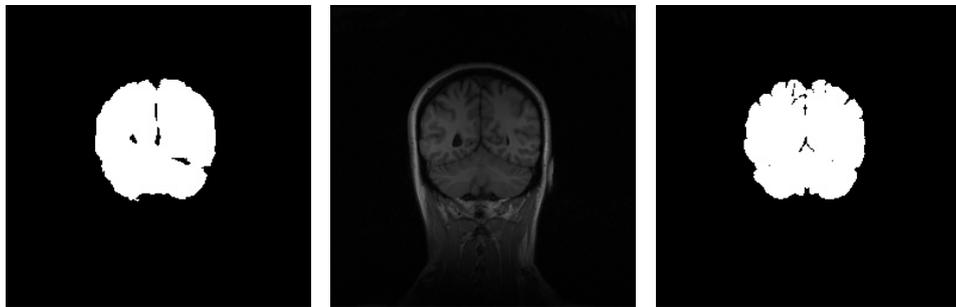


Figura 24: Segmentación del Método elegido(columna izquierda), Imagen del sujeto 4\_8 IBSR(columna central), Segmentación del Experto(columna derecha)

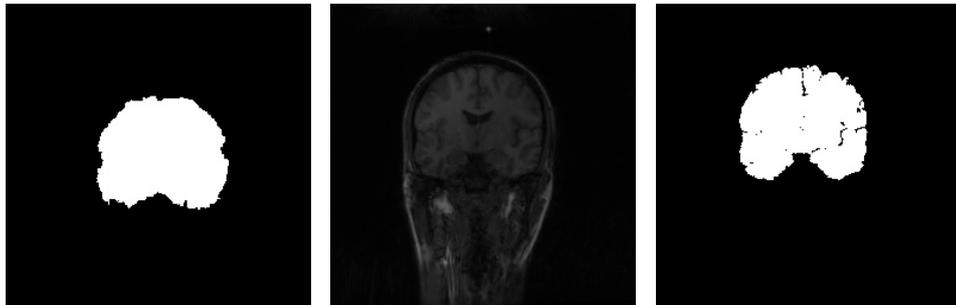


Figura 25: Segmentación del Método elegido(columna izquierda), Imagen del sujeto 6\_10 IBSR(columna central), Segmentación del Experto(columna derecha)

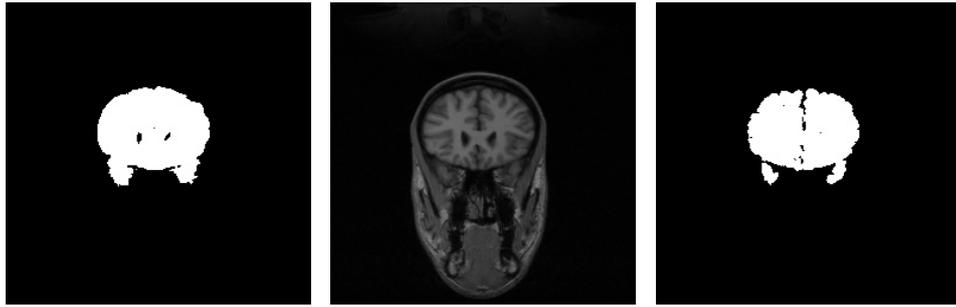


Figura 26: Segmentación del Método elegido(columna izquierda), Imagen del sujeto 7\_8 IBSR(columna central), Segmentación del Experto(columna derecha)

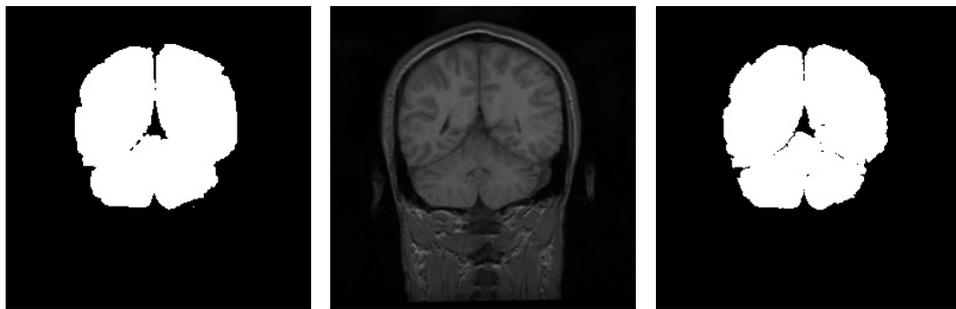


Figura 27: Segmentación del Método elegido(columna izquierda), Imagen del sujeto 11\_3 IBSR(columna central), Segmentación del Experto(columna derecha)

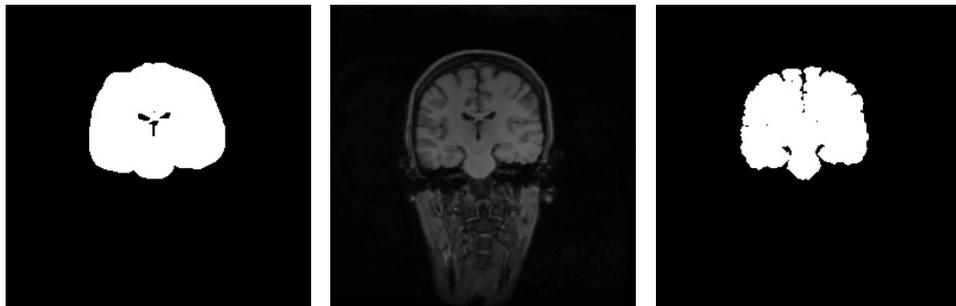


Figura 28: Segmentación del Método elegido(columna izquierda), Imagen del sujeto 17\_3 IBSR(columna central), Segmentación del Experto(columna derecha)

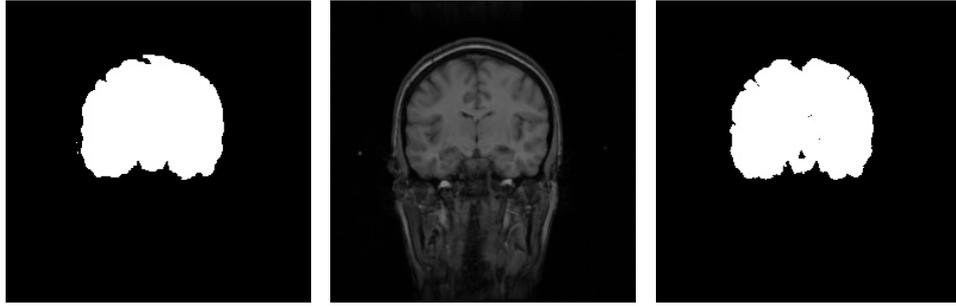


Figura 29: Segmentación del Método elegido(columna izquierda), Imagen del sujeto 191\_3 IBSR(columna central), Segmentación del Experto(columna derecha)

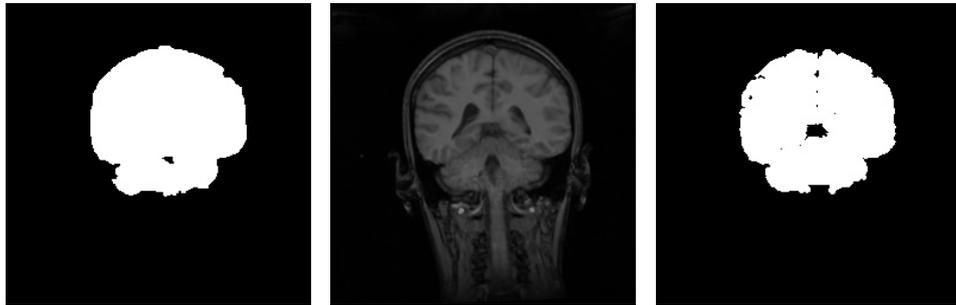


Figura 30: Segmentación del Método elegido(columna izquierda), Imagen del sujeto 205\_3 IBSR(columna central), Segmentación del Experto(columna derecha)

Para evaluar la calidad del método EC-GMMF, usamos el índice de Tanimoto para compararlo respecto a los métodos mencionados anteriormente ya que ésta medida es la que usualmente se reporta, y esta dada por la formula:

$$T_c = \frac{c}{a + b - c}$$

Donde  $a$  y  $b$  son propiedades comparables correspondientes a cada uno de los objetos (Segmentación del método y Segmentación del experto), respectivamente, mientras que  $c$  es una variable que se obtiene de asociar las propiedades  $a$  y  $b$  en las mismas condiciones que ellas individualmente. Es decir  $a$  equivale al número de elementos unitarios en la imagen segmentada por el método EC-GMMF y  $b$  equivale a el número de elementos unitarios en la imagen segmentada por el experto, y  $c$  no es mas que el numero de elementos que tiene en comun la imagen segmentada por el método y la imagen segmentada por el experto.

Indice de Tanimoto de los diferentes métodos de segmentación mencionados en la literatura.

Sujeto	. Método elegido	J. Peña	M. Rivera M. Sánchez	JLM, MR, OO
IBSR 2_4	0,9548	0,9578	0,8788	0,873
IBSR 4_8	0,9382	0,9570	0,8458	0,851
IBSR 6_10	0,4716	0,9448	0,8908	0,867
IBSR 7_8	0,8880	0,9609	0,8891	0,862
IBSR 11_3	0,9640	0,9615	0,7354	-
IBSR 17_3	0,8484	0,9591	0,8430	0,855
IBSR 191_3	0,9633	0,9654	0,8735	0,886
IBSR 205_3	0,9399	0,9579	-	-
Media	0,8610	0,9580	7445	6492
Mínimo	0,4616	0,9448	7374	0,851
Maximo	0,9640	0,9654	8908	0,86

Indices de Tanimoto del método de segmentación elegido en distintos casos de prueba donde  $\mu = 0,8610$ ,  $\min = 0,4616$  y  $\max = 0,9640$

Bien como podemos observar en la tabla anterior, nos indica que el método EC-GMMF proporciona una similitud mayor al del método propuesto por Maygualida Sánchez y Dr. Mariano Rivera, y mayor también al de EC-QMMF pero no mayor al que da a conocer el Dr. Joaquín Peña en su trabajo de Maestría, Por lo que podemos decir que nuestra hipótesis resulta ser falsa pues supera a dos de los métodos pero no a todos.

Cabe mencionar que los resultados de la segmentación dependerán de las condiciones en donde se ejecute, además de los detalles proporcionados por el trimapa de la imagen en el caso del método EC-GMMF apoyado en el uso asistido por trimapas. Los programas fueron ejecutados en una computadora con Procesador Intel Pentium Dual-Core T4200 (2 GHz, 1 MB caché L2, FSB 800 MHz) con 3GB de RAM. También cabe mencionar que se trabajó sobre la plataforma GNU/LINUX.

## 10. Conclusión

En este trabajo de residencia profesional presenté un algoritmo que considera la suavidad del campo total y una técnica novedosa de segmentación de imágenes asistida apoyada en un trimapa con un algoritmo basado en EC-GMMF. Se investigaron algunos de los diferentes trabajos que existen sobre métodos de segmentación así como saber los resultados que estos mismos han obtenido en sus pruebas, y tomarlas en cuenta en nuestro estudio comparativo.

La segmentación asistida por trimapas no solo es capaz de segmentar órganos en imágenes médicas, dado que es de propósito general; lo que quiere decir que puede aplicarse en otras áreas de procesamiento de imágenes.

En el caso de la segmentación asistida se mostró que usando imágenes de cerebro de la base de datos IBSR, puede encontrar medidas de similitud muy cercanas a la de métodos de segmentación publicados en otras literaturas, así también pudimos observar las relaciones que se presentaban entre los índices de similitud. La similitud proporcionada por el método EC-GMMF es mayor a uno de los métodos elegidos para su comparación pero no a todos, lo que si pudimos observar es que los índices están muy cercanos, por lo tanto la hipótesis “El método de segmentación EC GMMF apoyado en el uso asistido por trimapas proporciona una similitud (Índice de Tanimoto) mayor al de los métodos elegidos para su comparación” se rechaza.

Para volver más rápido el algoritmo de segmentación EC-GMMF podemos dejar como sugerencia la implementación de hilos y así reducir el tiempo que se toma dicho método. Y como posibles mejoras del proyecto a futuro podemos dejar abierta la posibilidad de extender el método para imágenes médicas en 3D.

## 11. Referencias Bibliográficas

- [1] S.M Smith, *Fast robust automated brain extraction*. Human Brain. Mapp. 17 (2002) 143-155.
- [2] D.W. Shattuck, S.R. Sandor-Leahy, K.A. Schaper, D.A. Rottenberg, R.M. Leahy *Magnetic resonance image tissue classification using a partial volume model* NeuroImage 13 (2001) 856-876.
- [3] A. Richard *Biomedical Imaging, Vizualization, and Analysis* Wiley-Liss, New York, 2000.
- [4] Center for Morphometric Analysis at Massachusetts General Hospital. *IBSR(Iternet Brain Segmentation Repository)*. Disponible en <http://www.cma.mgh.harvard.edu/ibsr/>.
- [5] Pedro Pablo Mayorga Álvarez *Segmentación de órganos apoyado en el uso asistido y automatizado de trimapas* Tesis de maestria en computación, CIMAT (2006).
- [6] Maygualida Sánchez Flores, Mariano Rivera *Segmentación de órganos*.
- [7] Virginia L. Ballarin, Gustavo J. Meschino, Guillermo N. Abras y Lucia I. Passoni *Segmentación de imágenes cerebrales de Resonancia Magnética basada en Redes Neuronales de Regresión Generalizada*. Lab. de Procesos y Medición de Señales, Facultad de Ingeniería U.N.M.d.P.
- [8] Joaquín Peña Acevedo *Segmentación de cerebros en imágenes de resonancia magnética usando superficies deformables* Tesis de Maestría en Computación, CIMAT (2004).
- [9] Eduardo Llapa Rodríguez, Adilson Gonzaga *Segmentación de imágenes médicas: Modelos deformables*. Laboratorio de Visión Computacional (LAVI). Universidad de São Paulo
- [10] Mariano Rivera, Omar Ocegueda and José Luis Marroquín *Entropy Controlled Gauss-Markov Random Measure Field Models for Early Vision*. Centro de Investigación en Matemáticas A.C., CIMAT (2005).
- [11] Peña J,Marroquín JL,Botello S. *Segmentación automática de cerebros en imágenes de resonancia magnética usando superficies deformables* Centro de Investigación en Matemáticas (CIMAT). Disponible en <http://www.medigraphic.com/pdfs/inge/ib-2004/ib042h.pdf>.
- [12] Mariana del Fresno, Marcelo J. Vénere *Segmentación de imágenes médicas por crecimiento de regiones con conocimiento adicional* Universidad Nacional del Centro
- [13] J.L. Marroquin, F. Velasco, M. Rivera and M. Nakamura, *Gauss-Markov Measure Fields Models for Low-Level Vision* IEEE-PAMI, 23, 4 (2001).

- [14] Mariano Rivera and Pedro P. Mayorga *Quadratic Markovian Probability Fields for Image Binary Segmentation* Centro de Investigación en Matemáticas A.C., CIMAT (2007).
- [15] OpenCV (*Open Source Computer Vision*) . Disponible en <http://opencv.willowgarage.com/wiki/>
- [16] ITK *Insight Toolkit*. Disponible en <http://www.itk.org/>
- [17] Mariana del Fresno, Marcelo J. Vénere *Segmentación de imágenes médicas por crecimiento de regiones con conocimiento adicional*. Universidad Nacional del Centro.

# ANEXOS



# INSTITUTO TECNOLÓGICO DE TUXTLA GUTIÉRREZ

## SUBDIRECCIÓN ACADÉMICA DEPARTAMENTO DE SEGUIMIENTO DE PROYECTO DE RESIDENCIAS PROFESIONALES

ALUMNO: Guillermo Tinoco Ramos

No. DE CONTROL: 07270597

NOMBRE DEL PROYECTO: Comparación de métodos de Segmentación de cerebros

EMPRESA: Instituto Tecnológico de Tuxtla Gutiérrez

ASESOR EXTERNO: \_\_\_\_\_

ASESOR INTERNO: MC: Pedro Pablo Mayorga Alvarez

PERIODO DE REALIZACIÓN: \_\_\_\_\_

NOMBRE DE LA ACTIVIDAD	SEMANA															
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
Investigar los diferentes métodos de Segmentación de cerebros (Mínimo 3).	x	x														
Programación del método promisorio.	x	x	x													
Desarrollar el programa para la lectura de Imágenes de Resonancias Magnéticas (IRM).				x	x											
Desarrollar el programa para la escritura de Imágenes de Resonancias Magnéticas (IRM).						x	x									
Hacer el programa para visualizar de Imágenes de Resonancias Magnéticas (IRM).								x	x							
Desarrollar el programa calculadora para realizar operaciones a IRM.										x	x					
Programar el algoritmo del método de segmentación de cerebros elegido.												x	x	x		
Realizar pruebas con una base de datos pública (Harvard).															x	x
Realizar estudios comparativos de los resultados usando los métodos de segmentación usando medidas (métricas).																x

		1ª Entrega 19/SEP/2011	2ª Entrega 21/OCT/2011	3ª Entrega 15/DIC/2011
Avances	Asesor MC. Pedro Pablo Mayorga Álvarez			
	Alumno Guillermo Tinoco Ramos			
	Jefe del departamento Aida Guillermina Cossío Martínez			

**"2011, Año del Turismo en México"**



SUBSECRETARÍA DE EDUCACIÓN SUPERIOR  
DIRECCIÓN GENERAL DE EDUCACIÓN SUPERIOR TECNOLÓGICA  
INSTITUTO TECNOLÓGICO DE TUXTLA GUTIÉRREZ

SECRETARÍA DE  
EDUCACIÓN PÚBLICA

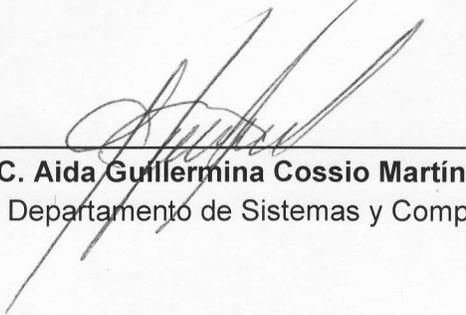
**SEP**

**M.C. AIDA GUILLERMINA COSSIO MARTINEZ**  
**JEFA DEL DEPARTAMENTO DE SISTEMAS Y COMPUTACION**  
**PRESENTE**

Por medio de la presente hago constar que el **C. Guillermo Tinoco Ramos**, estudiante de la carrera de **INGENIERIA EN SISTEMAS COMPUTACIONALES**, con número de control **07270597**, ha concluido el proyecto de Residencia profesional **"Comparación de Métodos de Segmentación de Cerebros"** en el departamento de sistemas y computación del Instituto Tecnológico de Tuxtla Gutiérrez, desarrollado en el periodo **"AGOSTO-DICIEMBRE 2011"**

Para los fines legales se extiende la presente a los 5 días del mes de Enero de 2012.

**ATENTAMENTE**  
**"CIENCIA Y TECNOLOGÍA CON SENTIDO HUMANO"**

  
**M.C. Aida Guillermina Cossio Martínez**  
Jefa del Departamento de Sistemas y Computación

  
SECRETARIA DE EDUCACION  
PUBLICA  
INSTITUTO TECNOLÓGICO DE  
TUXTLA GUTIÉRREZ  
DEPARTAMENTO DE SISTEMAS  
Y COMPUTACION



"2011, Año del Turismo en México"



SUBSECRETARÍA DE EDUCACIÓN SUPERIOR  
DIRECCIÓN GENERAL DE EDUCACIÓN SUPERIOR TECNOLÓGICA  
INSTITUTO TECNOLÓGICO DE TUXTLA GUTIÉRREZ

SECRETARÍA DE  
EDUCACIÓN PÚBLICA

### CONSTANCIA DE LIBERACIÓN Y EVALUACIÓN DE PROYECTO DE RESIDENCIA PROFESIONAL

#### A QUIEN CORRESPONDA:

Por medio de la presente me permito informarle que ha concluido la asesoría y revisión del proyecto de Residencia profesional cuyo título es: **"Comparación de Métodos de Segmentación de Cerebro"** desarrollado por **C. Guillermo Tinoco Ramos**, estudiante de la carrera de **INGENIERIA EN SISTEMAS COMPUTACIONALES**, con número de control **07270597**, desarrollado en el presente periodo **"AGOSTO-DICIEMBRE 2011"**

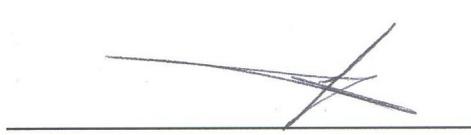
Por lo que, se emite la presente **Constancia de Liberación y Evaluación del Proyecto** a los Tres días del mes de Enero de 2012.

**ATENTAMENTE**  
**"CIENCIA Y TECNOLOGÍA CON SENTIDO HUMANO"**

  
M.C. Pedro Pablo Mayorga Álvarez

Asesor del proyecto

  
M.C. Aida Guillermina Cossio Martínez  
Revisor del proyecto

  
Dr. Héctor Guerra Crespo  
Revisor del proyecto

Carretera Panamericana Km.1080, . C.P. 29050, Apartado Postal 599  
Teléfonos: (961) 61 5-03-80 (961) 61 5-04-61 Fax: (961) 61 5-16-87  
<http://www.ittg.edu.mx>



Alcance del Sistema: Proceso Educativo

SUBSECRETARÍA DE EDUCACIÓN SUPERIOR  
DIRECCIÓN GENERAL DE EDUCACIÓN SUPERIOR  
TECNOLÓGICA  
INSTITUTO TECNOLÓGICO DE TUXTLA GUTIÉRREZ



SECRETARÍA DE  
EDUCACIÓN PÚBLICA



Tuxtla Gutiérrez, Chiapas, **12/Marzo/2012**

CONSTANCIA No. DSC/011/12

**A QUIEN CORRESPONDA:**

La que suscribe, Jefa del Departamento Ingeniería en Sistemas Computacionales, M. C. Aida Guillermina Cossío Martínez del Instituto Tecnológico de Tuxtla Gutiérrez.

**HACE CONSTAR**

Que el C. Guillermo Tinoco Ramos, con numero de control: 07270597, pasante de la carrera de Ingeniería en Sistemas Computacionales, difundió el proyecto denominado: Comparación de Métodos Segmentación de Cerebros, el día 23 de Febrero de 2012 en el horario de 08:00 a 17:00 horas, en el lugar que ocupa: el edificio D1 en este Instituto, con el fin de dar a cumplimiento a los lineamientos establecidos para el proceso de titulación.

A petición del interesado y para los usos legales que a ella convenga, se extiende la presente en la ciudad de Tuxtla Gutiérrez, Chiapas, a los 12 días del mes de Marzo del año dos mil doce.

ATENTAMENTE



SECRETARÍA DE EDUCACIÓN  
PÚBLICA  
INSTITUTO TECNOLÓGICO  
TUXTLA GUTIÉRREZ  
DEPARTAMENTO DE SISTEMAS  
Y COMPUTACION



C.C.P. ARCHIVO  
C.C.P. INTERESADO  
M.C. AGCM/tyic

Carretera Panamericana Km.1080, . C.P. 29050, Apartado Postal 599  
Teléfonos: (961) 61 5-03-80 (961) 61 5-04-61 Fax: (961) 61 5-16-87  
<http://www.ittg.edu.mx>



RSQC 596  
ISO 9001:2000  
PROCESO EDUCATIVO  
Alcance del Sistema: Proceso Educativo



SUBSECRETARÍA DE EDUCACIÓN SUPERIOR  
 DIRECCIÓN GENERAL DE EDUCACIÓN SUPERIOR  
 TECNOLÓGICA  
 INSTITUTO TECNOLÓGICO DE TUXTLA GUTIÉRREZ

SECRETARÍA DE  
 EDUCACIÓN PÚBLICA



Tuxtla Gutiérrez, Chiapas, **12/Marzo/2012**

CONSTANCIA No. DSC/038/12

**A QUIEN CORRESPONDA:**

La que suscribe, Jefa del Departamento Ingeniería en Sistemas Computacionales, M.C. Aida Guillermina Cossío Martínez del Instituto Tecnológico de Tuxtla Gutiérrez.

**HACE CONSTAR**

Que el C. Guillermo Tinoco Ramos, con número de control: 07270597, pasante de la carrera de Ingeniería en Sistemas Computacionales, curso la materia de **TALLER DE INVESTIGACION II**, desarrollando el proyecto denominado: Comparación de Métodos Segmentación de Cerebros, en el periodo Febrero - Junio 2010.

A petición del interesado y para los usos legales que a ella convenga, se extiende la presente en la ciudad de Tuxtla Gutiérrez, Chiapas, a los 12 días del mes de Marzo del año dos mil doce.

ATENTAMENTE



SECRETARÍA DE EDUCACION  
 PÚBLICA  
 INSTITUTO TECNOLÓGICO DE  
 TUXTLA GUTIÉRREZ  
 DEPARTAMENTO DE SISTEMAS  
 Y COMPUTACION



C.C.P. ARCHIVO  
 C.C.P. INTERESADO  
 M.C. AGCM/lyic

Carretera Panamericana Km.1080, . C.P. 29050, Apartado Postal 599  
 Teléfonos: (961) 61 5-03-80 (961) 61 5-04-61 Fax: (961) 61 5-16-87  
<http://www.ittg.edu.mx>



ISO 9001:2000  
 PROCESO EDUCATIVO  
 Alcance del Sistema: Proceso Educativo

SUBSECRETARÍA DE EDUCACIÓN SUPERIOR  
DIRECCIÓN GENERAL DE EDUCACIÓN SUPERIOR  
TECNOLÓGICA  
INSTITUTO TECNOLÓGICO DE TUXTLA GUTIÉRREZ



SECRETARÍA DE  
EDUCACIÓN PÚBLICA



Tuxtla Gutiérrez, Chiapas. 12/ MARZO/2012

OFICIO No. DSC/165/12

**C. ING. ROBERTO CIFUENTES VILLAFUERTE**  
**JEFE DE LA DIVISION DE ESTUDIOS PROFESIONALES**  
**EDIFICIO.**

**AT'N: LIC OBDULIA RÍOS COUTIÑO**  
**COORDINADORA DE APOYO A TITULACIÓN.**

Habiendo recibido el informe técnico por parte del C.M.C. PEDRO PABLO MAYORGA ALVAREZ Como asesor y a los CC. M.C. AIDA GUILLERMINA COSSIO MARTINEZ y DR. HECTOR GUERRA CRESPO revisores del proyecto denominado:

**"COMPARACION DE METODOS DE SEGMENTACION DE CEREBROS"**

Presentado por el C.: **Guillermo Tinoco Ramos**  
Núm. De Control: **07270597**  
Pasante de la Carrera de: **Ingeniería en Sistemas Computacionales**  
Egresado del: **Instituto Tecnológico de Tuxtla Gutiérrez**

Comunico a Usted, que dicho proyecto ha cumplido con los lineamientos establecidos para la obtención del Título profesional, motivo por el cual se emite la presente **LIBERACIÓN** del informe Técnico, el cual fue difundido el día 23 de Febrero de 2012 en el horario de 08:00 hrs. A 17:00 hrs en el edificio "D1", en el foro "5a. Exposición de Proyectos Desarrollados Mediante Acuerdos de Vinculación con el Sector Productivo del Estado de Chiapas" en este Instituto.

Sin otro particular me despido de Usted reenviándole un cordial saludo.

ATENTAMENTE

**M.C. AIDA GUILLERMINA COSSIO MARTINEZ.**  
**JEFA DEL DEPTO. DE SISTEMAS Y COMPUTACIÓN**  
C.C.P. - ARCHIVO  
M.C. AGCM/ylc\*



SECRETARÍA DE EDUCACIÓN  
PÚBLICA  
INSTITUTO TECNOLÓGICO DE  
TUXTLA GUTIÉRREZ  
DEPARTAMENTO DE SISTEMAS  
Y COMPUTACIÓN



Carretera Panamericana Km.1080, . C.P. 29050, Apartado Postal 599  
Teléfonos: (961) 61 5-03-80 (961) 61 5-04-61 Fax: (961) 61 5-16-87  
<http://www.ittg.edu.mx>



RDGC 396  
PROCESO EDUCATIVO  
ISO 9001:2000  
PROCESO EDUCATIVO  
Alcance del Sistema: Proceso Educativo