

*Determinación de los márgenes de la
enfermedad sub-clínica tumoral por
medio de la clasificación de los
patrones en los valores de la escala de
grises de una imagen multicanal*

Br. Omar Antonio León Colmenares

Tutor: Dr. Miguel Martín

Trabajo Especial de Grado



Caracas, 2 de noviembre del 2010



Universidad Central de Venezuela
Facultad de Ciencias
Escuela de Física

**DETERMINACIÓN DE LOS MÁRGENES DE LA
ENFERMEDAD SUB-CLÍNICA TUMORAL POR
MEDIO DE LA CLASIFICACIÓN DE LOS
PATRONES EN LOS VALORES DE LA ESCALA
DE GRISES DE UNA IMAGEN MULTICANAL**

Br. Omar Antonio León Colmenares

Dr. Miguel Martín, Tutor

Caracas, 02 de noviembre del 2010

Quienes suscriben, miembros del jurado que examinó el trabajo presentado por el Br. **Omar Antonio León Colmenares**, bajo el título de “**Determinación de los márgenes de la enfermedad sub-clínica tumoral por medio de la clasificación de los patrones en los valores de la escala de grises de una imagen multicanal**”, para optar al título de Licenciado en Física, certificamos que este trabajo cumple con los requisitos exigidos por los reglamentos respectivos y por lo tanto lo declaramos APROBADO en nombre de la Universidad Central de Venezuela.

Dr. Miguel Martín Landrove
Tutor

fecha

Dr. Esteban Álvarez
Jurado principal

fecha

Dr. John Mantilla
Jurado principal

fecha

Caracas, 02 de Noviembre de 2010
Sala de Seminarios Guillermo Ruggeri
Facultad de Ciencias
Universidad Central de Venezuela.

Determinación de los márgenes de la enfermedad sub-clínica tumoral por medio de la clasificación de los patrones en los valores de la escala de grises de una imagen multicanal

Omar Antonio León Colmenares

Trabajo especial de grado presentado
ante la ilustre Facultad de Ciencias de la
Universidad Central de Venezuela como
requisito parcial para optar al título de: **Licenciado en Física.**

Dr. Miguel Martín Landrove
Tutor

fecha

Resumen

Determinación de los márgenes de la enfermedad sub-clínica tumoral por medio de la clasificación de los patrones en los valores de la escala de grises de una imagen multicanal

Br. Omar Antonio León Colmenares
Dr. Miguel Martín Landrove, Tutor

En el presente trabajo se propone un procedimiento de segmentación para imágenes que presenten tumores a nivel del sistema nervioso central, basado en la morfología matemática. Este procedimiento considera el uso de imágenes de resonancia magnética multimodalidad, de manera que cada píxel representativo de la imagen esta descrito por un vector n-dimensionalidad, donde n dependerá del numero de modalidades de IRM que hayan sido adquiridas y las componentes de estos vectores vendrán dadas por el nivel de gris correspondiente a cada modalidad de IRM.

Las imágenes son analizadas por medio de un filtro morfológico n-dimensional denominado filtro de excentricidad, el cual no es mas que una extensión de los operadores básicos de la morfología matemática adaptado para imágenes multicanal. Este filtro fue utilizado para obtener imágenes, donde se resaltaran en unas las zonas oscuras y en otras las zonas claras, esto reemplazando cada píxel por el píxel mas representativo dentro de su elemento estructurante, por ejemplo el que presentara la mínima distancia total hacia el resto de los pixeles en el elemento estructurante. Sobre el gradiente morfológico resultante de estas imágenes se aplico la transformada de “watershed” (TW) (división de cuencas), obteniendo así imágenes segmentadas, siendo los sectores de estas homogenizados por el píxel mas representativo de la región y a continuación analizados por un algoritmo de agrupamiento, con el fin de reducir la cantidad de zonas obtenidas en un principio por el operador TW.

Por ultimo se hizo el reconocimiento de las zonas de carácter tumoral y de aquellas que pudieran representar la extensión de la lesión, siendo estas zonas resaltadas en las imágenes originales suprimiendo bien sea una o dos de las coordenadas del código RGB que comprenden estas imágenes.

Dr. Miguel Martín Landrove
Tutor

Índice general

Introducción.....	8
Objetivos de la investigación	10
Objetivo General.....	10
Objetivos específicos	10
Capitulo I.....	11
Radioterapia.....	11
1.1 Radioterapia Interna y Externa	12
1.1.1 Radioterapia Interna	13
1.1.2 Radioterapia Externa	14
1.1.2.1 Simulación de Tratamiento	15
☐ Simulación Convencional	15
☐ Simulación Virtual	16
1.1.2.2 Planificación.....	18
☐ Volumen Tumoral Macroscópico (GTV)	18
☐ Volumen Tumoral Clínico (CTV).....	19
☐ Volumen Tumoral de Planificación (PTV).....	19
☐ Volumen Tratado (VT).....	20
☐ Volumen Irradiado (VI).....	20
☐ Órganos a Riesgo	20
Capitulo II	23
Fundamentos básicos de las imágenes por resonancia magnética nuclear	23
2.1 Magnetización del tejido	24
2.2 Relajación de tejido.....	30
2.2.1 Tiempo de relajación T1	30
2.2.2 Tiempos de Relajación T2 y T2*	31

2.3 Medios de contraste	35
Capitulo III	37
Procesamiento Digital de Imágenes.....	37
3.1 Imagen Digital	37
3.2 Segmentación de Imágenes	38
3.3 Morfología matemática	39
3.3.1 Transformaciones morfológicas.....	40
3.3.1.1 Elemento Estructurante.....	40
3.3.1.2 Erosión	41
3.3.1.3 Dilatación	42
3.3.1.4 Gradiente Morfológico	44
3.3.2 Operadores Morfológicos basados en la Excentricidad	45
3.3.2.1 Erosión por excentricidad	47
3.3.2.2 Dilatación por excentricidad	47
3.4 Transformada de Watershed	47
Capitulo IV	49
Descripción del método.....	49
4.1 Imágenes Multicanal	49
4.2 Procesamiento de las imágenes digitales	51
4.2.1 Generación de máscara para reconocimiento del cráneo	51
4.2.2 Aplicación de los operadores morfológicos por filtro de excentricidad	52
4.2.3 Segmentación Watershed	54
4.2.3.1 Determinación del centroide multicanal	56
4.2.3.2 Eliminación de centroides repetidos y Agrupamiento de centroides	57
4.2.4 Distinción de la lesión y de zonas de posible extensión tumoral	58

Capitulo V	61
Resultados y Análisis	61
5.1 Resultados por filtro de excentricidad.....	62
5.2 Resultados por transformada de watershed	64
5.3 Resultados por número de clases finales.....	68
5.4 Resultados por número de canales.....	69
5.5 Presentación de los Resultados.....	71
Capitulo VI	83
Conclusiones	84
Recomendaciones	84
Apéndice A	85

Índice de figuras

<i>Figura 1. 1 Simulador convencional</i>	<i>16</i>
<i>Figura 1. 2 Simulación del posicionamiento de una paciente en un Tomógrafo</i>	<i>18</i>
<i>Figura 1. 3 Diversos volúmenes de acuerdo al ICRU</i>	<i>20</i>
<i>Figura 2. 1: Representación del momento dipolar magnético de una partícula cargada y su analogía con una barra imantada.</i>	<i>23</i>
<i>Figura 2. 2: Representación de protones en estado natural (sin presencia de campo magnético externo).</i>	<i>25</i>
<i>Figura 2. 3: Movimiento de precesión de un vector espin alrededor de un campo magnético B_0.</i>	<i>25</i>
<i>Figura 2. 4: (a) Espines orientados por presencia de un campo magnético. (b) Vector magnetización del tejido por la presencia de un campo magnético.</i>	<i>27</i>
<i>Figura 2. 5: Representación de la excitación de los espines y su paso a el otro estado de energía permisible.</i>	<i>28</i>
<i>Figura 2. 6: Aplicación de la radiofrecuencia al vector magnetización.</i>	<i>28</i>
<i>Figura 2. 7: Representación de la señal inducida en una espira.</i>	<i>29</i>
<i>Figura 2. 8: Curva característica de la relajación en la proyección longitudinal.</i>	<i>30</i>
<i>Figura 2. 9: Curva característica de la relajación en la proyección transversal.</i>	<i>32</i>
<i>Figura 2. 10: Representación de T_2 y T_2^*</i>	<i>34</i>
<i>Figura 3. 1 Representación de una imagen digital.....</i>	<i>38</i>
<i>Figura 3. 2: Geometrías características de elementos estructurantes.</i>	<i>40</i>
<i>Figura 3. 3: Erosión de f por el elemento estructurante B.</i>	<i>42</i>

<i>Figura 3. 4: Dilatación de f por el elemento estructurante B.....</i>	<i>43</i>
<i>Figura 4. 1: Conjunto de tres imágenes de RM</i>	<i>50</i>
<i>Figura 4. 2: Mascara generada para identificar los límites del cerebro</i>	<i>52</i>
<i>Figura 4. 3: Representación de un elemento estructurante de forma igual aun diamante de radio igual a 3.</i>	<i>52</i>
<i>Figura 4. 4: Resultado de la erosión por el filtro de excentricidad sobre cada uno de los canales, que conforma a la imagen multidimensional.....</i>	<i>53</i>
<i>Figura 4. 5: Resultado de la dilatación por el filtro de excentricidad sobre cada uno de los canales, que conforma a la imagen multidimensional.....</i>	<i>53</i>
<i>Figura 4. 6: Imagen gradiente</i>	<i>55</i>
<i>Figura 4. 7: (a) Imagen resultado de la Transformada de Watershed, (b) Bordes de la Imagen resultado de la T.W.</i>	<i>55</i>
<i>Figura 4. 8: Representación de cada canal al ser delimitados por la TW.....</i>	<i>56</i>
<i>Figura 4. 9: Dendograma</i>	<i>57</i>
<i>Figura 4. 10: Imagen Segmentada</i>	<i>58</i>
<i>Figura 4. 11: Representación de la cantidad de zonas identificadas con la misma clase de la lesión, y resultado de tomar una región de interés (ROI).</i>	<i>60</i>
<i>Figura 4. 12: Imágenes originales previa delimitación de la lesión y de posibles zonas de extensión tumoral.....</i>	<i>60</i>
<i>Figura 5. 1: A la izquierda sección ampliada de la imagen original. A la derecha sección ampliada de la imagen erosionada por filtro de excentricidad</i>	<i>62</i>
<i>Figura 5. 2: A la izquierda sección ampliada de la imagen original. A la derecha sección ampliada de la imagen dilatada por filtro de excentricidad.....</i>	<i>64</i>
<i>Figura 5. 3: Aplicación de la TW a una misma imagen en tres oportunidades, tomando en cuenta que en cada oportunidad se estableció una cantidad diferente de mínimos representativos.</i>	<i>64</i>

<i>Figura 5. 4: Bordes establecidos por los sectores encontrados a través de la TW presentados en la figura 5.3.</i>	<i>65</i>
<i>Figura 5. 5: Respectivas segmentaciones resultado de los sectores encontrados a través de la TW presentados en la figura 5.3.</i>	<i>66</i>
<i>Figura 5. 6: Conjunto de tres imágenes de RM, correspondientes al segundo caso analizado.</i>	<i>66</i>
<i>Figura 5. 7: Bordes establecidos por los sectores encontrados a través de la aplicación de la TW a una misma imagen en tres oportunidades, tomando diferentes cantidad de mínimos representativos, Imágenes originales ver figura 5.6.</i>	<i>67</i>
<i>Figura 5. 8: Respectivas segmentaciones resultado de los sectores encontrados a través de la TW presentados en la figura 5.7.</i>	<i>68</i>
<i>Figura 5. 9: A la Izq. imagen segmentada bajo 5 clases de tejido. Centro imagen segmentada bajo 10 clases de tejido. A la Der. imagen segmentada bajo 20 clases de tejido.</i>	<i>69</i>
<i>Figura 5. 10: Imágenes superiores obtenidas suprimiendo un canal del total de tres canales. Imagen inferior obtenida bajo los tres canales.</i>	<i>70</i>
<i>Figura 5. 11: Imágenes superiores corresponden a las imágenes originales que representan a cada canal. Imagen central imagen obtenida por la segmentación. Imágenes inferiores corresponden a los canales con las zonas tumorales debidamente coloreadas.</i>	<i>72</i>
<i>Figura 5. 12: Imágenes superiores corresponden a las imágenes originales que representan a cada canal. Imagen central imagen obtenida por la segmentación. Imágenes inferiores corresponden a los canales con las zonas tumorales debidamente coloreadas.</i>	<i>73</i>
<i>Figura 5. 13: Imágenes superiores corresponden a las imágenes originales que representan a cada canal. Imagen central imagen obtenida por la segmentación. Imágenes inferiores corresponden a los canales con las zonas tumorales debidamente coloreadas.</i>	<i>74</i>
<i>Figura 5. 14: Imágenes superiores corresponden a las imágenes originales que representan a cada canal. Imagen central imagen obtenida por la segmentación. Imágenes inferiores corresponden a los canales con las zonas tumorales debidamente coloreadas.</i>	<i>75</i>
<i>Figura 5. 15: Imágenes superiores corresponden a las imágenes originales que representan a cada canal. Imagen central imagen obtenida por la segmentación. Imágenes inferiores corresponden a los canales con las zonas tumorales debidamente coloreadas.</i>	<i>76</i>

Figura 5. 16: Imágenes superiores corresponden a las imágenes originales que representan a cada canal. Imagen central imagen obtenida por la segmentación. Imágenes inferiores corresponden a los canales con las zonas tumorales debidamente coloreadas..77

Figura 5. 17: Imágenes superiores corresponden a las imágenes originales que representan a cada canal. Imagen central imagen obtenida por la segmentación. Imágenes inferiores corresponden a los canales con las zonas tumorales debidamente coloreadas..78

Figura 5. 18: Imágenes superiores corresponden a las imágenes originales que representan a cada canal. Imagen central imagen obtenida por la segmentación. Imágenes inferiores corresponden a los canales con las zonas tumorales debidamente coloreadas..79

Figura 5. 19: Imágenes superiores corresponden a las imágenes originales que representan a cada canal. Imagen central imagen obtenida por la segmentación. Imágenes inferiores corresponden a los canales con las zonas tumorales debidamente coloreadas..80

Figura 5. 20: Imágenes superiores corresponden a las imágenes originales que representan a cada canal. Imagen central imagen obtenida por la segmentación. Imágenes inferiores corresponden a los canales con las zonas tumorales debidamente coloreadas..81

Figura 5. 21: Imágenes superiores corresponden a las imágenes originales que representan a cada canal. Imagen central imagen obtenida por la segmentación. Imágenes inferiores corresponden a los canales con las zonas tumorales debidamente coloreadas..82

Figura 5. 22: Imágenes superiores corresponden a las imágenes originales que representan a cada canal. Imagen central imagen obtenida por la segmentación. Imágenes inferiores corresponden a los canales con las zonas tumorales debidamente coloreadas..83

Introducción

Las imágenes cumplen un papel muy importante tanto en el diagnóstico como en el tratamiento de tumores cancerígenos. Como ejemplo de esto tenemos, el caso en el que el tratamiento de las lesiones se lleva a cabo con el uso de Radiaciones Ionizantes, es por ello que la localización anatómica de las mismas es primordial para asegurar que la dosis prescrita es entregada en su mayor proporción a la lesión en sí y no a los órganos sanos circundantes; en consecuencia la optimización de la metodología de análisis de imágenes es de suma importancia.

Una herramienta muy utilizada en los procesos de adquisición de imágenes son los medios de contraste, estos tienen como finalidad resaltar en éstas el volumen tumoral, lográndose esto de forma muy efectiva, tomando en cuenta este hecho tenemos entonces que las zonas hasta donde se han logrado extender células tumorales en las adyacencias de la lesión, deben entonces presentar también una captación del medio de contraste, pero debido a que la concentración de células malignas en algunas de estas zonas no es muy elevada, la variación de la intensidad de su nivel de gris puede no ser apreciable en un análisis visual de dicha imagen.

El presente trabajo se ha realizado entonces con el fin de promover el estudio de la captación de los medios de contraste utilizados en la obtención de imágenes médicas por parte del tejido localizado en la periferia del lecho tumoral, esto a manera de encontrar una relación con la extensión de la enfermedad sub-clínica y así poder delimitar el Volumen de Tratamiento Clínico (CTV), debido a que en un principio la determinación de la extensión máxima alcanzada por las células cancerosas y por ende del CTV se realiza bajo el criterio del Radioterapeuta Oncólogo, basándose en su experiencia en el área.

Para esto hemos empleado la Morfología Matemática como técnica principal para la segmentación estructural de imágenes multimodalidad, debido a que sus operaciones fundamentales, conocidas como dilatación y erosión, al ser aplicadas conservan las características principales de las estructuras observadas, mientras que eliminan detalles no relevantes, las imágenes multimodales fueron utilizadas, ya que estas nos reflejan de forma unificada toda la información que nos ofrecen cada una de estas por separado, estas fueron obtenidas mediante el registro de una serie de Imágenes de Resonancia Magnética Nuclear en sus distintas modalidades, las cuales fueron realizadas a pacientes que padecían lesiones tumorales en el área del cerebro, esto se llevo acabo con el fin de hacer un análisis de los patrones en la escala de gris presentes en la imagen, y así evaluar la captación del medio de contraste en zonas adyacentes al tumor, cuya variación de su nivel de gris no puede ser detectado mediante un simple análisis visual al hacer una comparación entre imágenes del mismo paciente obtenidas en modalidades de estudio distintas como por ejemplo el caso de una imagen sin contraste y una imagen con contraste.

Objetivos de la investigación

Objetivo General

Establecer parámetros que clasifiquen a los patrones de los niveles de gris de una imagen multicanal, con el fin de hallar una relación con la extensión de la enfermedad sub-clínica y así poder delimitar el Volumen de Tratamiento Clínico (CTV).

Objetivos específicos

1. Evaluar la respuesta de imágenes multicanal al ser analizadas por operadores morfológicos definidos por un filtro de excentricidad.
2. Evaluar el nivel de captación del medio de contraste utilizado en la adquisición de imágenes de resonancia magnética, por el tejido localizado en la periferia del lecho tumoral.
3. Realizar la segmentación de imágenes multicanal aplicando métodos comparativos, para encontrar la similitud entre regiones.
4. Delimitar zonas tumorales y regiones de posible extensión de la lesión.

Capítulo I

Radioterapia

La Radioterapia es una modalidad de tratamiento aplicada principalmente en enfermedades de tipo oncológicas, esta técnica se lleva a cabo empleando el uso de haces de radiación del tipo ionizante, cuyo origen puede ser tanto natural (Isótopos Radioactivos) como artificial (Aceleradores Lineales). Este tratamiento tiene como objetivo principal el administrar una dosis de radiación al volumen tumoral, que sea lo suficiente como para erradicarlo, pero siempre respetando al máximo el tejido sano circundante y así ocasionar el menor daño posible sobre estas estructuras.

La Radioterapia se basa en el efecto biológico que produce la radiación ionizante sobre las células. El daño sobre estas puede ser causado tanto de forma directa como de forma indirecta, siendo daño directo aquel que se da como consecuencia de las ionizaciones que se producen en los átomos que forman la molécula del ADN, mientras que el daño indirecto es aquel que es ocasionado por un fenómeno químico conocido como ***Radiólisis del agua***, en el cual un haz de radiación entra en contacto con una molécula de agua y está como resultado de la colisión es ionizada, produciéndose así radicales libres los cuales son capaces de desestabilizar los enlaces iónicos de las células y producir la muerte de estas [1].

Este tipo de tratamiento se considera que es localizado, es decir, los campos de radiación son aplicados directamente sobre ciertas regiones y será en estas, donde se producirá el efecto biológico antes mencionado, para lograr este objetivo se busca dirigir los haces de radiación solo hacia las zonas donde la proliferación de células es anómala, aun así siempre quedaran células sanas expuestas a la radiación, es por esto que el tratamiento debe optimizarse a tal punto que sea mínima la cantidad de células normales expuestas a la radiación. Como ventaja se tiene que las células sanas poseen una mayor capacidad de reparación, regeneración y una menor tasa de multiplicación, mientras que las células neoplásicas en general poseen mecanismos de reparación y regeneración defectuosos que no son capaces de corregir los daños causados.

Otro aspecto a considerar en esta modalidad de tratamiento es la finalidad con la cual será llevado a cabo, debido a que la radioterapia puede ser Radical, Complementaria o Paliativa, donde el término Radical es utilizado solo si la irradiación es para la eliminación completa del tumor y así curar la enfermedad, por otra parte el término complementaria se utiliza en el caso de que otros métodos terapéuticos como la cirugía o la quimioterapia hayan sido o vayan hacer empleados, como ejemplo de esto tenemos a la radioterapia que se administra como primer tratamiento y tiene como finalidad reducir el tamaño del tumor y así, facilitar la cirugía posterior y a la radioterapia que se administra después de la cirugía o de la quimioterapia para consolidar el tratamiento local siendo su finalidad destruir todas aquellas células malignas que hayan podido quedar tras los otros tratamientos. Estas son conocidas como Radioterapia Neoadyuvante y Radioterapia Adyuvante, respectivamente. Tanto para el caso radical como el complementario la intención es curar la enfermedad o mejorar la sobrevida del paciente. Mientras que la radioterapia Paliativa, es aquella cuya intención es mejorar los síntomas o incapacidades del paciente (calidad de vida). El volumen a tratar, la dosis que este recibirá y la técnica de tratamiento que será aplicada dependerá de la finalidad del tratamiento, y es por esto que definir este parámetro es de suma importancia.

1.1 Radioterapia Interna y Externa

La técnica de tratamiento en función de la forma en como se administren las radiaciones se puede clasificar en dos categorías muy importantes de radioterapia como lo son: la Radioterapia Interna y la Radioterapia Externa.

1.1.1 Radioterapia Interna

La Radioterapia Interna que también es conocida como braquiterapia puede ser definida como la modalidad de tratamiento que utiliza fuentes radioactivas naturales y las coloca a una distancia corta del tumor o dentro del mismo [2]. Estas fuentes pueden ser implantadas de forma temporal o permanente en la zona que va a ser tratada.

Dependiendo de como sea implantada la fuente radioactiva en el paciente, la braquiterapia se divide en las siguientes categorías:

- **Braquiterapia intracavitaria:** Es aquella en la cual la fuente es insertada en una cavidad corporal, mediante el uso de ciertos dispositivos que presentan la forma de la cavidad del órgano a tratar, como por ejemplo el útero utilizando sondas endouterinas.
- **Braquiterapia intersticial:** Aquella en la que la fuente es implanta directamente dentro del tumor. Esto se lleva a cabo con el uso de unas agujas huecas de acero inoxidable que se introducen dentro del tejido tumoral, a su vez dentro de estas agujas se introducen los catéteres por los cuales circulará la fuente radioactiva.
- **Braquiterapia de superficie:** En este caso las fuentes radioactivas se encuentran colocadas en moldes que se adaptan a la superficie del área a ser tratada.

Con la radioterapia interna se logran administrar dosis altas de radiación de una forma altamente localizada en el tumor, esto debido a que las fuentes radioactivas se implantan cerca o directamente dentro de la lesión, de tal forma, que llega muy poca dosis a los tejidos sanos circundantes al implante, y es esta una de las ventajas fundamentales que presenta la braquiterapia sobre la radioterapia externa. Por otra parte la braquiterapia es un procedimiento invasivo que en muchas ocasiones requiere de la hospitalización del paciente mientras que la radioterapia externa por lo general se administra de forma ambulatoria.

1.1.2 Radioterapia Externa

La Teleterapia, cuyo significado es terapia a distancia, es como también se le conoce a la radioterapia externa, y esto es debido a que la fuente utilizada para la irradiación, esta situada a cierta distancia del paciente. Para este tipo de tratamiento nos encontramos con que la radiación puede ser generada por equipos de alta tecnología como lo son los aceleradores lineales o también puede provenir de fuentes radioactivas, la cuales se encuentran resguardadas en equipos especializados y son expuestas al exterior solo a la hora de aplicar el tratamiento al paciente, un ejemplo de estos equipos es la llamada *bomba de cobalto*, el cual contiene una fuente de cobalto-60 de uno a dos centímetros de diámetro que se sitúa en una carcasa blindada que impide la salida de la radiación, salvo por un pequeño orificio diafragmado para proporcionar radiación dirigida.

Esta modalidad de tratamiento es la más común, ya que los pacientes acuden diariamente de forma ambulatoria, esto por un período de tiempo variable, dependiendo de la enfermedad que se esté tratando.

Un tratamiento con radioterapia es específico para cada paciente, es decir, cada paciente tendrá un tratamiento distinto al de otro paciente. Por otra parte si se toma la decisión de realizar el tratamiento con radioterapia externa, se han de seguir ciertos pasos para que este se lleve a cabo, como lo son la simulación y la planificación del tratamiento.

1.1.2.1 Simulación de Tratamiento

La simulación de tratamiento es el proceso en el cual se definen y localizan exactamente el volumen de tejido que recibirá la alta dosis de radiación y todos aquellos órganos que se encuentren muy cerca del tumor, los cuales han de ser protegidos. Este es un procedimiento que se encarga de los aspectos geométricos del tratamiento, así como lo es la entrada de los campos y la colocación de las marcas en el paciente que permitirán que el tratamiento pueda reproducirse diariamente. Para realizar la simulación el radioterapeuta oncólogo en conjunto con el físico médico han de elegir el sistema de inmovilizadores adecuado para garantizar la reproducibilidad y exactitud del tratamiento, ya que los inmovilizadores cumplen la función de limitar el movimiento del paciente reduciendo así la probabilidad de errores en el posicionamiento. Los inmovilizadores a utilizar dependen de la región anatómica a ser tratada, ejemplo de estos son las mascarar termoplásticas utilizadas en enfermedades con ubicación en el área de cabeza y cuello o los planos inclinados utilizados en el caso de cáncer de mama. Existen dos modalidades de simulación:

- **Simulación Convencional**

Este tipo de simulación – que en la actualidad esta tendiendo a desaparecer – se lleva acabo con el uso de un equipo conocido como Simulador Convencional de tratamiento, el cual no es mas que un equipo capaz de reproducir con exactitud la geometría de las máquinas de tratamiento y sus movimientos mecánicos característicos, solo que este simulador utiliza un tubo de Rayos-X diagnóstico.

Este es un procedimiento que se basa en localizar los campos de tratamiento utilizando como referencias estructuras óseas, marcadores fiduciarios o medios de contrastes radio-opacos. Esta información adquirida en este tipo de simulación se obtiene por medio de imágenes fluoroscópicas.



Figura 1. 1 Simulador convencional

- **Simulación Virtual**

Este procedimiento se realiza por medio del uso de imágenes de Tomografía Computarizada, donde lo más importante al obtener estas imágenes es reproducir en el tomógrafo el posicionamiento del paciente y todos los parámetros con los que se llevara acabo el tratamiento diariamente. Es por esto que este procedimiento comienza por la *Inmovilización del paciente*, en este paso el objetivo es, como su nombre lo describe, implementar técnicas de inmovilización que garanticen una reproducibilidad del posicionamiento del paciente al momento de la adquisición de imágenes en el tomógrafo y de la irradiación terapéutica en la maquina de tratamiento [3].

En base a lo dicho anteriormente, la inmovilización debe cumplir con lo siguiente:

- La exigencia de adquirir los datos anatómicos necesarios para permitir la definición de los volúmenes.
- Comodidad del paciente.
- Reproducibilidad.

Para realizar la inmovilización se implementa el uso de dispositivos de inmovilización, los cuales aseguran una precisión mayor en la posición del paciente. Existen inmovilizadores específicos para determinadas zonas corporales, como lo son las máscaras de material termoplástico o el plano inclinado (utilizado en zonas como piernas, brazos o mamas), esto hace que sea necesaria la elaboración de protocolos de inmovilización específicos para cada patología.

También son establecidos algunos puntos de referencia, por medio de marcas realizadas con marcadores radio-opacos y por medio de los mismos inmovilizadores, estos puntos serán alineados con el sistema de láseres situado en la sala del acelerador, estos por lo general son tres y son externos a la máquina: dos en las paredes laterales y uno en el techo), marcando así un origen de coordenadas.

Este tipo de simulación está sustituyendo a la convencional, ya que proporciona mucha mayor información acerca del tamaño y localización del tumor, además de que la visualización de los tejidos blandos es mucho mejor.

Este es un paso de suma importancia ya que es en él donde se diseñaran los campos de tratamiento, lo que lo hace un proceso critico ya que debe asegurarse la mayor precisión, todo esto se realiza mediante un software, por medio del cual se delimitan tanto las estructuras sanas como el volumen tumoral, y a partir de esto se diseñan los campos [2].

Todo este proceso nos va a dar la información necesaria para realizar la planificación del tratamiento.



Figura 1. 2 Simulación del posicionamiento de una paciente en un Tomógrafo

1.1.2.2 Planificación

La planificación del tratamiento se basa en la dosimetría clínica, la cual es una técnica que estudia el como se distribuye la dosis en los tejidos, siendo esto determinado por medio de las curvas de isodosis, dichas curvas variaran según el tipo de radiación y la energía, con la que se este planificando la irradiación terapéutica. Por otra parte la dosimetría clínica también presentara una variación en los resultados dependiendo de si la información con la que se lleva acabo proviene de un proceso de simulación convencional o virtual, y esto se debe a que la simulación virtual es un proceso mucho más preciso, debido a que podemos tomar en cuenta a todos aquellos órganos sanos que estarán a riesgo gracias a las imágenes de T.C., mientras que en la convencional la localización de los órganos a riesgo se realiza tomando como referencia las estructuras óseas.

Es el radioterapeuta oncólogo quien define los márgenes tanto del volumen que va ser tratado como de los órganos que se encuentran a su alrededor. Por otra parte el volumen que va a recibir dosis durante el tratamiento se considera como la suma de varios volúmenes, los cuales son:

- **Volumen Tumoral Macroscópico (GTV)**

Es el volumen palpable, o visible. El volumen tumoral macroscópico puede estar constituido por el tumor primario, linfadenopatías metastásicas, u otras metástasis. Este volumen no puede ser definido en caso de que el paciente haya sido sometido a una resección quirúrgica completa del tumor.

La forma, tamaño y localización del volumen tumoral macroscópico puede ser determinada por diferentes medios diagnósticos tales como exámenes clínicos, técnicas de imágenes, como TC, RM, TEP, etc [4].

- **Volumen Tumoral Clínico (CTV)**

Este volumen además de incluir al GTV, incluye aquellas áreas en las que se sospeche las células malignas se hayan extendido pero no puedan ser detectadas por medio de imágenes diagnósticas. A esta extensión de las células malignas se le denomina enfermedad subclínica y es la experiencia clínica la que indica que esta existe alrededor del volumen macroscópico.

El Radioterapeuta Oncólogo delimita el CTV basándose en su experiencia en el área, esto hace de la delimitación del CTV una controversia, debido a que se presentaran diferencias de opiniones entre los radioterapeutas, es por esto que en estos casos es importante conocer la historia natural del tumor y realizar un análisis de las recurrencias locoregionales.

- **Volumen Tumoral de Planificación (PTV)**

El PTV es el volumen que va a recibir la dosis prescrita por el médico. Este se define entonces como el volumen que considera los márgenes de la enfermedad subclínica, más un cierto margen de forma tal de asegurar que el CTV reciba la dosis prescrita.

Este margen toma en cuenta las incertidumbres asociadas a la posición del CTV

que son resultado de las imprecisiones que se dan día a día en el posicionamiento del paciente y las que se dan como resultado del movimiento fisiológico de los órganos y los tejidos incluyendo también las variaciones que pueden darse en la anatomía del paciente.

- **Volumen Tratado (VT)**

Es el volumen abarcado por una superficie de isodosis, seleccionada y especificada por el radioterapeuta oncólogo de manera que con ella se alcance el objetivo del tratamiento (por ejemplo: erradicación del tumor o paliación de la enfermedad) [4].

- **Volumen Irradiado (VI)**

Es el volumen de tejido el cual recibe una dosis que es considerada significativa en relación a la tolerancia del tejido normal [4].

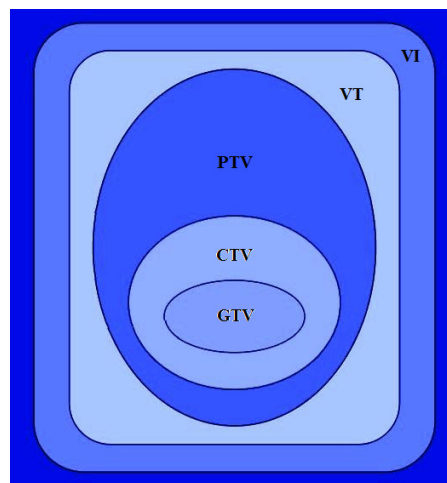


Figura 1. 3 Diversos volúmenes de acuerdo al ICRU

- **Órganos a Riesgo**

Al realizar la delimitación de los volúmenes tumorales, se debe tomar en cuenta los órganos que estén presentes en las cercanías a dichos volúmenes, ya que estos son tejido sano y como todo tejido son sensibles a la radiación, debido a esto pueden influir significativamente en la planificación del tratamiento y en la dosis prescrita. A estos órganos se les denomina **órganos a riesgo**.

Se pueden definir tres clases de órganos a riesgo, según el ICRU 50:

- **Clase I:** las lesiones por radiación son fatales o dan como resultado una morbilidad severa.
- **Clase II:** las lesiones por radiación resultantes producen una morbilidad moderada.
- **Clase III:** las lesiones por radiación son poco severas, transitorias y reversibles o de una morbilidad insignificante.

La planificación consiste en dirigir los haces de radiación hacia el PTV teniendo en cuenta su forma, extensión y los órganos a riesgo que se puedan interponer en el haz, cuando se define un haz se define el giro del gantry, del colimador, el tamaño del campo y los compensadores de dosis que serán utilizados.

Los campos pueden ser tanto regulares como irregulares y esto dependerá de si el acelerador posee o no un dispositivo conocido como colimador multilaminas (MLC), si la maquina de tratamiento no posee este dispositivo los campos pueden ser de una forma regular como cuadrada o rectangular o por otra parte se pueden ajustar a la forma del volumen tumoral utilizando bloques conformados, estos bloques están compuestos por plomo, estaño y bismuto, y su función es proteger a los órganos y tejidos que no sea necesario incluirlos dentro del PTV. Por otra parte si la maquina posee el dispositivo MLC antes mencionado este será el que se ajuste a la geometría irregular del volumen a tratar.

Los compensadores de dosis son utilizados para modular la intensidad del haz, bien sea para conseguir una distribución de dosis mas homogénea o conseguir mayor dosis en piel, como ejemplo de compensadores tenemos las cuñas y el bolus, este ultimo es material de composición orgánico equivalente a la densidad del agua.

Al estar definidos los haces y los campos de tratamiento se debe comprobar que el volumen a tratar, está cubierto por la isodosis deseada, según el ICRU REPORT 50-62 la dosis que debe recibir dicho volumen ha de estar entre una dosis máxima del 107% y una mínima del 95% de la prescrita por el especialista. Por otra parte, también se ha de comprobar que ningún órgano o tejido sano recibe una dosis excesiva, esto se comprueba con las curvas de isodosis las cuales pueden ser analizadas a lo largo de cada corte tomográfico, Es necesario también comprobar los histogramas dosis volumen (HDV), los cuales son unos gráficos que relacionan el % de volumen y la dosis absoluta, en ellos se ve si todo el volumen a tratar recibe la dosis necesaria y que los órganos de riesgo no se vean comprometidos.

Con todo esto se puede decidir si la planificación es o no válida.

Capítulo II

Fundamentos básicos de las imágenes por resonancia magnética nuclear

El átomo está conformado por una densidad electrónica, la cual se encuentra distribuida alrededor de un núcleo, siendo este constituido básicamente por protones y neutrones, a los cuales también se les denomina nucleones. Los electrones que conforman la densidad electrónica que bordea al núcleo y los protones que están en él, poseen carga eléctrica negativa y positiva, respectivamente, mientras que los neutrones carecen de carga neta, a su vez todas estas partículas presentan un momento angular intrínseco de valor $\frac{1}{2}$, el cual es denominado momento angular espín.

Las partículas cargadas, debido a su movimiento intrínseco inducen un campo magnético, similar al de una barra imantada, la cual posee un polo norte y un polo sur, este fenómeno se conoce como momento dipolar magnético. Debido a esto si estas partículas son sometidas a un campo magnético externo, estas tenderán a orientarse de acuerdo al campo magnético aplicado.

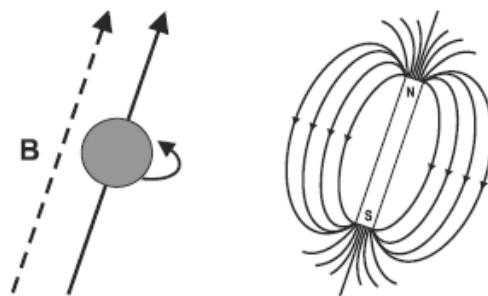


Figura 2. 1: Representación del momento dipolar magnético de una partícula cargada y su analogía con una barra imantada.

A esta escala dicha orientación solo puede darse de dos maneras, siendo estas la orientación paralela, donde el momento magnético dipolar de la partícula se orienta a favor del campo magnético aplicado y la orientación anti-paralela en la cual la orientación del momento magnético dipolar de la partícula es opuesto al sentido del campo magnético externo [5].

A partir de esta cantidad física se define para el núcleo de un átomo otra cantidad, el momento magnético nuclear, siendo este el resultado de los momentos magnéticos dipolares de los protones y neutrones que se encuentran en él. Tendremos entonces que cuando los protones y los neutrones se encuentren en cantidades pares sus momentos magnéticos se cancelan exactamente de manera tal que el momento magnético dipolar del núcleo es cero. En caso contrario, el núcleo presenta un momento magnético dipolar neto.

La resonancia magnética nuclear (RMN) es un fenómeno físico que se observa cuando núcleos atómicos que poseen un momento magnético distinto de cero, se encuentran sometidos a la presencia de un campo magnético y posteriormente este estado es perturbado mediante el uso de una señal de radiofrecuencia.

2.1 Magnetización del tejido

En las imágenes por Resonancia Magnética se usa como átomo de estudio el ^1H , ya que este es el isótopo de mayor abundancia en el cuerpo humano, esto debido a que el cuerpo humano está compuesto en su mayoría por tejidos que contienen agua.

En un principio la cantidad de átomos de hidrogeno que conforma a un tejido, se encontraran cada uno orientados en diferentes direcciones, es decir, de forma aleatoria, de modo que no existe un campo magnético resultante esto da como resultado que el vector suma refleje para el tejido una magnetización neta igual a cero [6].

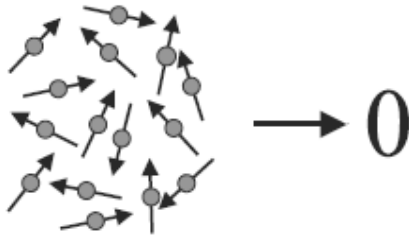


Figura 2. 2: Representación de protones en estado natural (sin presencia de campo magnético externo).

Al aplicar entonces un campo magnético B_0 , cada uno de los vectores espín comenzara a precesar alrededor del dicho campo. La frecuencia a la cual los núcleos precesaran es denominada frecuencia de Larmor (ω_o) y se encuentra dada por:

$$\omega_o = \gamma B_o \quad \text{Ec.2.1}$$

, donde γ es el cociente giromagnético, que es una constante propia para cada núcleo (para el hidrogeno $\gamma = 42,58 \frac{MHz}{Tesla}$).

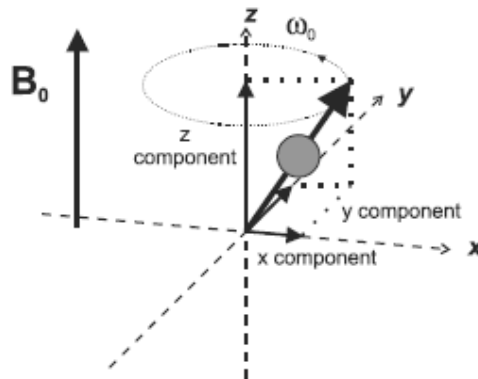


Figura 2. 3: Movimiento de precesion de un vector espín alrededor de un campo magnético B_0 .

Cabe destacar que una vez aplicado el campo, son dos los estados de energía que se obtienen, esto se debe a que no todos los núcleos se alinean a favor del campo magnético, encontrándose así que existen dos orientaciones posibles: alineación a favor (paralelo) y alineación en contra (anti-paralelo) del campo.

Los espines con orientación paralela a B_o poseen una energía que es ligeramente menor, a aquella que poseen los orientados de forma anti-paralela al campo. Esta desigualdad de núcleos entre las posiciones paralela y antiparalela se traduce en una magnetización neta en el tejido [6]. Esta magnetización será de un cierto valor M . La dirección y el sentido de este vector de magnetización son los mismos que los de B_o y su valor esta definido por la ley de Curie de la siguiente forma:

$$M_o = \chi B_o \quad \text{Ec.2.2}$$

, donde χ es la susceptibilidad magnética.

Por otra parte, la diferencia entre los dos estados energéticos antes mencionados, depende de la magnitud del dipolo magnético nuclear (μ) y del campo magnético aplicado (B_o) [6].

$$\Delta E = \hbar \omega_o = \frac{h \gamma B_o}{2\pi} = \mu B_o \quad \text{Ec.2.3}$$

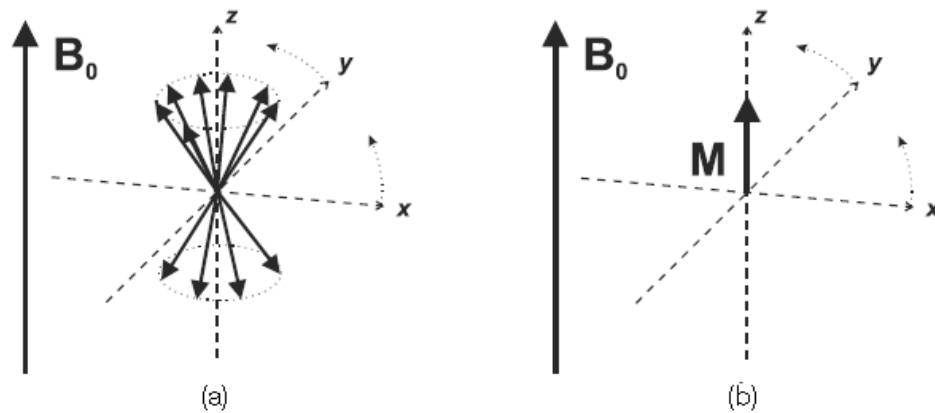


Figura 2. 4: (a) Espines orientados por presencia de un campo magnético. (b) Vector magnetización del tejido por la presencia de un campo magnético.

Esta diferencia de energía entre los únicos dos estados permisibles de energía del sistema, es la clave para la obtención de imágenes por Resonancia Magnética, ya que esto se logra mediante la aplicación de una señal de Radiofrecuencia (RF), con una energía tal que cause la excitación de los núcleos, de manera que los espines que se encuentran en el estado de baja energía hacen un salto hacia el estado de energía mas alto, lo que significa que el átomo de hidrógeno absorbe la energía de la onda de RF, a su vez también se inducen transiciones en sentido contrario, produciendo emisiones de energía, de forma tal que los espines que están en el nivel de energía mayor experimentan una emisión de energía y realizan un salto al nivel de energía menor. Cabe destacar que ya que la cantidad de espines en el estado de baja energía, es ligeramente mayor que la cantidad de estos en el estado de más alta energía, existe entonces una absorción de energía neta en el tejido.

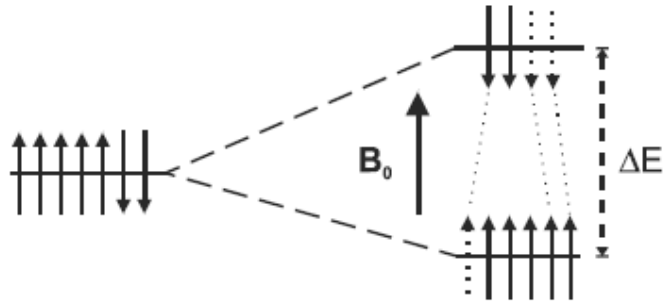


Figura 2. 5: Representación de la excitación de los espines y su paso a el otro estado de energía permisible.

El pulso de radiofrecuencia es emitido en una dirección perpendicular al campo magnético y con una velocidad angular igual a la de precesión del espín nuclear del átomo de hidrógeno (ω_0). La absorción de la energía de esta onda causa que el vector magnetización **M** rote fuera de su posición de equilibrio en una dirección perpendicular al campo magnético y a la radiofrecuencia.

Si la amplitud y duración de la radiofrecuencia es apropiada, se puede hacer que la absorción de energía cause que el vector magnetización **M** rote 90° y se sitúe en el plano transversal (X, Y) al campo magnético, este efecto es conocido como pulso de 90° [6] (ver figura 2.8).

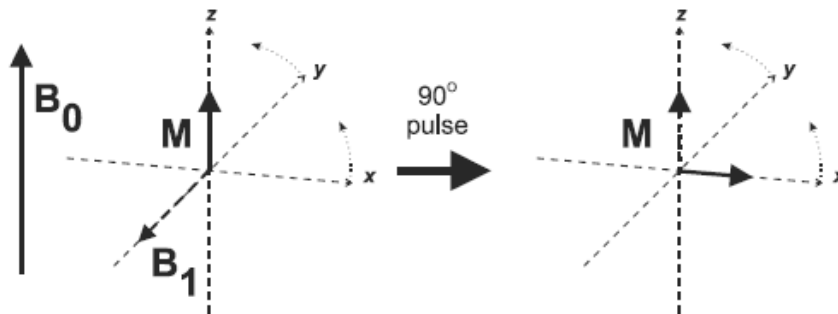


Figura 2. 6: Aplicación de la radiofrecuencia al vector magnetización.

Al retirar el pulso de radiofrecuencia, los espines nucleares previamente excitados tienden a regresar a su situación original, liberando la energía previamente absorbida, emitiendo una señal de radiofrecuencia igual a la incidente. Sumado a esto el vector magnetización comienza a precesar alrededor del campo magnético B_0 con la misma velocidad angular expresada en la ecuación de Larmor (Ec. 2.1), es en este momento que se da el fenómeno de resonancia magnética.

La medición de la señal producto de la precesión del vector magnetización y la emisión de energía, se basa en la ley de Faraday, donde se establece que la variación del flujo de campo magnético a través de una superficie cerrada, tal como una espira de alambre, induce una corriente sobre esta. Para este caso el campo magnético lo producen los efectos de los dipolos magnéticos nucleares de los átomos de hidrógeno, mientras que la variación del flujo de campo magnético sobre la espira, viene dada por la precesión de los espines nucleares que se encuentran en las cercanías de la espira (ver Figura 2.7) [5].

Existe entonces un voltaje de corriente alterna inducido, asociado a la corriente inducida durante este proceso, el cual es medible. Este es conocido como señal por decaimiento de inducción libre (FID), esta decae en el tiempo en la medida que los átomos de hidrógeno liberan la energía absorbida, proceso que es conocido como relajación

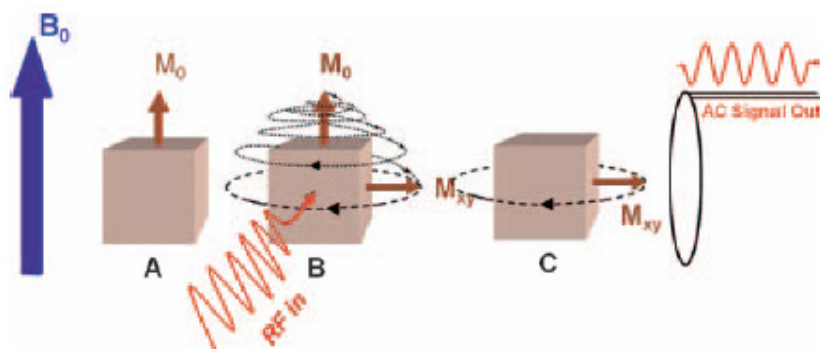


Figura 2. 7: Representación de la señal inducida en una espira.

2.2 Relajación de tejido

Este es el proceso en el cual la energía que fue absorbida por los átomos en la excitación por la radiofrecuencia es liberada. Pueden medirse dos tiempos de relajación estos son T1 y T2, ambos tiempos son consecuencia de la transferencia de energía debido a la excitación de los átomos; la diferencia viene dada por la deposición final de a energía.

2.2.1 Tiempo de relajación T1

Este es el tiempo necesario para que la componente longitudinal de la magnetización se reestablezca en un 63% de su valor máximo. Tenemos entonces que este describe la recuperación de la magnetización a lo largo de la dirección del campo magnético, cuando el valor de esta proyección sea idéntico al valor inicial de M, el proceso de relajación habrá terminado. Este proceso se describe a través de una ecuación creciente de tipo exponencial (ver figura 2.8), de la siguiente forma:

$$M(\tau) = M_o \left(1 - e^{-\tau/T_1} \right) \quad \text{Ec.2.4}$$

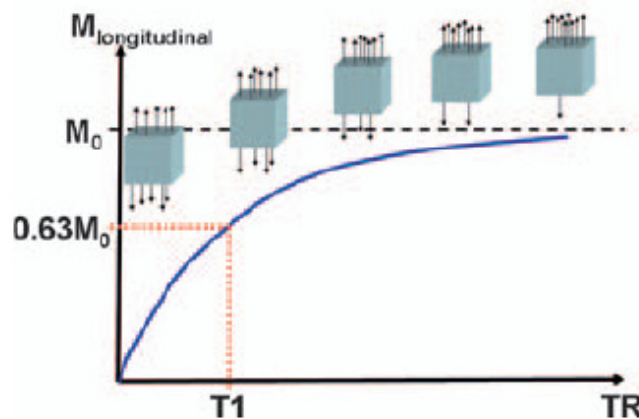


Figura 2. 8: Curva característica de la relajación en la proyección longitudinal.

Existen valores de T1 que son más cortos que otros, y esto se debe a que esta magnitud depende de con que tipo de moléculas este vinculado el 1H. Ya que la liberación de la energía absorbida mediante la aplicación de la RF, se realiza si las estructuras moleculares de su entorno presentan diferencias de energías de rotación, vibración ó traslación, que sean del mismo orden de magnitud que las que tienen que liberar los núcleos. Entonces según sea el entorno molecular existirá una mayor o menor facilidad en la liberación de dicha energía [6], produciendo así valores de T1 más corto o mas largo respectivamente. Debido a esto si el Hidrógeno se encuentra vinculado a moléculas cuya movilidad sea elevada como la del agua libre, este tendrá dificultad para liberar su exceso de energía, y esto porque este tipo de partículas presentan un espectro de energías muy amplio, de manera que no se asegura estén en el orden de magnitud de energía a liberar por el núcleo, esto ocurre también en moléculas de gran tamaño ya que su rango de energías se encuentra por debajo del necesario en este proceso. Por otra parte moléculas como las lipídicas, son aquellas que utilizan energías en el mismo rango de las que el núcleo debe liberar. En consecuencia el proceso de relajación se facilita y el **T1** será corto.

2.2.2 Tiempos de Relajación T2 y T2*

Este es el tiempo necesario para que la componente transversal de la magnetización decaiga al 37% de su valor inicial. Tenemos entonces que, cuando el valor de esta proyección sea igual a cero, el vector magnetización se ha alineado con el campo magnético principal. Este proceso se describe a través de una ecuación de tipo exponencial decreciente, de la siguiente forma:

$$M_{x,y}(\tau) = M_o \left(e^{-\tau/T_2} \right) \quad \text{Ec.2.5}$$

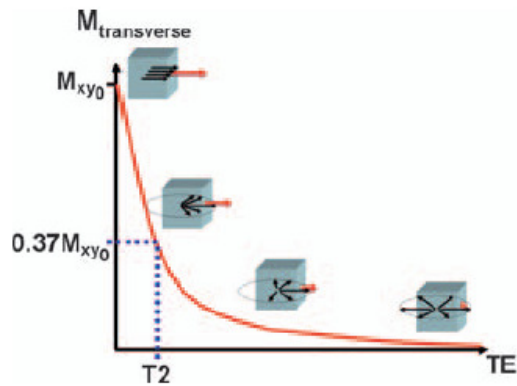


Figura 2. 9: Curva característica de la relajación en la proyección transversal.

Si se representa la evolución temporal de la proyección de los espines sobre el plano transversal, después de aplicar un pulso de 90° , se observa como si estuviesen en fase inmediatamente después de este pulso, a medida que pasa el tiempo, esta coherencia se va perdiendo, desfasándose progresivamente, debido a las diferencias en los campos magnéticos que individualmente perciben los núcleos de ^1H de una porción de tejido.

Debido al movimiento de las partículas cargadas el valor del campo magnético percibido por el núcleo se ve modificado, esto es localmente, es decir, en un determinado entorno. Existen dos tipos de influencia una se conoce como interacción espín-espín nula, esta se da si los núcleos de Hidrogeno se encuentran aislados y percibieran únicamente el campo magnético externo creado por el imán, todos los núcleos de ^1H liberarían su energía a la misma frecuencia y el proceso de relajación presentaría una gran sincronía o coherencia. Por otra parte otra influencia se da cuando los núcleos de ^1H forman parte de radicales químicos distintos, en este caso los campos percibidos localmente son ligeramente distintos, lo que origina que cada núcleo libere la energía a frecuencias distintas originándose una relajación no sincronizada o incoherente, esta se conoce como interacción espín-espín no nula.

La sincronización en el proceso de relajación depende entonces de las heterogeneidades del campo magnético externo en el tejido y de características tisulares internas, función de la composición y estructuración molecular del tejido. En particular es importante la presencia de iones que puedan alterar localmente el campo magnético percibido por los núcleos de ^1H creando variaciones de la susceptibilidad magnética y si la influencia de estas cargas eléctricas actúa siempre de la misma forma sobre los núcleos o de forma aleatoria. En el agua libre debido a la movilidad de las moléculas, el resultado promedio debido a las variaciones magnéticas locales es prácticamente nula, con lo que la interacción espín-espín es de escasa trascendencia y tendremos una gran coherencia en la relajación. Por el contrario, en los tejidos muy estructurados la movilidad es poca y en consecuencia los núcleos percibirán campos magnéticos ligeramente distintos en función de las diferentes estructuras bioquímicas de sus alrededores lo que implicará una gran incoherencia (interacción espín-espín elevada) en la relajación de los núcleos de ^1H .

La sincronización en la relajación nuclear se observa estudiando la relajación transversal $\mathbf{M}_{x,y}$, ya que si los núcleos tienen una relajación incoherente, cada núcleo emite a frecuencias distintas. Los espines de los núcleos que emiten a frecuencias más elevadas precesan a frecuencias más elevadas y en consecuencia las proyecciones sobre el plano transversal de sus espines, se adelantan respecto a los que emiten a frecuencias más bajas. Ello origina que el plano transversal se alcance rápidamente la orientación al azar. Por el contrario si la relajación es muy coherente, todos los núcleos liberan la energía a frecuencias muy similares, lo que origina una gran sincronización y muy poco desfase. En consecuencia se tardará mucho en que los espines alcancen la orientación al azar.

La evolución de la magnetización transversal con el tiempo hasta que se anula, corresponde a una senoide a la frecuencia de relajación, amortiguada por una exponencial decreciente. Este decrecimiento exponencial de la envolvente está regulada por un parámetro que llamamos T_2^* si se consideran todos los factores que influyen sobre el asincronismo de los núcleos o T_2 si no se consideran ni la influencia de las heterogeneidades del campo magnético externo ni las variaciones locales magnéticas que actúan de forma fija sobre los núcleos. Por tanto T_2 nos indica el asincronismo de los

núcleos durante la relajación debido a las influencias espín-espín aleatorias que dependen de la composición y estructuración propias del tejido. Si suponemos un campo externo perfectamente homogéneo y un tejido sin variaciones magnéticas locales fijas, el T_2 coincide con el T_2^* . Por lo general el T_2^* siempre es menor que el T_2 ya que cuando se contemplan todas las causas que pueden producir asincronismo la relajación es mucho más incoherente.

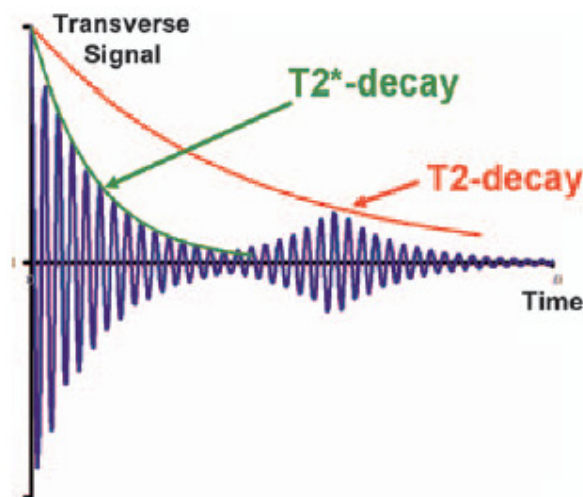


Figura 2. 10: Representación de T_2 y T_2^*

Una curva de magnetización que decrece rápidamente, implica un valor de T_2 corto, indicando un gran asincronismo en la relajación, lo que quiere decir que hay una alta influencia espín-espín.

Podemos obtener una imagen en la que el contraste potencie su diferencia con los valores de T_2 . Esta imagen potenciada T_2 , nos dará idea, a través del sincronismo en la relajación de la estructuración molecular en la porción de tejido. En una imagen potenciada en T_2 , la intensidad de la señal es directamente proporcional al valor de T_2 . Es decir, a mayor señal mayor coherencia en la relajación, menor influencia entre núcleos. Los líquidos en reposo tienen una alta señal de resonancia en imágenes potenciadas en T_2 . Una imagen en la que los líquidos aparecen en alta señal diremos que es potenciada en T_2 .

Cuanto mayor sea la intensidad de los líquidos tanto mayor es la potenciación en **T2**. Si la imagen que obtenemos no está corregida de las heterogeneidades del campo magnético externo ni de los efectos de las variaciones de susceptibilidad fijas, obtendremos una imagen potenciada en **T2*** siempre que los líquidos aparezcan muy intensos.

2.3 Medios de contraste

Existen sustancias que facilitan la relajación de los núcleos de Hidrogeno, tales como el Gadolinio (**Gd**). Esto origina que la liberación de energía por parte de los núcleos sea más rápida. De manera tal que en las imágenes potenciadas en **T1**, la presencia de esta sustancia acorta el tiempo de relajación.

El mecanismo de trabajo de las sustancias de contraste utilizadas en Resonancia Magnética comúnmente consiste en favorecer la relajación de los núcleos de ¹H (disminuir el **T1**) y aumentar la no sincronización en dicha relajación (disminuir el **T2**). Por lo tanto, en una potenciación dada de una imagen, las sustancias de contraste pueden aumentar (contrastes positivos) o disminuir (contrastes negativos) la señal.

Para estudiar las variaciones de los valores de **T1** y **T2** del tejido se utilizan los valores inversos de estas cantidades, es decir, $1/T_1$ y $1/T_2$, conocidos como índice de relajación longitudinal ($1/T_1$) e índice de relajación transversal ($1/T_2$). Bajo estos conceptos, una sustancia de contraste aumenta los valores de los índices de relajación.

Simplemente entonces, para un cierto valor de campo magnético externo y condiciones de temperatura fijadas, el incremento de los índices de relajación puede considerarse que depende linealmente de la concentración de contraste que tiene influencia sobre el tejido. La constante de proporcionalidad (**R**) se conoce como Relaxividad.

$$1/T_1 \text{ (post-contraste)} = 1/T_1 \text{ (pre-contraste)} + R_1 \text{ Concentración de contraste}$$

$$1/T_2 \text{ (post-contraste)} = 1/T_2 \text{ (pre-contraste)} + R_2 \text{ Concentración de contraste}$$

Tanto la Relaxividad Longitudinal (**R₁**) como la Relaxividad Transversal (**R₂**) se expresan en mMol⁻¹.s⁻¹. Cuanto mayor sea el valor de la relaxividad, mayor es la repercusión del contraste. Los valores de **R₁** y **R₂** dependen del tipo de agente de contraste.

Básicamente el valor de **R₁** está influenciado por la accesibilidad a las capas electrónicas más externas del agente de contraste, que los núcleos de ¹H presentan, por lo tanto es fundamental la estructura bioquímica del agente de contraste. Por otra parte el valor **R₂** se encuentra influenciado por las variaciones locales de campo magnético que induce la sustancia de contraste por lo que depende básicamente del momento magnético del agente de contraste (μ).

Evidentemente la introducción de una sustancia de contraste implica una heterogeneidad magnética añadida sobre el núcleo de ¹H y por lo tanto, un mayor desfase. Todo esto ocurre como si localmente el efecto del campo magnético se viese aumentado, es decir, que se aumenta el efecto de susceptibilidad magnética, con lo que el valor del momento magnético del contraste se determina por el cambio que produce en la susceptibilidad magnética.

Capítulo III

Procesamiento Digital de Imágenes

El procesamiento digital de imágenes se refiere al conjunto de técnicas y/o herramientas matemáticas que pueden ser aplicadas a las imágenes digitales, con el objetivo de mejorar la calidad de la información contenida por estas y así facilitar su interpretación al momento de realizar cualquier tipo de análisis, que puede ser tanto cualitativo como cuantitativo.

Por lo general dichos análisis consisten en la extracción de propiedades y características de las imágenes, así como también en la clasificación, identificación y el reconocimiento de patrones y/o estructuras presentes en ellas, debido a esto la segmentación de imágenes es una de las técnicas mas utilizadas en lo que a este campo se refiere.

3.1 Imagen Digital

Una imagen digital se define matemáticamente como una función continua $f(x, y)$, la cual ha sido discretizada tanto en las coordenadas espaciales como en los valores de intensidad luminosa. Una imagen digital puede considerarse entonces como una matriz cuyos índices de filas y columnas (i, j) , identifican un punto de la imagen y el valor correspondiente al elemento de matriz indica el nivel de gris en el punto (ver Figura 3.1). Los elementos de un arreglo o distribución digital como la que ha sido descrita anteriormente, se les denomina comúnmente como píxeles.

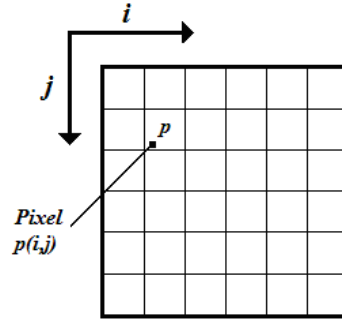


Figura 3. 1 Representación de una imagen digital.

3.2 Segmentación de Imágenes

En términos matemáticos, la segmentación de una imagen f es una partición del dominio D_f definido por esta, en n conjuntos disjuntos no vacíos $X_1, X_2, \dots, X_n$, llamados segmentos, de forma tal que la unión de todos los segmentos es igual a D_f [7].

La segmentación de una imagen se puede describir entonces como la partición o separación de está en diferentes regiones, donde cada región es medianamente homogénea con respecto a ciertas propiedades que definen a una estructura presente en dicha región, es por esto que si el dominio de la imagen viene dado por D_f , la segmentación consiste en determinar la serie de conjuntos $X_n \subset D_f$, cuya unión es el dominio D_f completo [8]. Por lo tanto, se satisface que:

$$D_f = \bigcup_{n=1}^N X_n \quad \text{Ec.3.1}$$

Este procedimiento nos permite hacer una interpretación cuantitativa y cualitativa de los datos de la imagen. Para realizar la segmentación se debe tener un conocimiento previo de cuales son aquellas propiedades que definen a cada estructura, como por ejemplo niveles de intensidad, bordes y textura.

Después de que una imagen es segmentada, ésta por lo general se representa asignándole a cada uno de los segmento X_i un valor particular de nivel digital, por ejemplo un nivel de gris diferente a cada segmento, en el caso de las imágenes en escala de grises. Otra alternativa es mostrar solamente los límites de cada segmento. Esto permite una representación binaria de la imagen segmentada.

3.3 Morfología matemática

La Morfología Matemática es una técnica de procesamiento digital de imágenes, la cual tiene sus bases establecidas exclusivamente en la “Teoría de Conjuntos”, los fundamentos teóricos que dieron origen a la Morfología Matemática se basan en los trabajos realizados por Hermann Minkowski [1903] y Hadwiger [1957], los cuales fueron continuados por Georges Matheron [1967] y J. Serra [1982]. Siendo la mayor parte de esta teoría desarrollada en el *Centre de Morphologie Mathématique* (CMM) de *l'Ecole des Mines de Paris*.

Esta es una técnica de procesamiento no lineal que se centra en el estudio de la geometría que poseen las estructuras presentes en las imágenes, donde las operaciones morfológicas dan como resultado la simplificación de los datos, conservando así las principales características de las formas de los objetos y eliminando los aspectos que sean irrelevantes, es decir, este sistema de operadores permite que las formas subyacentes sean identificadas y reconstruidas de forma óptima a partir de sus formas distorsionadas. Esto convierte a la Morfología Matemática en una gran herramienta, la cual puede ser usada con los siguientes propósitos:

- Pre-procesamiento de imágenes (supresión de ruido, simplificación de formas)
- Destacar la estructura de los objetos (marcar objetos, ampliar, reducir)
- Segmentación de Imágenes
- Descripción cualitativa de objetos (área, perímetro, etc.)

3.3.1 Transformaciones morfológicas

El objetivo de las transformaciones morfológicas no es más que extraer las estructuras referentes de la imagen sobre la que se esté operando, la cual es considerada como un conjunto, esto se logra por medio de la exploración de dicha imagen utilizando otro conjunto, cuya forma es conocida. A este otro conjunto se le denomina Elemento Estructurante (EE).

3.3.1.1 Elemento Estructurante

El elemento estructurante no es más que un conjunto de dimensiones pequeñas, en este caso algunos pixeles y este servirá como el objeto de referencia utilizado para explorar las imágenes sometidas a estudio. La forma del elemento estructurante es geoméricamente sencilla y se elige de acuerdo al conocimiento que se tenga sobre las estructuras relevantes e irrelevantes presentes en la imagen, ya que su forma debe estar asociada a la topología predominante en los elementos de la imagen [7].

En la Figura 3.2, se presentan algunas geometrías características de elementos estructurantes.

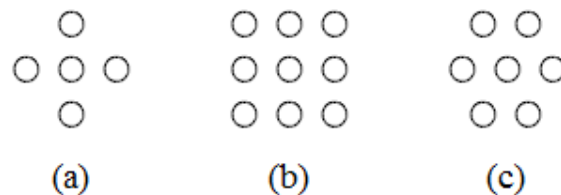


Figura 3. 2: Geometrías características de elementos estructurantes.

Los operadores morfológicos fundamentales requieren que el origen del EE sea definido, ya que esta definición permitirá que se coloque el EE en cualquier punto o píxel, esto quiere decir, que si un elemento estructurante se encuentra en la posición x su origen coincide con x .

La morfología matemática fundamenta todas sus operaciones en dos operadores asociados con el elemento estructurante: la erosión y la dilatación.

3.3.1.2 Erosión

La erosión de una imagen f por un elemento estructurante B se denota por $\mathcal{E}_B(f)$ y se define como el mínimo de las traslaciones de f por los elementos b de B . Por lo tanto, el valor erosionado en un píxel dado x , es el valor mínimo de la imagen en la ventana definida por el elemento estructurante cuando su origen está en x [7].

La expresión que define la erosión de una imagen f por un elemento estructurante B se presenta de la siguiente manera:

$$\mathcal{E}_B(f)(x) = \min_{b \in B} f(x + b) \quad \text{Ec. 3.2}$$

En las imágenes en escala de grises, para obtener la erosión se desplaza el EE sobre toda la imagen y se reemplaza el píxel central por el mínimo de los niveles digitales que se encuentren dentro de los márgenes impuestos por el EE, para una posición específica. La erosión como resultado permite destacar las zonas oscuras presentes en la imagen (ver Figura 3.5 a).

En la Figura 3.3, se representa el resultado de la aplicación del operador erosión sobre una cierta imagen.

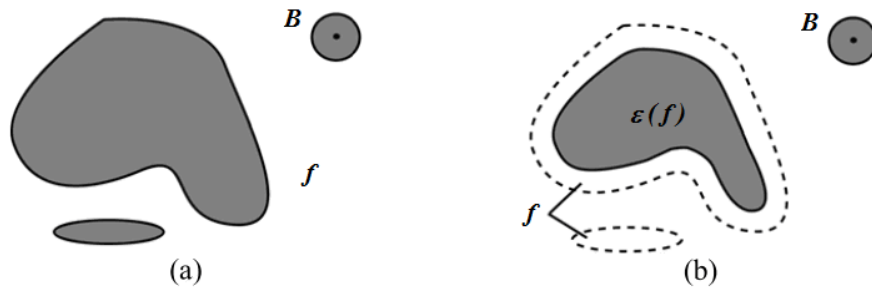


Figura 3. 3: Erosión de f por el elemento estructurante B .

3.3.1.3 Dilatación

De forma contraria a la erosión se define que la dilatación de una imagen f por un elemento estructurante B , corresponde al máximo de las traslaciones de f por los elementos b de B , y se denota por $\delta_B(f)$. Por lo tanto, el valor dilatado en un píxel dado x , es el que corresponde al valor máximo de la imagen en la zona definida por el elemento estructurante cuando su origen se encuentra posicionado en x [7].

La expresión que define la dilatación de una imagen f por un elemento estructurante B se presenta de la siguiente manera:

$$\delta_B(f)(x) = \max_{b \in B} f(x + b) \quad \text{Ec.}$$

3.3

En las imágenes en escala de grises, se obtiene la dilatación desplazando al EE por toda la imagen y reemplazando el píxel central por el máximo de los niveles digitales que se encuentren dentro de los márgenes impuestos por el EE, para una posición específica. La dilatación es la operación dual de la erosión, es por esto que como resultado destaca las zonas claras presentes en la imagen (ver Figura 3.5 c).

Una representación del resultado del proceso de dilatación sobre una imagen f , se muestra a continuación en la Figura 3.4.

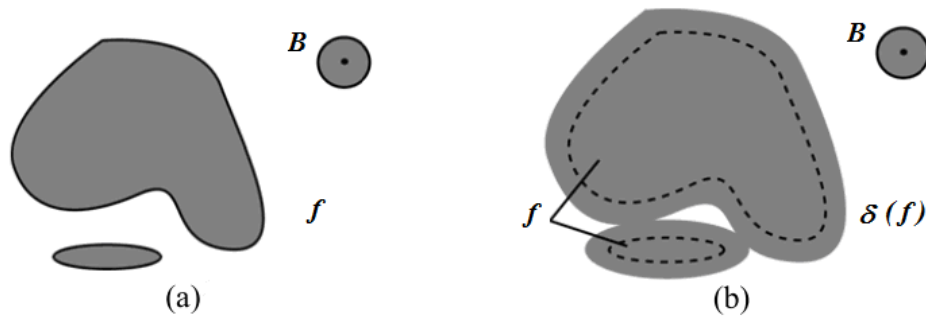


Figura 3. 4: Dilatación de f por el elemento estructurante B .

A continuación presentamos una imagen en la cual puede observarse, el resultado de aplicar tanto el operador erosión como el operador dilatación a una imagen de resonancia magnética nuclear.

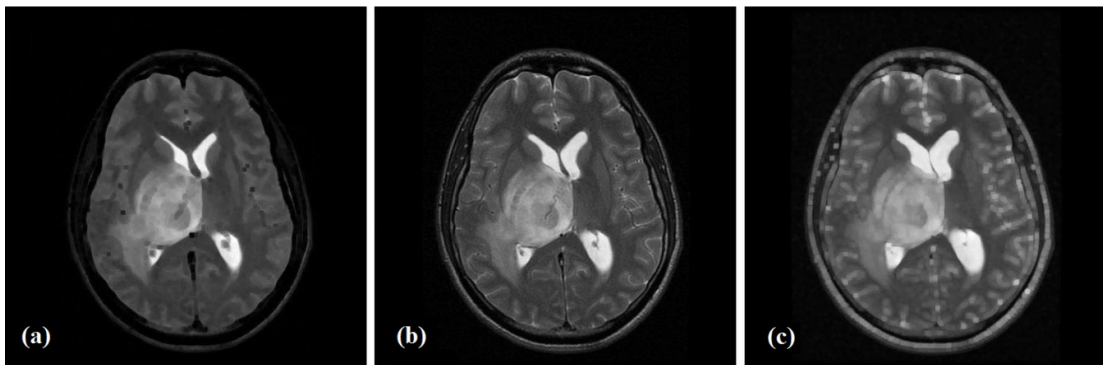


Figura 3. 5: (a) Imagen resultado de una erosión. (b) Imagen original. (c) Imagen resultado de una dilatación

3.3.1.4 Gradiente Morfológico

Los Gradientes Morfológicos son operadores que como resultado de su aplicación mejoran las variaciones en la intensidad de los pixeles en una sección determinada por un elemento estructurante. Este viene dado por el residuo entre dos operaciones o transformaciones morfológicas, siendo este la primera aproximación de la segmentación morfológica [9].

El gradiente morfológico básico, también llamado gradiente de Beucher, se define como la diferencia aritmética entre las transformaciones elementales dilatación y erosión por un elemento estructurante B, de la red considerada. Este gradiente morfológico se denota por ρ y su expresión viene dada de la siguiente manera:

$$\rho_B = \delta_B - \varepsilon_B \quad \text{Ec. 3.4}$$

El gradiente morfológico también puede darse por la diferencia entre una imagen dilatada y la imagen original o la diferencia entre la imagen original y su erosión. El primero de estos dos casos es conocido como gradiente por dilatación o gradiente externo y se expresa de la siguiente manera:

$$\rho_B^+ = \delta_B - f \quad \text{Ec. 3.5}$$

Por otra parte el generado por la imagen original y su erosión, se le denomina gradiente por erosión o gradiente interno y su expresión matemática es la siguiente:

$$\rho_B^- = f - \varepsilon_B \quad \text{Ec. 3.6}$$

A continuación en la Figura 3.6, se presenta un ejemplo de resultados obtenidos a través de estas tres definiciones de gradiente morfológico.

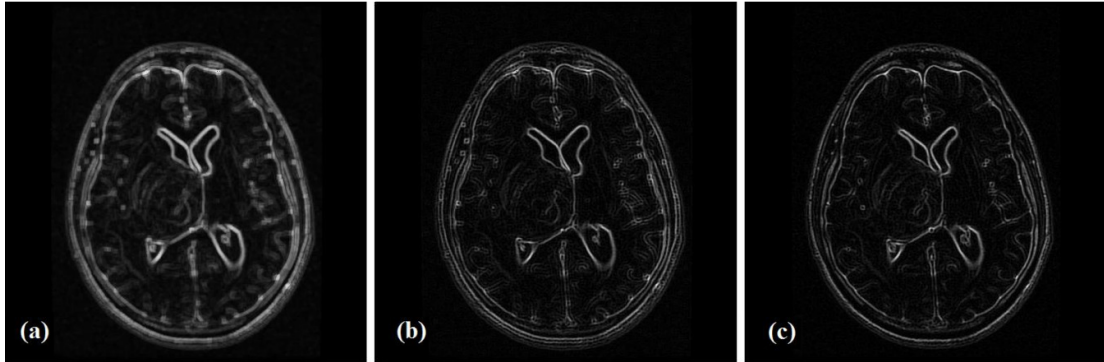


Figura 3. 6: (a) Imagen gradiente de Beucher. (b) Imagen de gradiente por dilatación. (c) Imagen de gradiente por erosión.

3.3.2 Operadores Morfológicos basados en la Excentricidad

Estos operadores son una extensión de la definición de los operadores morfológicos erosión y dilatación. Estos operadores fueron definidos como un método de aplicación de la morfología matemática en imágenes multicanales [10].

Las imágenes multidimensionales o multicanales corresponden a un arreglo de n imágenes bidimensionales, comúnmente llamadas canales, las cuales se encuentran definidas sobre un mismo dominio espacial [7]. Cada uno de los píxeles de este tipo de imágenes esta representado por un vector, donde las componentes de éste, corresponden al nivel digital de cada uno de los canales, la dimensión de los vectores estará determinada por el número de canales que conforman a la imagen multidimensional:

$$f(x) = [f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x)] \quad \text{Ec. 3.7}$$

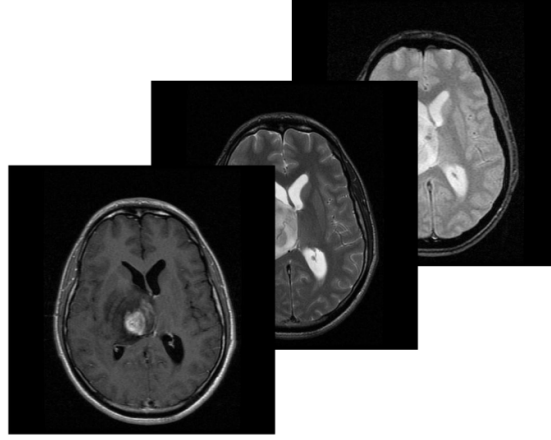


Figura 3. 7: Posicionamiento de los canales en una imagen multicanal.

Dado esto los operadores de excentricidad, definen una relación de orden entre los píxeles que se encuentran dentro del EE, que viene dada por la distancia que presenta cada uno de los píxeles respecto al resto, esta distancia se le denomina Excentricidad [10]. La expresión utilizada es la siguiente:

$$D_{SE}(\vec{s}) = \sum_{\vec{s}'} dist(f(\vec{s}), f(\vec{s}')) \quad \text{Ec. 3.8}$$

, donde $\vec{s}$ y $\vec{s}'$ se encuentran dentro del elemento estructurante y $dist(f(\vec{s}), f(\vec{s}'))$ es una distancia utilizada muy a menudo en los algoritmos de procesamiento digital de imágenes debido a la facilidad de su cálculo, esta es conocida como distancia City-block [11], y esta definida como:

$$dist(f(\vec{s}), f(\vec{s}')) = \sum_{i=1}^n |f_i(\vec{s}) - f_i(\vec{s}')| \quad \text{Ec. 3.9}$$

3.3.2.1 Erosión por excentricidad

El operador de excentricidad para realizar la erosión de una imagen multicanal selecciona el píxel que presente el menor valor de excentricidad dentro del elemento estructurante, esto se puede interpretar como que es el píxel más cercano al centroide de la nube de píxeles dentro del elemento estructurante. Su expresión viene dada de la siguiente manera:

$$[\mathcal{E}(f)](\vec{s}) = \min_{\vec{s} \in SE} D_{SE}(\vec{s}) \quad \text{Ec. 3.10}$$

3.3.2.2 Dilatación por excentricidad

El operador de excentricidad para realizar la dilatación de una imagen multicanal selecciona el píxel que presente el mayor valor de excentricidad dentro del elemento estructurante, esto se puede interpretar como que es el píxel más alejado al centroide de la nube de píxeles dentro del elemento estructurante. Su expresión viene dada de la siguiente manera:

$$[\mathcal{D}(f)](\vec{s}) = \max_{\vec{s} \in SE} D_{SE}(\vec{s}) \quad \text{Ec. 3.11}$$

3.4 Transformada de Watershed

La Transformada de Watershed, T.W., es una técnica morfológica de segmentación de imágenes, que divide el dominio de la imagen en conjuntos conexos. Este método interpreta a las imágenes en escala de gris, como las imágenes de un perfil topográfico de un cierto relieve terrestre, interpretando así a las regiones de máxima intensidad en la escala de gris como si fuesen llanuras o montañas, mientras que las que presentan intensidades de menor valor las considera como si fuesen valles y ríos.

Esta técnica se basa en la inundación de esos ríos con un cierto fluido y cuando el agua de dos regiones se une, se crea lo que es conocido como las líneas de Watershed, que son las líneas que definen el límite entre una región y otra.

Este algoritmo reconoce los contornos de las estructuras que conforman la imagen basándose esencialmente en clasificar los píxeles. A través del gradiente morfológico, se obtiene una imagen con mejor definición de las zonas que presentan mayor y menor intensidad de gris, lo que nos define los máximos y mínimos regionales, siendo los mínimos, los puntos desde donde comenzara la inundación de las zonas, es por esto, que la clasificación de los píxeles, se lleva acabo según sea el gradiente de intensidad en la escala de gris [12].

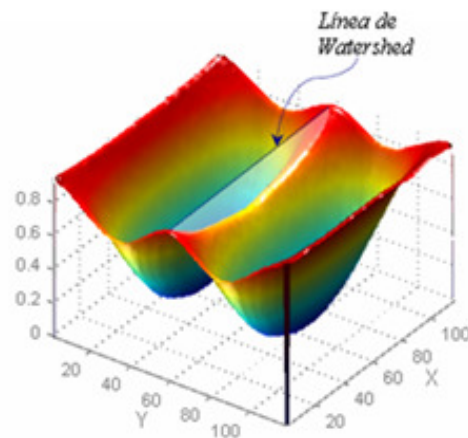


Figura 3. 8: Representación de las líneas de watershed.

Capítulo IV

Descripción del método

4.1 Imágenes Multicanal

Para la realización de este trabajo fueron necesarios grupos de imágenes de Resonancia Magnética Nuclear (RMN), donde cada grupo debía corresponder a imágenes de un mismo paciente, y cada una de estas debía haber sido adquirida por medio de una modalidad de RMN distinta. Esto fue posible ya que en algunos casos se adquieren varias imágenes en diferentes condiciones, pero manteniendo los parámetros generales, como por ejemplo la orientación del paciente y el grosor de corte, entre otros.

Para efectos de este trabajo se escogió que el plano de corte con el que se trabajaría sería el plano de corte axial, esto simplemente para efectos de una mejor visualización de la lesión y las áreas adyacentes a esta. Sumado a esto y debido a que este trabajo plantea como objetivo la delimitación del volumen tumoral y todas aquellas zonas hasta donde se hayan logrado extender células tumorales, se eligió que el área a ser estudiada sería el sistema nervioso central, debido a la no existencia de ganglios en esta área anatómica por los cuales pudiera diseminarse la lesión y así restringir dichas zonas de extensión al área circundante al tumor.

Debido a que el tiempo de adquisición entre los estudios de resonancia magnética, es relativamente corto, la probabilidad de encontrar variaciones entre las imágenes, debidas al movimiento del paciente es bastante remota, haciendo de este un problema de poca relevancia, es por esto que los métodos de registro de imágenes no fueron necesarios en la realización de este trabajo. Cabe destacar que las imágenes que conforman el conjunto de imágenes de un cierto paciente deben ser de un mismo corte longitudinal de este.

Se logró establecer 12 grupos de imágenes, de los cuales 4 de ellos estaban conformados por 3 modalidades de imágenes y el resto (8) solo por dos modalidades de imágenes. Entre esos grupos podemos encontrar tipos de imágenes tales como:

- T1
- T1 con contraste
- T2

Estos conjuntos de imágenes serían los que permitirían conformar las imágenes multidimensionales, determinando así a los vectores píxel o píxel vector, donde las componentes de estos estarían caracterizadas por el conjunto de niveles de gris que corresponden a las respuestas de RM en sus distintas modalidades.

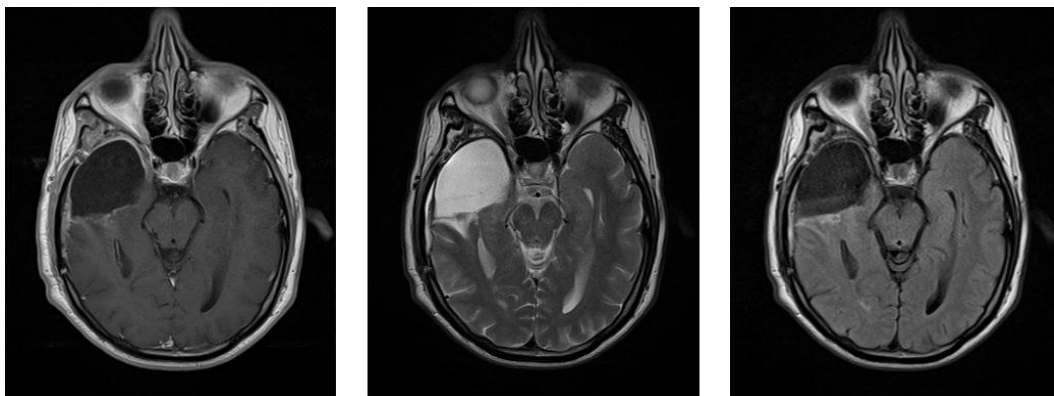


Figura 4. 1: Conjunto de tres imágenes de RM

Para el análisis de las imágenes fue utilizado el programa Matlab, en el cual se creó una rutina, que hace uso tanto de herramientas ya definidas en este programa como de nuevas herramientas escritas, las cuales fueron creadas para lograr los objetivos planteados en este trabajo de investigación. Esta rutina está comprendida en principio por cuatro (4) algoritmos.

4.2 Procesamiento de las imágenes digitales

Durante el proceso de segmentación se siguieron distintos pasos, los cuales tenían siempre el propósito, tanto de homogenizar los segmentos representativos de la imagen, como el de disminuir la cantidad de zonas que pudieran encontrarse al realizar la segmentación inicial.

1. Generación de máscara para reconocimiento del cráneo
2. Aplicación de los operadores morfológicos por filtro de excentricidad
3. Segmentación Watershed
 - 3.1. Determinación del centroide multicanal
 - 3.2. Eliminación de centroides repetidos y agrupamiento de los centroides
4. Distinción de la lesión y de zonas de posible extensión tumoral

4.2.1 Generación de máscara para reconocimiento del cráneo

Esta es una función que se encarga de identificar dentro de la imagen el área que corresponde enteramente al cráneo, dando así los límites exactos donde las funciones siguientes deben realizar sus correspondientes operaciones. Esta función de enmascaramiento elimina cualquier tipo de ruido presente en la imagen, en las zonas adyacentes al cerebro del paciente. El resultado de este procedimiento es una imagen binaria, donde desde el borde del cráneo hacia el interior de este la imagen toma el valor máximo uno y el resto toma el valor cero.

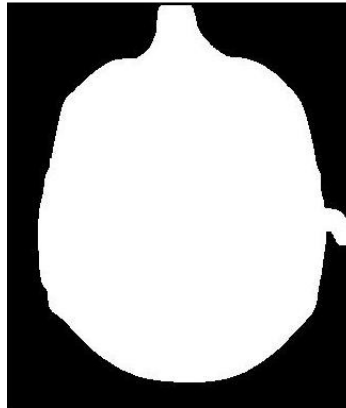


Figura 4. 2: Mascara generada para identificar los límites del cráneo

4.2.2 Aplicación de los operadores morfológicos por filtro de excentricidad

Una vez realizado el enmascaramiento de la imagen multidimensional esta fue analizada por los operadores morfológicos Erosión y Dilatación definidos según el filtro denominado Filtro de Excentricidad. Estos operadores fueron aplicados utilizando un elemento estructurante adecuado, cuya forma y dimensión era la apropiada, para analizar la imagen en cuestión. El elemento estructurante esta representado por una matriz de ceros y unos, donde los elementos de matriz de valor uno describen a los pixeles que se encuentran dentro del EE.

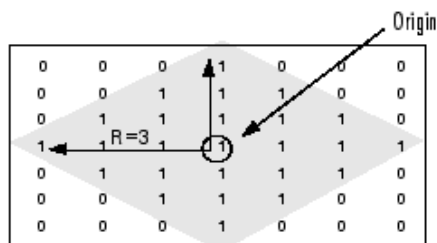


Figura 4. 3: Representación de un elemento estructurante de forma igual aun diamante de radio igual a 3.

Este procedimiento tendrá como primer paso hacer para cada píxel dentro del EE el calculo correspondiente de su valor de excentricidad, la cual esta definida por la Ecuación 3.8. Una vez establecido el valor de excentricidad para cada píxel dentro del EE, se identifica entre estos al que posee el mínimo valor de dicha magnitud y así el píxel vector que se encuentra en el centro del EE es sustituido por este, esto es en el caso de la erosión (ver Figura 4.4).

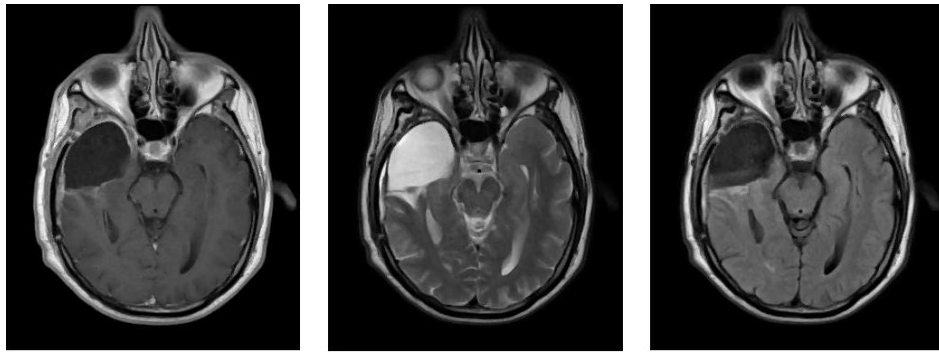


Figura 4. 4: Resultado de la erosión por el filtro de excentricidad sobre cada uno de los canales, que conforma a la imagen multidimensional.

Por otra parte en el caso de la dilatación el píxel central es sustituido por aquel que sea identificado como el píxel con mayor valor de excentricidad.

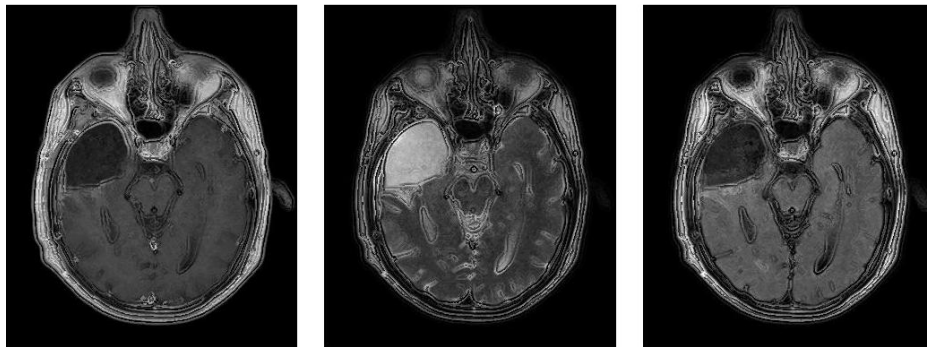


Figura 4. 5: Resultado de la dilatación por el filtro de excentricidad sobre cada uno de los canales, que conforma a la imagen multidimensional.

4.2.3 Segmentación Watershed

Los operadores erosión y dilatación no son procedimientos que se encargan de segmentar la imagen sino de resaltar bien sea las zonas oscuras o las zonas claras presentes en ésta, en este trabajo para llevar a cabo la segmentación se empleo la Transformada de Watershed, este algoritmo como se mencionó anteriormente en el capítulo 3, interpreta las imágenes en escala de gris, como imágenes de un perfil topográfico de algún relieve terrestre y según sea el gradiente de intensidad en la escala de gris, este hará una clasificación de los píxeles y así reconocerá los contornos de las estructuras que conforman a la imagen.

Cabe destacar que la TW opera básicamente sobre imágenes bidimensionales, debido a esto y con el fin de aplicar este operador a la imagen multidimensional, fue necesario definir una magnitud escalar positiva. Para efectos de este trabajo se tomó como dicha magnitud escalar una imagen gradiente, ésta en un principio se obtuvo a través de la definición habitual de este operador, la cual viene dada por la sustracción de la imagen dilatada con la imagen erosionada, como se expresa en la ecuación 3.4.

Esta imagen gradiente resultante es multidimensional, ya que tanto la imagen dilatada como la erosionada también lo son, es por esto que para obtener de forma definitiva una magnitud escalar, se tomo como paso secundario el calcular la norma a cada uno de los píxel vector que conforman la imagen, obteniéndose así una imagen de un solo canal. Este resultado se muestra a continuación en la Figura 4.6.



Figura 4. 6: Imagen gradiente

Por otra parte es fácil notar que una imagen puede tener múltiples regiones mínimas pero sólo un mínimo global, es por esto que es de suma importancia analizar la imagen y determinar cuales son los mínimos más representativos de está y así establecer que la TW opere a partir de dichos mínimos.

En la Figura 4.7, se muestra a continuación el resultado de la segmentación utilizando la transformada de watershed.

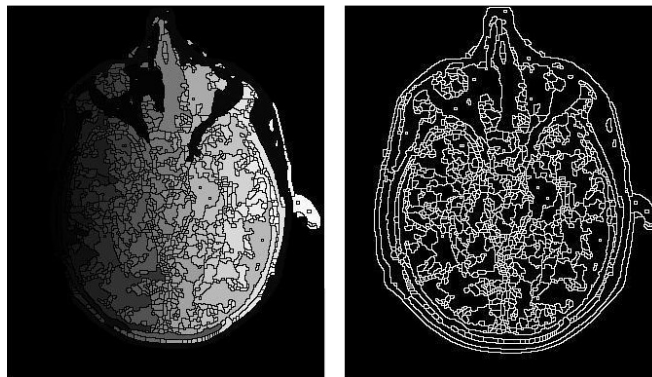


Figura 4. 7: (a) Imagen resultado de la Transformada de Watershed, (b) Bordes de la Imagen resultado de la T.W.

4.2.3.1 Determinación del centroide multicanal

La imagen segmentada obtenida por la aplicación de la Transformada de Watershed, es una imagen que presenta como característica una cantidad elevada de zonas representativas, donde cada una de estas zonas delimita un segmento en la imagen multicanal inicial.

Cada segmento definido por la TW sobre la imagen multimodal posee un píxel-vector, el cual hemos denominado como centroide multicanal, siendo denominado de esta manera, debido a que es el píxel-vector que se encuentra en el centro de dicho segmento.

Una vez establecido cual era el píxel centroide de un determinado segmento, se procedió a que cada uno de los otros pixeles que conformaban dicho segmento, fueran sustituidos por tal centroide. Esto se realizó en todos lo segmentos definidos por la TW.

Los mapas resultados de la aplicación de la transformada de watershed correspondientes a los distintos canales de la imagen multidimensional se muestran en la Figura 4.8.

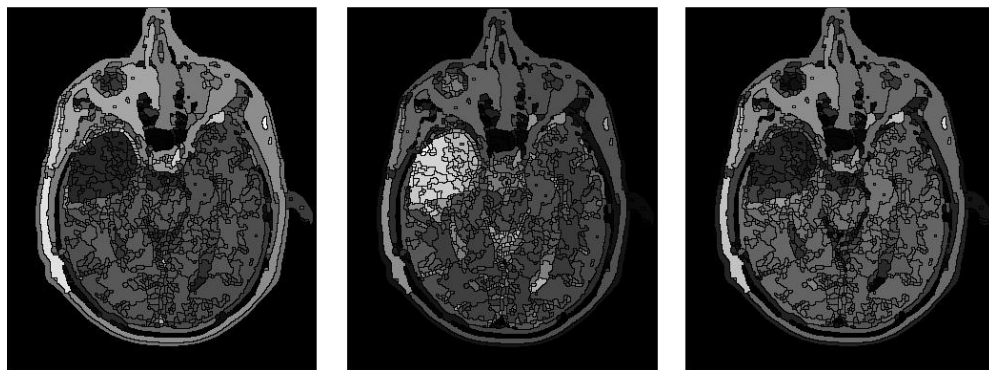


Figura 4. 8: Representación de cada canal al ser delimitados por la TW.

4.2.3.2 Eliminación de centroides repetidos y Agrupamiento de centroides

Como se mencionó anteriormente la Transformada de Watershed genera una elevada cantidad de zonas representativas en la imagen, por esta razón se debe realizar un análisis exploratorio sobre la imagen, para así encontrar parámetros que permitan reducir dicha cantidad de zonas.

En primer lugar, se verifica la existencia de centroides repetidos, es decir, se verifica si existen sectores que posean centroides iguales, de darse dicho caso estos son tomados como que pertenecen a la misma clase -a las zonas también se les asigna el nombre de clases- y por lo tanto estos sectores son agrupados, es decir, a estos sectores se les asigna la etiqueta de la misma clase.

Para el resto de los centroides se realiza un análisis por medio de un algoritmo de agrupamiento, el cual tiene como fin evaluar la similitud entre zonas, esto se pudo aplicar debido a que los centroides se encuentran ordenados de forma jerárquica, dicho análisis se basa en un criterio de distancia, el cual se lleva acabo calculando la distancia entre los centroides y vinculando entonces a aquellos que presenten menor distancia entre si. Si se realizara una representación grafica de este resultado, esta vendría dada por un dendograma, el cual representa a los datos en un diagrama con ramificaciones como las de un árbol, mostrando así el como están organizados los datos en subcategorías a diferentes niveles.

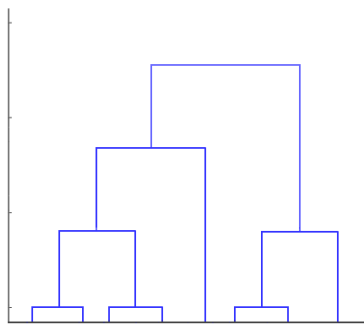


Figura 4. 9: Dendograma

Ya que los sectores en las imágenes bajo análisis corresponden a tejidos anatómicos, fue necesario entonces para efectos de este trabajo el establecer hasta que punto, debía realizarse el agrupamiento de zonas, tomando en cuenta para esto que el número de clases de tejidos diferentes para el área bajo estudio, se espera que sea baja. En un principio el número de clases final fue escogido arbitrariamente.

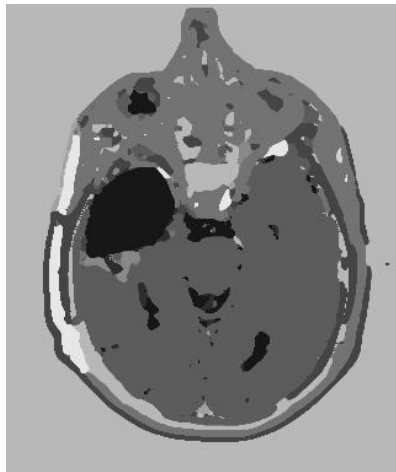


Figura 4. 10: Imagen Segmentada

4.2.4 Distinción de la lesión y de zonas de posible extensión tumoral

Una vez que se ha realizado la segmentación de la imagen tomando en cuenta la eliminación de centroides repetidos y la unificación de zonas que posean características similares. Se procedió a identificar el área correspondiente al tejido tumoral e identificar todas aquellas áreas adyacentes que presentaban un valor en la escala de gris el cual pudiera representar la extensión de la enfermedad.

Una vez identificadas tanto la zona correspondiente al tumor como aquellas que pudieran representar la extensión de la enfermedad, estas fueron llevadas a una imagen binaria, en la cual solo dichas zonas presentarían el máximo valor (1), esto se hizo tomando un píxel dentro de cada una de las ya mencionadas regiones y ordenando explícitamente que todos aquellos píxeles que pertenecieran a esa misma clase pasaran a ser de valor 1 y el resto valor 0. Debido al hecho de que uno especifica la cantidad de clases de tejido que desea presente en la imagen segmentada, será fácil encontrar zonas etiquetadas con la misma clase que el tejido tumoral, fuera del área definida por este tejido, de manera de suprimir estas zonas se define una región de interés la cual solo tomara en cuenta la lesión (ver figura 4.11).

Las imágenes en escala de gris son imágenes en formato RGB donde cada componente presenta el mismo valor dando así origen a la tonalidad de gris correspondiente, entonces y debido a que la imagen segmentada puede traer consigo la pérdida de detalles anatómicos, ya que todos los píxeles de un sector son reemplazados por uno en particular – el denominado centroide multicanal- se procedió a resaltar en las imágenes originales las zonas encontradas en la imagen segmentada esto se hizo asignándole a dichas zonas solamente una de las coordenadas del código RGB o dicho de otra manera suprimiendo en dichas zonas 2 de las coordenadas del código RGB, de manera que tendríamos una imagen en escala de gris, pero en aquellas zonas relacionadas a la lesión encontraremos zonas rojas, verdes y azules, donde esto podría ayudar más a la hora de delimitar el lecho tumoral y establecer hasta donde llega su extensión sobre el tejido sano.

Para lograr eso se tomó un píxel dentro de la región demarcada por la lesión y/o aquellas que se presume corresponden a una extensión de la enfermedad y ordenando así explícitamente que todos aquellos píxel que posean la etiqueta de la misma clase que ese píxel, pasen a una imagen donde solo posean una de las 3 coordenadas del código RGB.

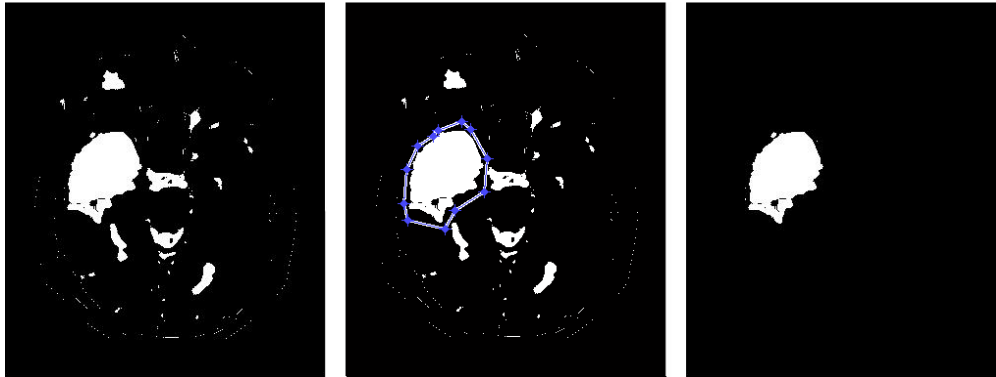


Figura 4. 11: Representación de la cantidad de zonas identificadas con la misma clase de la lesión, y resultado de tomar una región de interés (ROI).

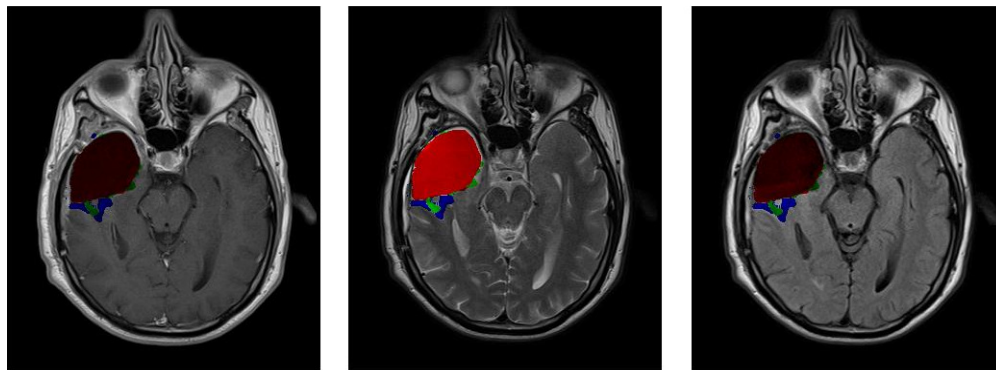


Figura 4. 12: Imágenes originales previa delimitación de la lesión y de posibles zonas de extensión tumoral

Capítulo V

Resultados y Análisis

Bajo este procedimiento fueron analizados 12 grupos de imágenes, a continuación se presenta en la Tabla 5.1, el numero de canales que conformaban cada imagen mutidimensional y el diagnostico correspondiente, a cada una de estas lesiones.

Nº	Diagnostico	Nº de canales
P 1	Astrocitoma	3
P 2	Oligoastrocitoma	3
P 3	Glioblastoma Multiforme	3
P 4	Glioblastoma Multiforme	3
P 5	Astrocitoma	2
P 6	Astrocitoma Difuso grado II	2
P 7	Oligodendroglioma	2
P 8	Xantroastrocitoma	2
P 9	MT Cerebral	2
P 10	Meningioma Meningotelial	2
P 11	Astrocitoma Pilocitico grado I	2
P 12	Astrocitoma fibrilar	2

Tabla 5.1

Al momento de realizar el procesamiento digital de las imágenes por medio del método descrito en el capítulo anterior, se tuvo que establecer para cada grupo de imágenes, parámetros tales como radio del elemento estructurante, número de clases de tejidos presentes en la imagen segmentada, entre otros, a continuación se presentan los resultados obtenidos, tanto en diferentes pruebas de análisis como pruebas finales:

5.1 Resultados por filtro de excentricidad

Las imágenes multicanal procesadas a través de la morfología matemática, por lo general son evaluadas de forma tal que se analizan los canales por separado, lo que puede generar la pérdida de información, en este trabajo se presenta un método de análisis el cual evalúa de forma unificada la información que proveen los canales.

Para analizar las respuestas del filtro de excentricidad, se presenta una imagen ampliada de una cierta sección de uno de los canales resultantes de la morfología matemática:

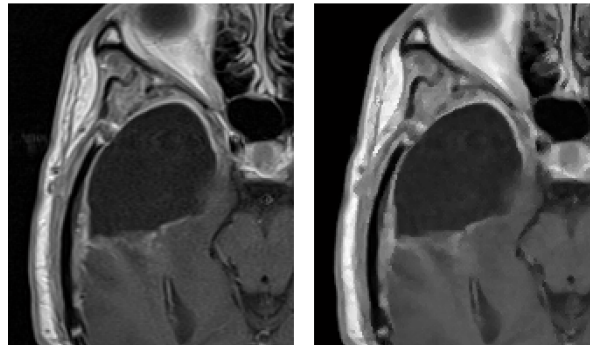


Figura 5. 1: A la izquierda sección ampliada de la imagen original. A la derecha sección ampliada de la imagen erosionada por filtro de excentricidad

Como podemos ver en la figura 5.1 la erosión por el filtro de excentricidad nos devuelve una imagen la cual presenta una textura mas homogénea y de impresión mas clara que la imagen original, esto se debe a la definición de la excentricidad –valor tomado como referencia comparativa entre pixeles, definido por la ecuación 3.7–, donde se expresa que su valor viene dado por la suma de las distancias entre un píxel y el resto los pixeles demarcados por el elemento estructurante.

Es fácil ver que el píxel que posee menor excentricidad es aquel cuya intensidad es similar a la mayoría de los otros pixeles que se encuentran dentro del elemento estructurante, para que así el calculo de la distancia componente a componente de cómo resultado un valor mínimo, lo que genera que el píxel tomado no es aquel con menor intensidad en la escala de gris, sino alguno de los que presenta mayor intensidad dando como resultado una imagen mas clara.

Por otra parte en la figura 5.2 visualizamos el resultado de la dilatación por el filtro de excentricidad, este es una imagen la cual presenta una textura de relieves entre máximos y mínimos de intensidad, en principio más clara que la original pero de aspecto confuso.

Esto se debe a que el píxel que posee mayor excentricidad es aquel cuya intensidad esta más alejada del resto de los pixeles, ya que esto hace que el cálculo de la distancia componente a componente dé cómo resultado un valor máximo, este píxel puede ser tanto el de menor valor o como el de mayor valor de intensidad, es por esto que la imagen resultado presenta una extensión de las zonas claras pero también en esta extensión presenta zonas de nivel de intensidad mínimo.

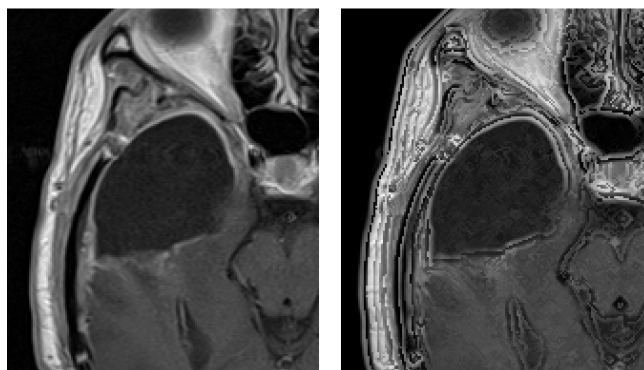


Figura 5. 2: A la izquierda sección ampliada de la imagen original. A la derecha sección ampliada de la imagen dilatada por filtro de excentricidad

5.2 Resultados por transformada de watershed

Como se menciona en el capítulo anterior en la sección 4.2.3 una imagen puede tener múltiples mínimos regionales, debido a esto es necesario establecer los mínimos representativos, para llevar a cabo la operación de la transformada de watershed.

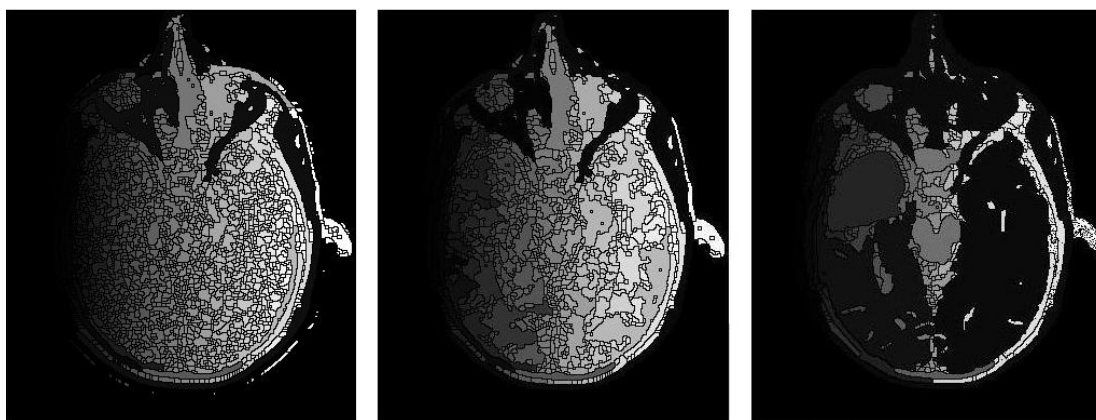


Figura 5. 3: Aplicación de la TW a una misma imagen en tres oportunidades, tomando en cuenta que en cada oportunidad se estableció una cantidad diferente de mínimos representativos.

En la Figura 5.3 se observa el resultado de aplicar en tres oportunidades la TW a una misma imagen, tomando en cuenta que en cada oportunidad se estableció una cantidad diferente de mínimos representativos. Como era de esperarse las imágenes segmentadas poseen un número de sectores acorde, con la cantidad de mínimos, es decir, la imagen de mayor cantidad de mínimos presenta una mayor cantidad de zonas. Esto también puede visualizarse en la Figura 5.4 donde se reflejan solamente los bordes establecidos por esta segmentación.

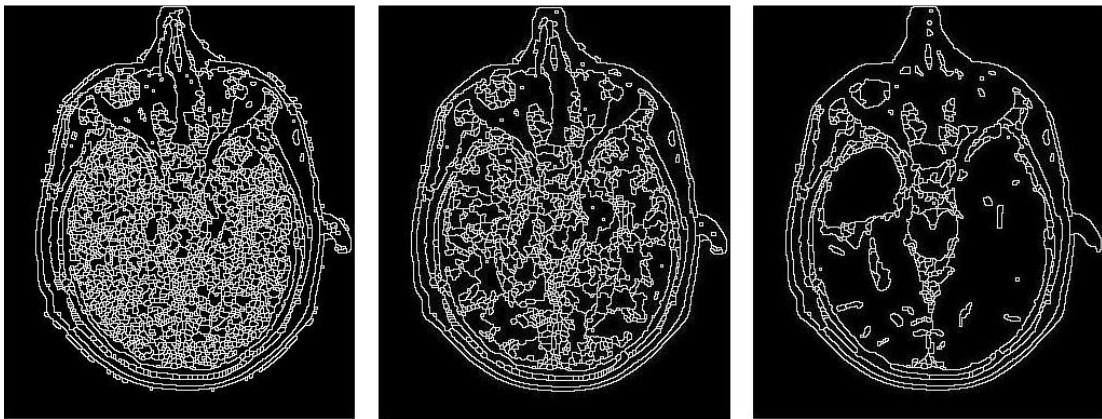


Figura 5. 4: Bordes establecidos por los sectores encontrados a través de la TW presentados en la figura 5.3.

Debido a esto la imagen segmentada también se verá afectada, ya que cada zona posee un centroide, el cual reemplazará a cada píxel de dicha sección, debido a esto el método de agrupamiento jerárquico empleado en este procedimiento, encontrará bien sea más zonas o menos zonas, entre las cuales realizar la comparación siguiendo el criterio de distancia, lo que traerá que el agrupamiento de zonas sea de forma distinta. Los resultados obtenidos (ver Figura 5.5), nos reflejan que existe un valor umbral para la cantidad de mínimos representativos, puesto que la imagen segmentada obtenida a partir de un número muy elevado de mínimos, no presenta una buena definición de las zonas de la imagen, ocurriendo lo mismo para un valor muy reducido de dichos mínimos.

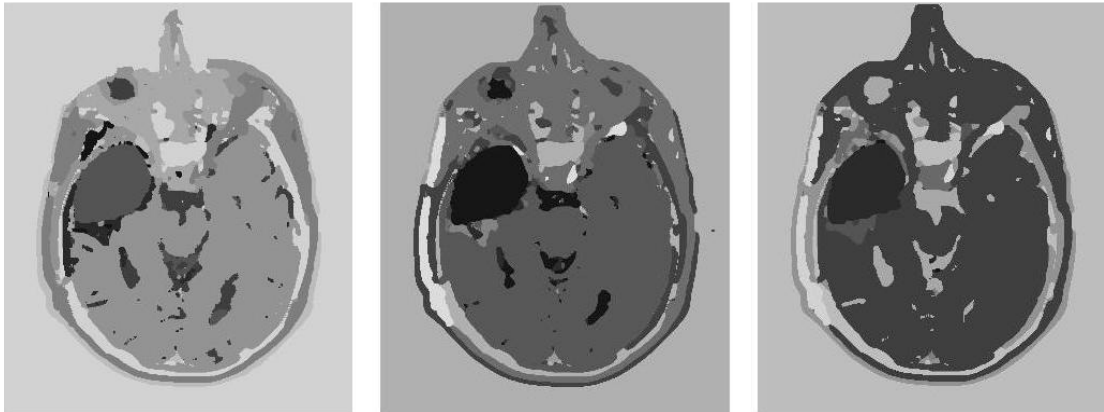


Figura 5. 5: Respectivas segmentaciones resultado de los sectores encontrados a través de la TW presentados en la figura 5.3.

Los resultados presentados anteriormente en esta sección corresponden a un primer paciente, en el cual la lesión, se encuentra muy bien definida sin procesamiento alguno. A continuación se presentan los resultados obtenidos para la serie de imágenes de un segundo paciente, cuya lesión no se encuentra definida con tanta precisión.

En la Figura 5.6 pueden observarse los respectivos tres canales de la imagen multidimensional, que representa a este segundo paciente.

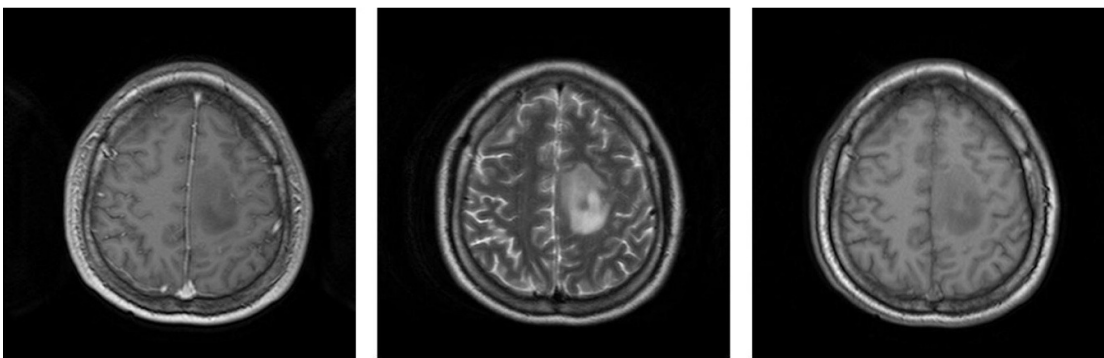


Figura 5. 6: Conjunto de tres imágenes de RM, correspondientes al segundo caso analizado.

De forma similar al primer caso presentado, se obtuvo para este segundo paciente, que la cantidad de sectores representativos para la imagen segmentada por la transformada de watershed, es acorde a la cantidad de mínimos establecidos. Una mayor cantidad de mínimos representa una mayor cantidad de zonas y viceversa (ver Figura 5.7).

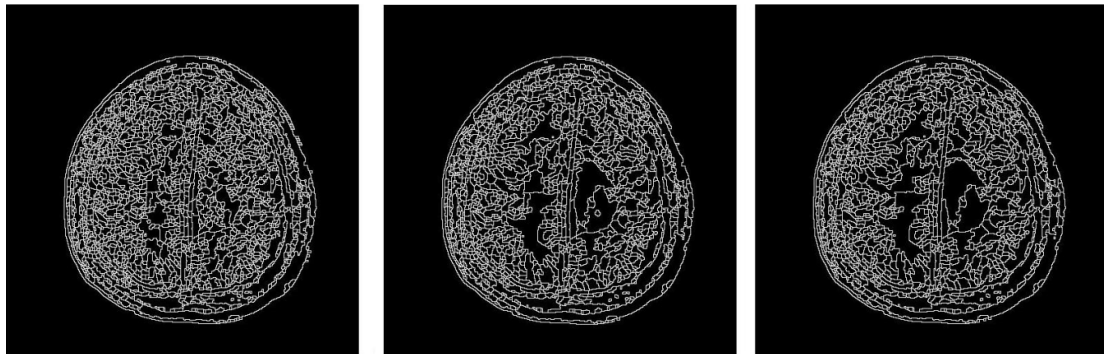


Figura 5. 7: Bordes establecidos por los sectores encontrados a través de la aplicación de la TW a una misma imagen en tres oportunidades, tomando diferentes cantidad de mínimos representativos, Imágenes originales ver figura 5.6.

Anteriormente también se discutió que las imágenes obtenidas a partir de un número de mínimos bien sea muy elevado o muy reducido son imágenes que no presentan una buena definición de sus regiones, hecho que puede afectar directamente la segmentación de los márgenes de la lesión, al punto de excluir parte de esta, esto no pudo ser apreciado en el primer caso analizado, ya que como se mencionó el área del tumor para este se encuentra muy bien definida, por otra parte en este segundo caso la lesión no posee una definición tan específica, era de esperarse entonces que la definición de los mínimos jugara un papel muy importante en la delimitación de los márgenes de la lesión.

En la imagen de la izquierda de la Figura 5.8, podemos observar el resultado para el segundo paciente, cuando se ha escogido una alta cantidad de mínimos, obteniendo una imagen la cual presenta una definición baja, al punto de excluir parte de la lesión, que si es observada en las imágenes sin procesar, ocurriendo esto mismo para el caso en el que se escogió una cantidad de mínimos mas reducida (imagen de la derecha de la Figura 5.8). Por otra parte en la imagen central de esta misma figura, observamos una completa delimitación de la lesión, resultado de establecer un valor de la cantidad de mínimos situado entre las

cantidades con las que se obtuvieron las otras imágenes, corroborando esto la existencia de un valor umbral para esta cantidad, de manera que al alejarse de este los resultados obtenidos no serán óptimos.

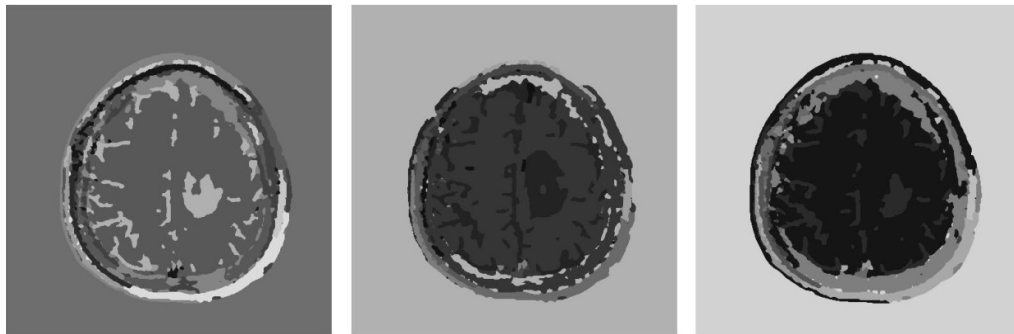


Figura 5. 8: Respectivas segmentaciones resultado de los sectores encontrados a través de la TW presentados en la figura 5.7.

5.3 Resultados por número de clases finales

Definir hasta que punto debía realizarse el agrupamiento de zonas, fue también una parte del método que trajo consigo una cantidad de resultados, debido a que el área anatómica bajo estudio es el sistema nervioso central, el número de clases de tejidos diferentes para visualizar una buena respuesta se esperaba fuese baja.

A continuación se presenta en la Figura 5.9, los resultados de imágenes segmentadas bajo diferentes números de clases.

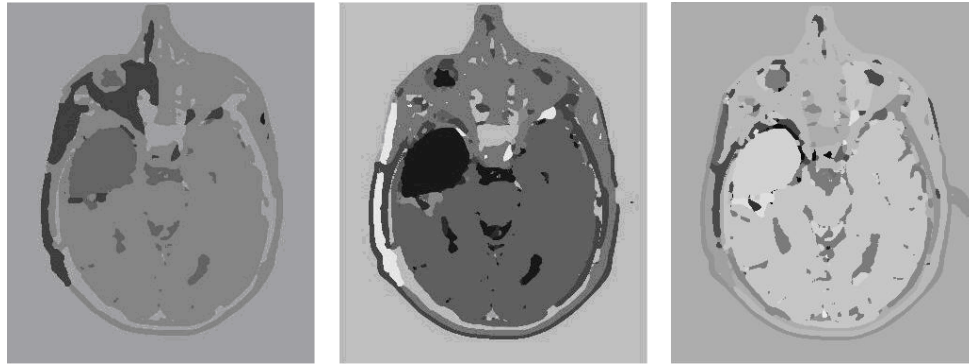


Figura 5. 9: A la Izq. imagen segmentada bajo 5 clases de tejido. Centro imagen segmentada bajo 10 clases de tejido. A la Der. imagen segmentada bajo 20 clases de tejido.

A partir de los resultados expresados en la Figura 5.9, se puede apreciar entonces que un numero reducido de clases, nos da como resultado una imagen cuya definición de las zonas es limitada, esto se debe a que muchas zonas que en principio no son tan similares, son tomadas por el algoritmo de agrupamiento como pertenecientes a una misma clase. En esta misma figura también se puede detallar otro aspecto capaz de generar que no se aprecien detalles en la imagen, este es el de segmentar la imagen hasta un numero elevado de clases, para contrarrestar esto fue necesario establecer un valor para la cantidad de clases, para el cual se observara una mejor definición de las zonas de la imagen, este valor se encontró que estaba alrededor de un numero aproximado de 10 clases, siendo este el valor con el que se obtuvieron mejores resultados.

5.4 Resultados por número de canales

Como fue mencionado anteriormente para este trabajo, se lograron conformar grupos de mínimo dos imágenes y máximo de apenas de tres canales, de manera de establecer si existe una diferencia representativa en los resultados, con respecto al numero de canales presente, se decidió analizar uno de los grupos que presentaban tres canales suprimiendo uno de ellos, quedando así a la disposición una imagen de dos canales. Esto se realizo bajo los mismos criterios del resultado obtenido con los tres canales, como lo son misma cantidad de mínimos representativos, mismo número de clases de tejido, etc.

Es importante resaltar que ya que cada canal esta representado por una modalidad de imagen distinta, cada uno ofrece entonces una información diferente, por esta razón en un principio no puede suprimirse uno de los canales arbitrariamente, y hacer un análisis sin antes observar los resultados de suprimir cualquiera de los otros canales. Es por esto que fueron suprimidos uno a uno cada canal, obteniéndose los siguientes resultados (ver Figura 5.10).

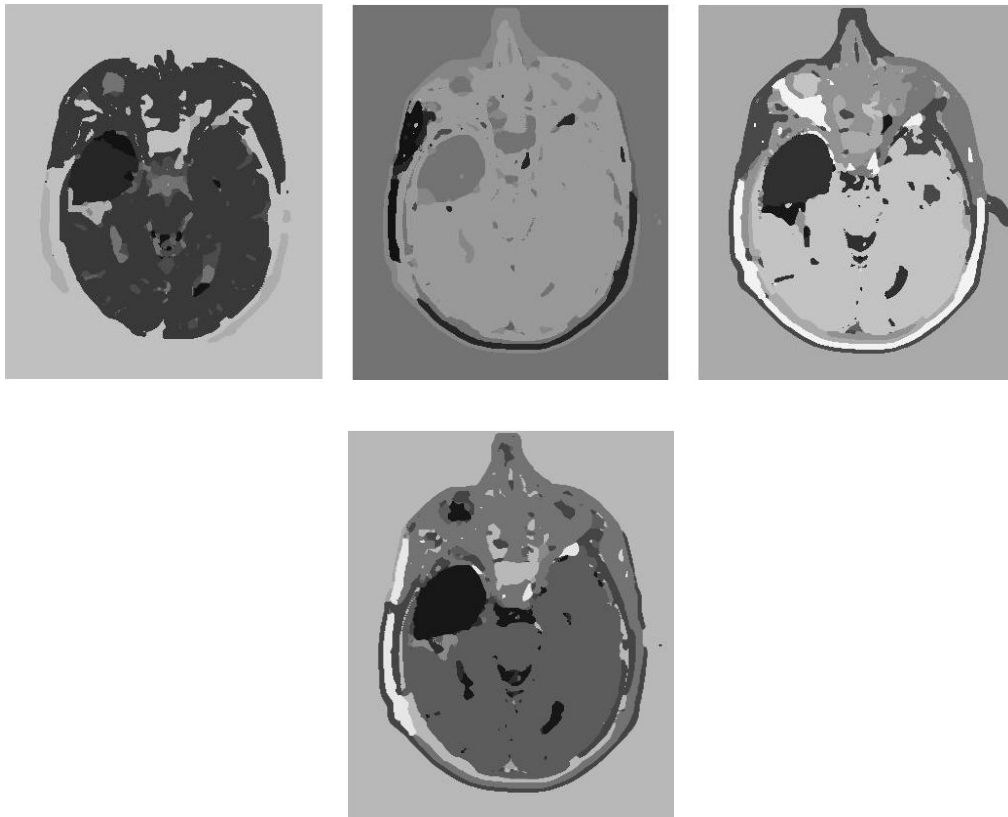


Figura 5. 10: Imágenes superiores obtenidas suprimiendo un canal del total de tres canales. Imagen inferior obtenida bajo los tres canales.

Las tres imágenes superiores de la Figura 5.10 corresponden a los resultados obtenidos al suprimir cada uno de los canales, por su parte la imagen inferior es la que corresponde al resultado obtenido con los 3 canales. Se puede apreciar que existe una diferencia notable entre las imágenes superiores y a su vez una diferencia igualmente notable entre estas y la imagen inferior, de donde se puede destacar que las imágenes obtenidas con solo dos canales, presentan una definición de las regiones la cual es de menor calidad que la obtenida bajo tres canales, de lo que podemos concluir que tener al alcance una mayor cantidad de imágenes diagnóstico que representen una mayor cantidad de canales en la imagen multicanal, se reflejara en la obtención de mejores resultados, esto debido a que seria tomado en cuenta mucha mas información para realizar el estudio.

5.5 Presentación de los Resultados

A continuación se presentan los doce (12) grupos de imágenes analizados, por el método descrito en el capítulo 4. Presentando las imágenes que representan a cada canal, la imagen producto de la segmentación y las imágenes finales debidamente coloreadas, en las zonas de lesión y posible extensión de esta.

Grupo de Imágenes nº 1:

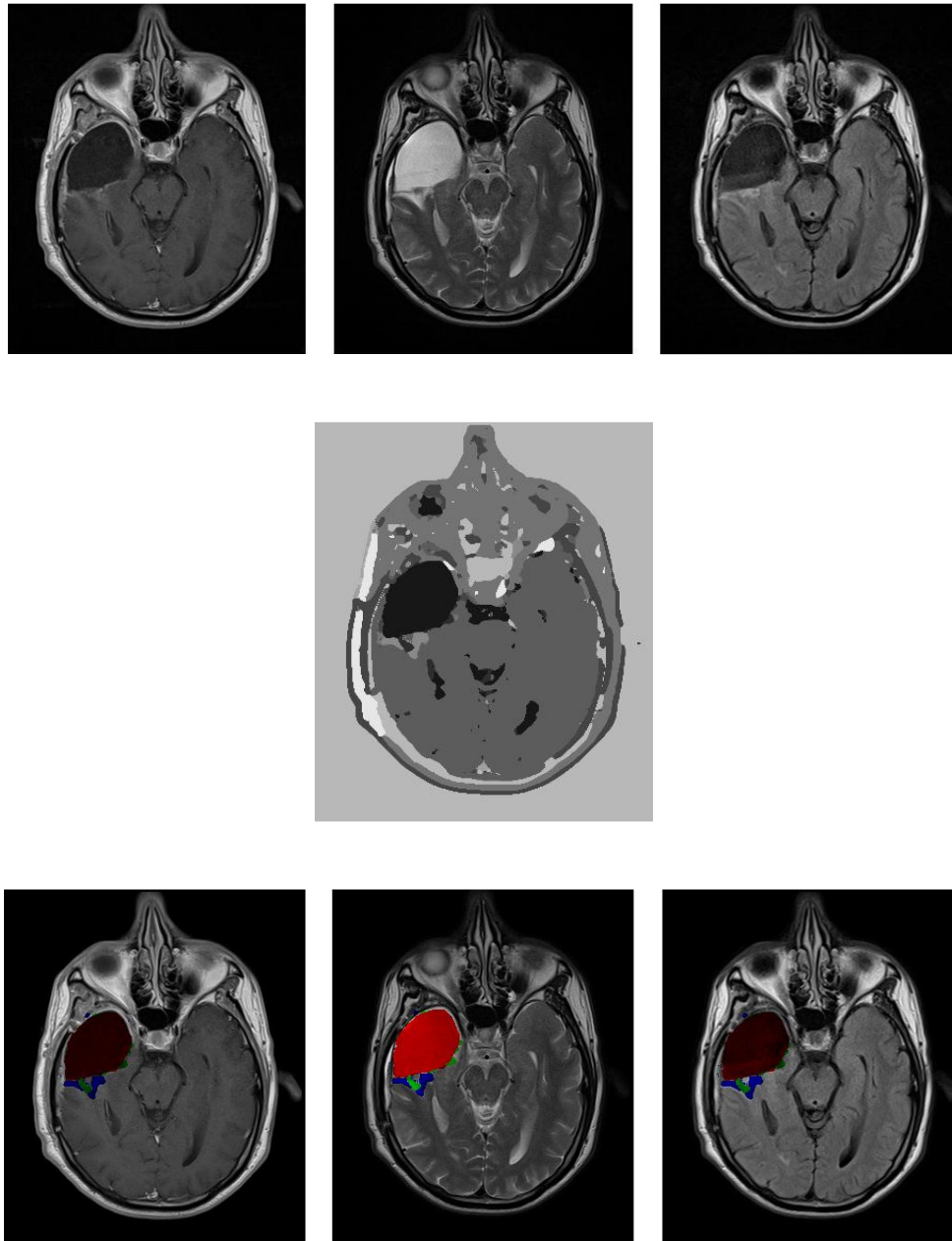


Figura 5. 11: Imágenes superiores corresponden a las imágenes originales que representan a cada canal. Imagen central imagen obtenida por la segmentación. Imágenes inferiores corresponden a los canales con las zonas tumorales debidamente coloreadas.

Grupo de Imágenes n° 2:

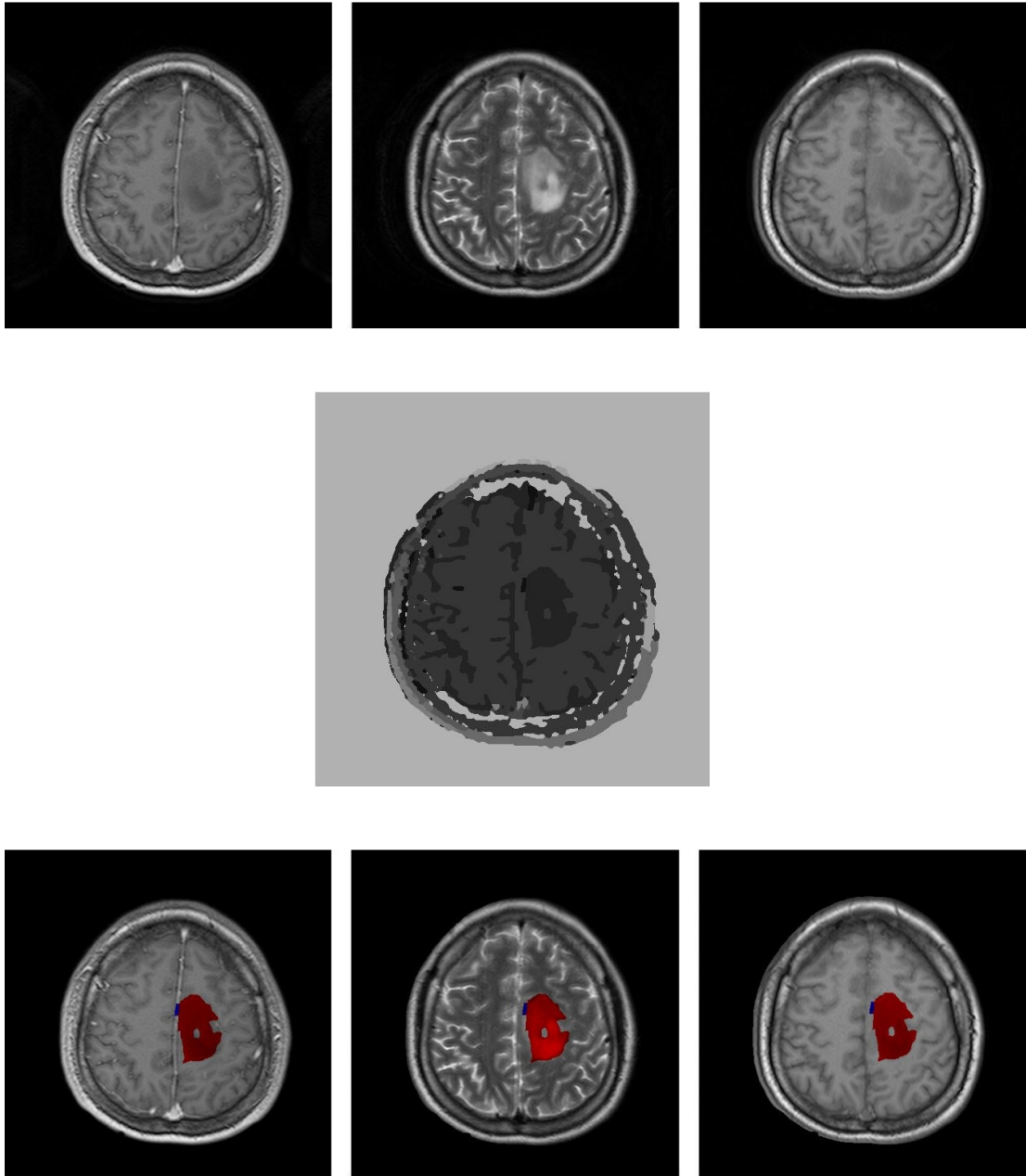


Figura 5. 12: Imágenes superiores corresponden a las imágenes originales que representan a cada canal. Imagen central imagen obtenida por la segmentación. Imágenes inferiores corresponden a los canales con las zonas tumorales debidamente coloreadas.

Grupo de Imágenes n° 3:

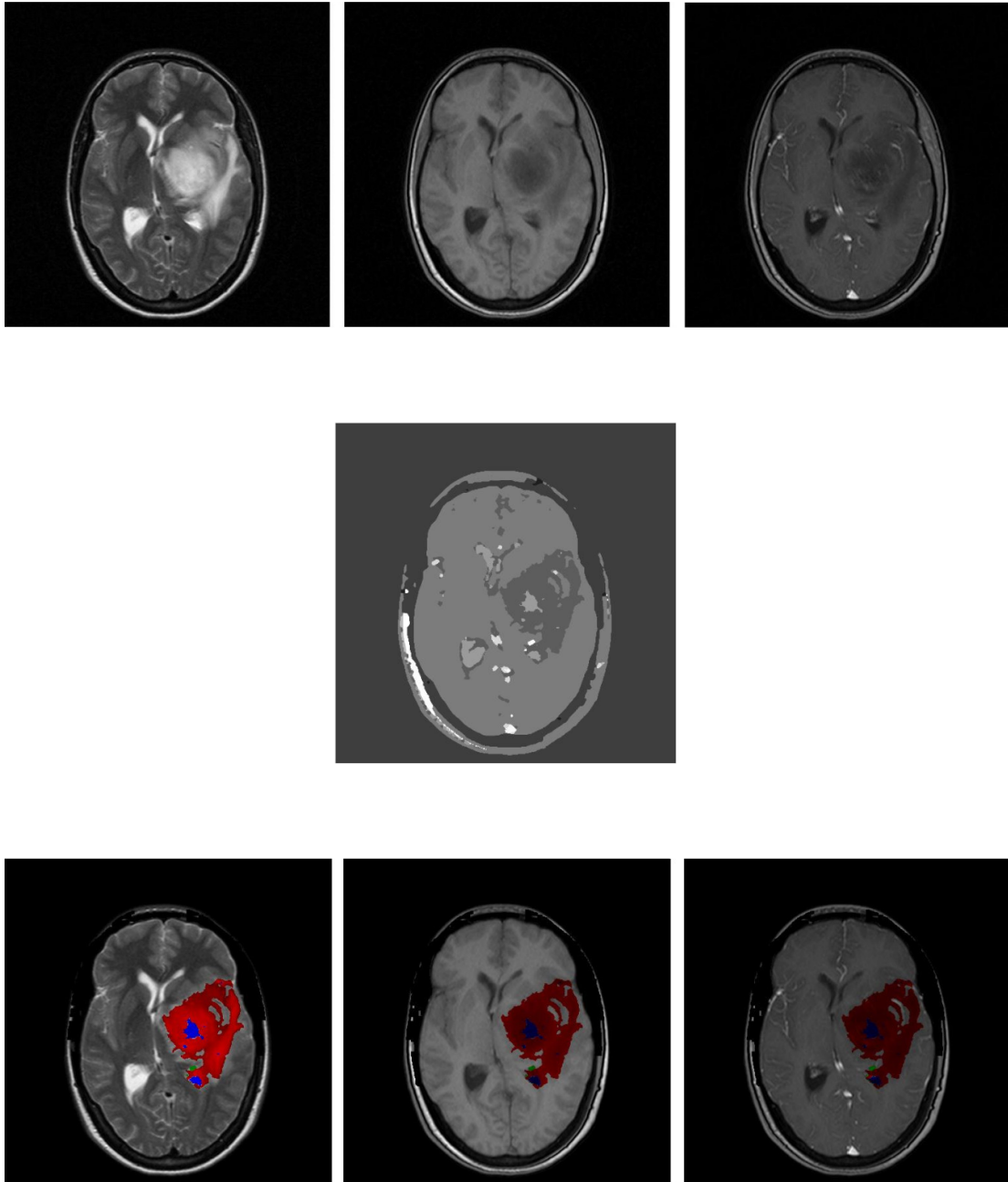


Figura 5. 13: Imágenes superiores corresponden a las imágenes originales que representan a cada canal. Imagen central imagen obtenida por la segmentación. Imágenes inferiores corresponden a los canales con las zonas tumorales debidamente coloreadas.

Grupo de Imágenes n° 4:

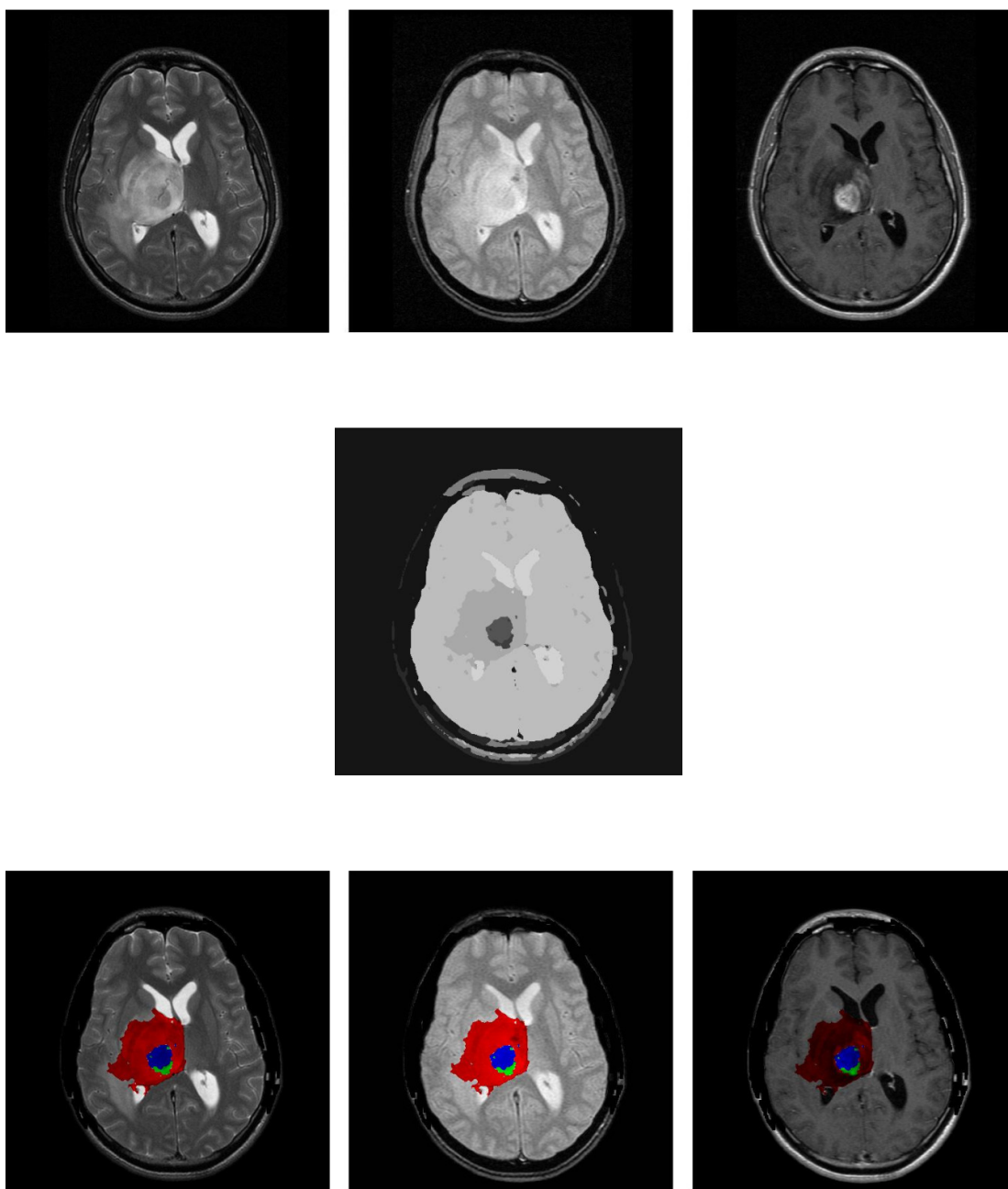


Figura 5. 14: Imágenes superiores corresponden a las imágenes originales que representan a cada canal. Imagen central imagen obtenida por la segmentación. Imágenes inferiores corresponden a los canales con las zonas tumorales debidamente coloreadas.

Grupo de Imágenes nº 5:



Figura 5. 15: Imágenes superiores corresponden a las imágenes originales que representan a cada canal. Imagen central imagen obtenida por la segmentación. Imágenes inferiores corresponden a los canales con las zonas tumorales debidamente coloreadas.

Grupo de Imágenes nº 6:

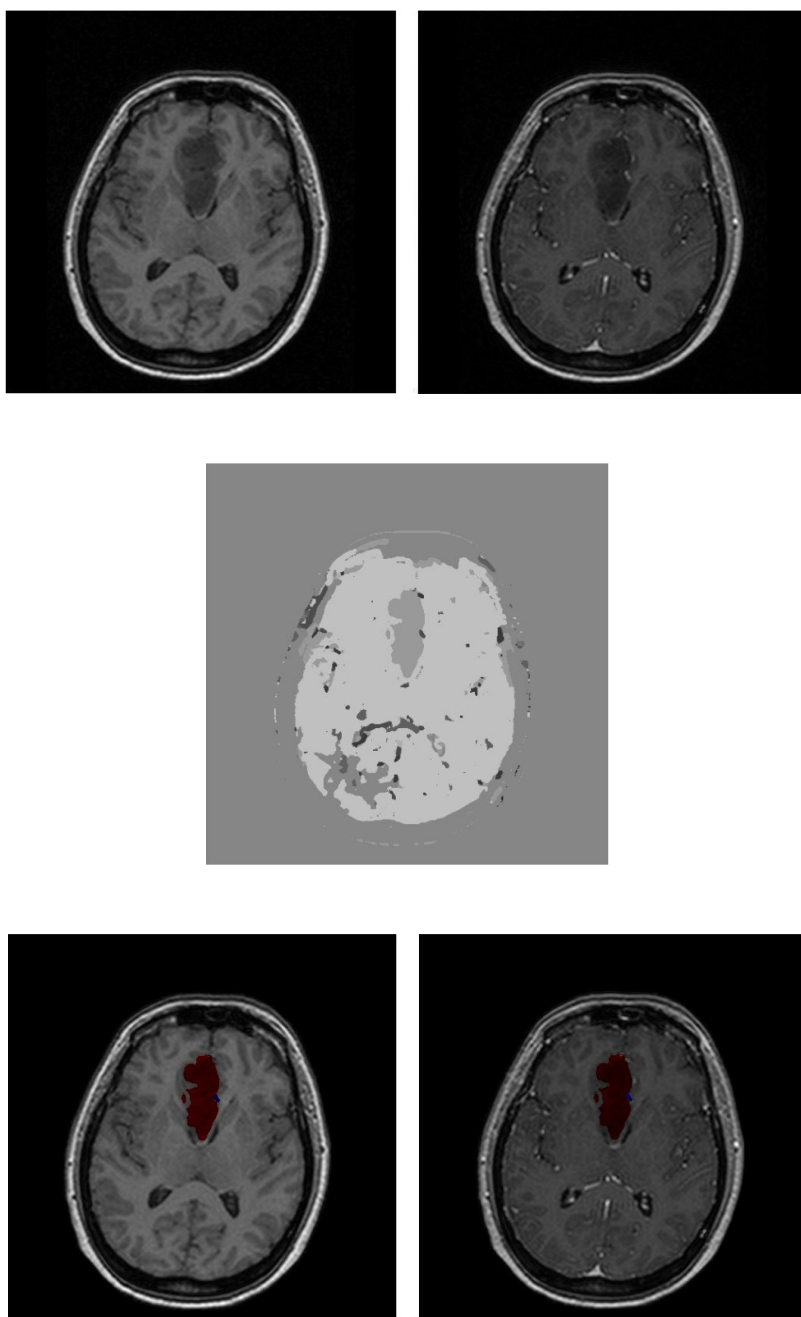


Figura 5. 16: Imágenes superiores corresponden a las imágenes originales que representan a cada canal. Imagen central imagen obtenida por la segmentación. Imágenes inferiores corresponden a los canales con las zonas tumorales debidamente coloreadas.

Grupo de Imágenes nº 7:

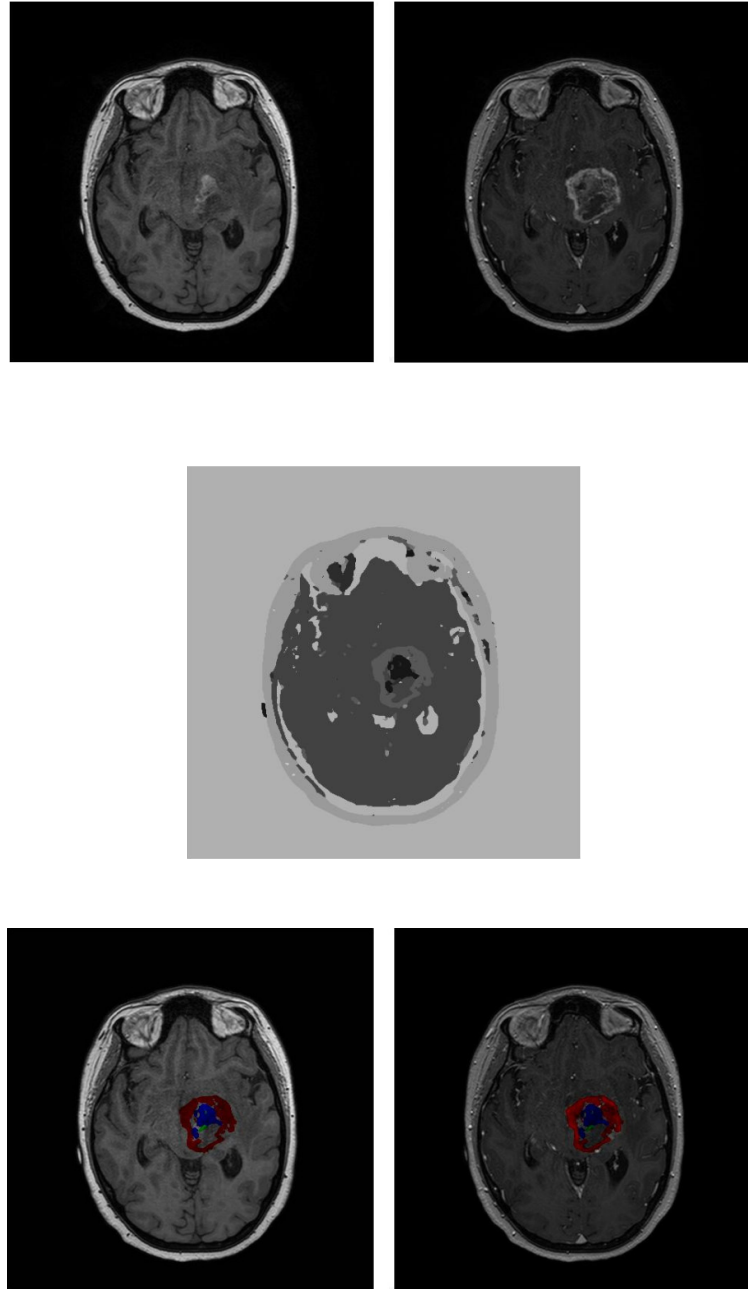


Figura 5. 17: Imágenes superiores corresponden a las imágenes originales que representan a cada canal. Imagen central imagen obtenida por la segmentación. Imágenes inferiores corresponden a los canales con las zonas tumorales debidamente coloreadas.
Grupo de Imágenes nº 8:

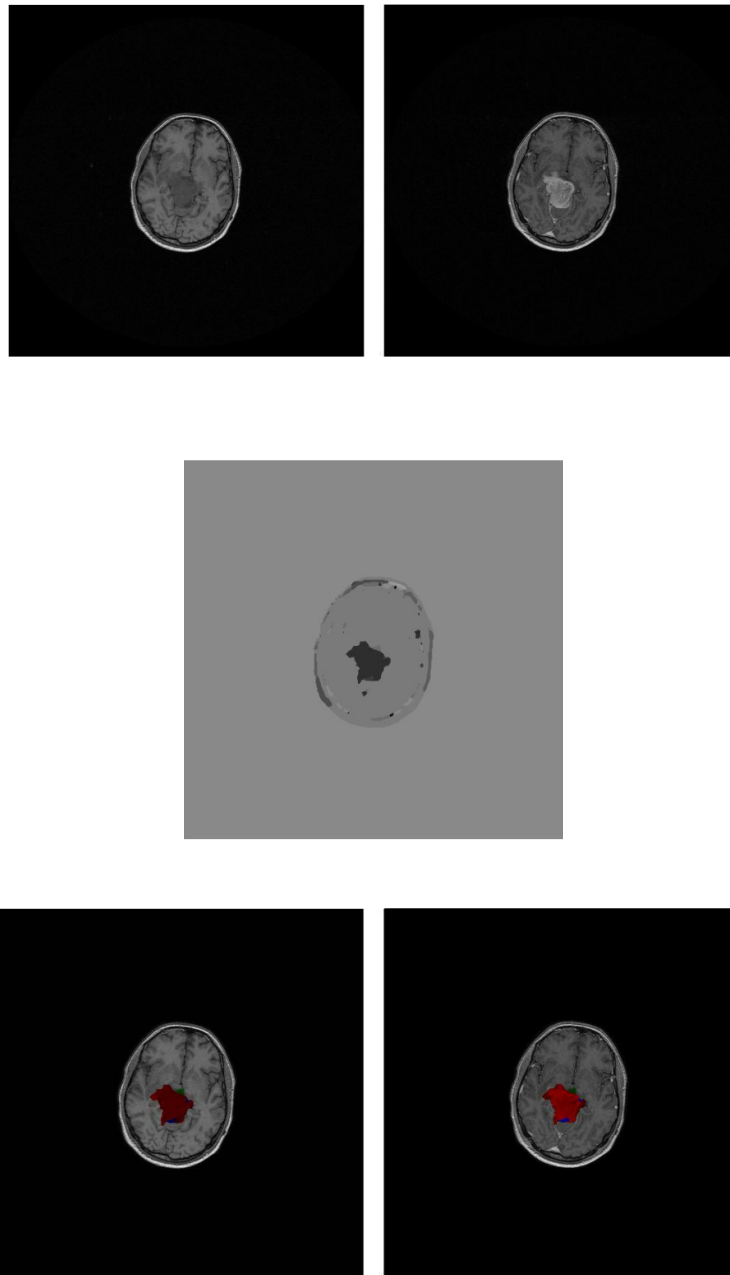


Figura 5. 18: Imágenes superiores corresponden a las imágenes originales que representan a cada canal. Imagen central imagen obtenida por la segmentación. Imágenes inferiores corresponden a los canales con las zonas tumorales debidamente coloreadas.

Grupo de Imágenes nº 9:

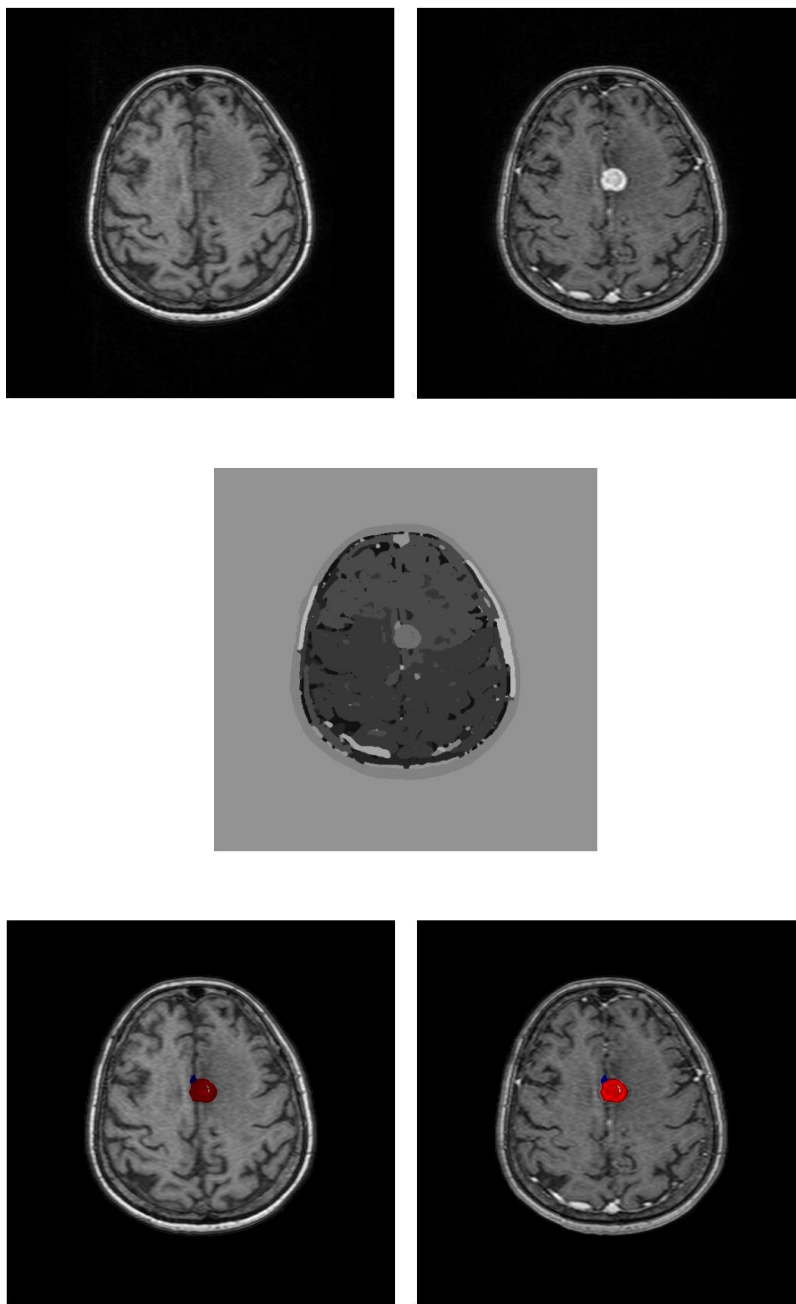


Figura 5. 19: Imágenes superiores corresponden a las imágenes originales que representan a cada canal. Imagen central imagen obtenida por la segmentación. Imágenes inferiores corresponden a los canales con las zonas tumorales debidamente coloreadas.

Grupo de Imágenes nº 10:

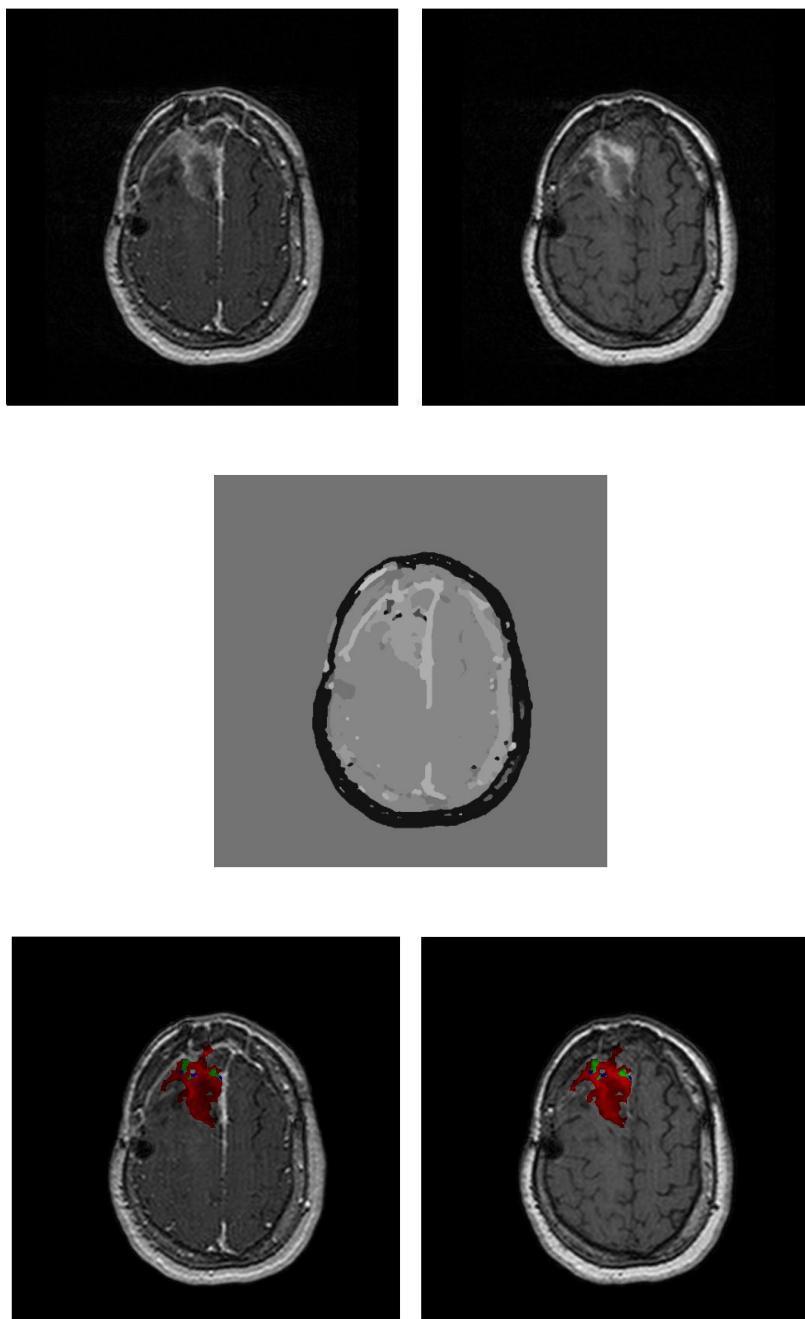


Figura 5. 20: Imágenes superiores corresponden a las imágenes originales que representan a cada canal. Imagen central imagen obtenida por la segmentación. Imágenes inferiores corresponden a los canales con las zonas tumorales debidamente coloreadas.

Grupo de Imágenes nº 11:

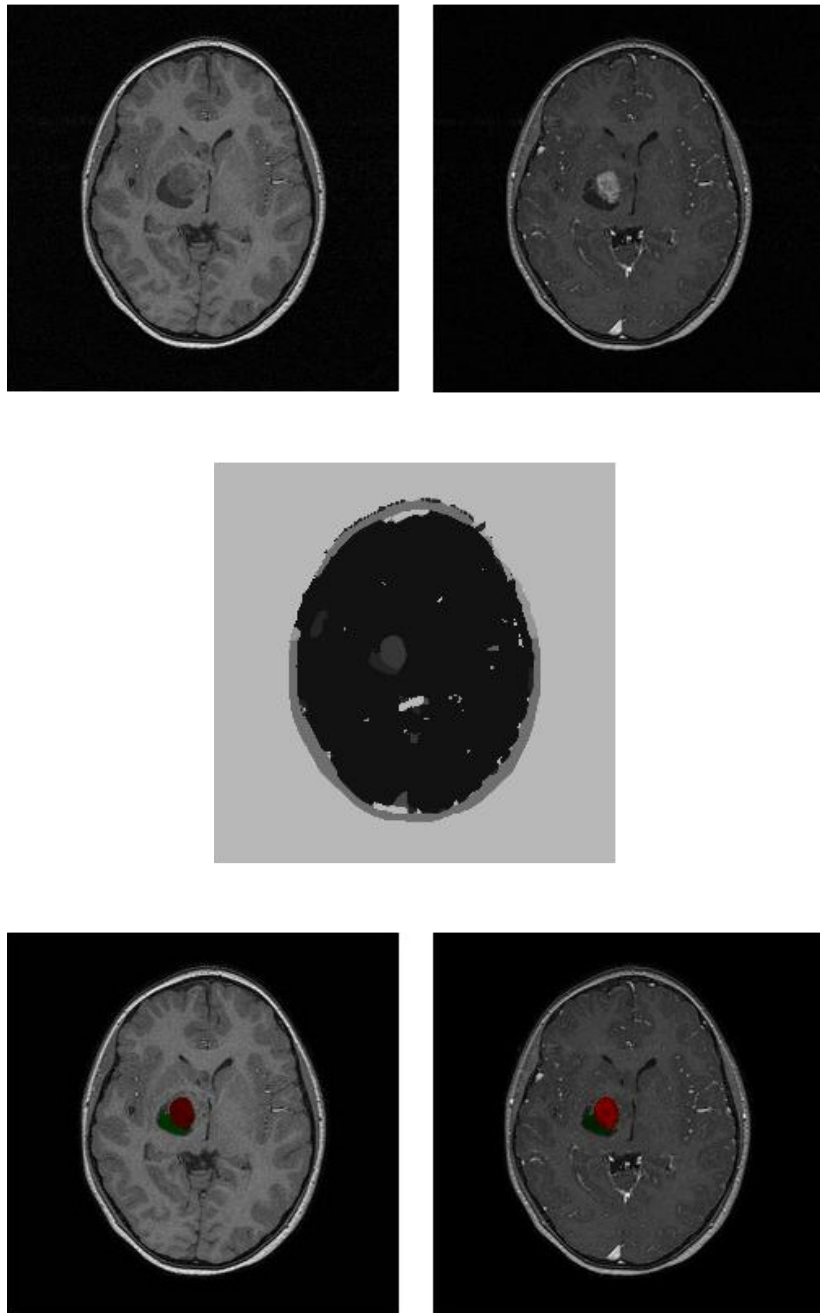


Figura 5. 21: Imágenes superiores corresponden a las imágenes originales que representan a cada canal. Imagen central imagen obtenida por la segmentación. Imágenes inferiores corresponden a los canales con las zonas tumorales debidamente coloreadas.

Grupo de Imágenes nº 12:

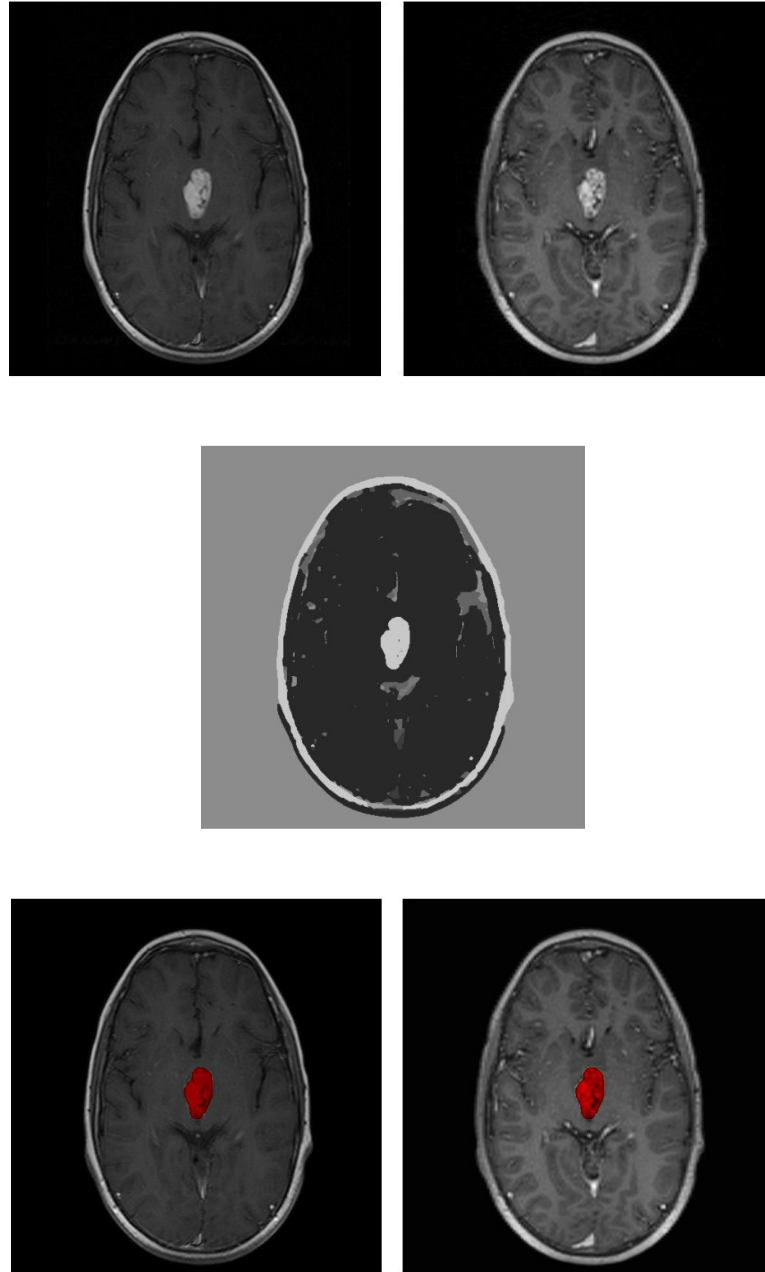


Figura 5. 22: Imágenes superiores corresponden a las imágenes originales que representan a cada canal. Imagen central imagen obtenida por la segmentación. Imágenes inferiores corresponden a los canales con las zonas tumorales debidamente coloreadas.

Capítulo VI

Conclusiones

Al analizar imágenes multicanal empleando los operadores morfológicos, erosión y dilatación definidos por el filtro de excentricidad, obtenemos resultados que no presentan las características esperadas según la definición de los operadores morfológicos básicos, al punto de obtener en el caso de la dilatación imágenes donde las zonas presentan una apariencia difusa. Aun así el gradiente morfológico obtenido por la sustracción de estas dos cantidades, define con gran exactitud los bordes de las estructuras presente.

Queda evidenciada la existencia de un valor umbral para la cantidad de mínimos representativos, de una imagen gradiente, para el cual la segmentación de la imagen es óptima, de no establecer este valor al llevar acabo un análisis la imagen segmentada obtenida a partir de un numero muy elevado de mínimos, no presentará una buena definición de las zonas características de la imagen, ocurriendo lo mismo para un valor muy reducido de dichos mínimos.

Para obtener una definición óptima de las regiones características de las imágenes segmentadas a partir de una aplicación de la transformada de watershed, debe establecerse un valor de clases, acorde a la anatomía que esté bajo estudio.

Existe una diferencia bastante apreciable entre una segmentación realizada a una imagen multicanal, conformada por pocos canales y una conformada por una cantidad de canales mayor, obteniéndose una respuesta de mejor calidad para el caso de mayor cantidad de canales, de manera que el análisis de imágenes multicanal, presenta una mejoría en sus resultados a medida que se tengan a disposición una mayor cantidad de imágenes diagnostico, para incluir en la imagen multicanal, ya que se contará con mayor información para llevar acabo el análisis.

Recomendaciones

A partir de los resultados observados proponer un método comparativo entre los píxeles de imágenes multicanal que se encuentren dentro de un elemento estructurante, que optimice la escogencia del píxel mas representativo de ese grupo, como lo fue en este caso el más o el menos excéntrico.

Realizar análisis a imágenes multicanal, que posean integrada mayor información viéndose esto reflejado en imágenes con mayor cantidad de canales. Para esto promover la importancia de la adquisición de mayor cantidad de estudios diagnósticos, en un mismo paciente, por ejemplo mayor cantidad de imágenes de resonancia magnética en sus distintas modalidades.

Extender este estudio al plano 3D incluyendo más de corte tomografico, tanto en el mismo eje axial, como la inclusión de los planos coronal y sagital.

Apéndice A

```

clear all
close all

%Las imágenes del paciente

path = 'E:\Tesis\Tesis Matlab\Imagenes Tesis\Paciente Tesis 1';

arch_imagen = fullfile(path, 'MR.290395_10S1.dcm');
info1 = dicominfo(arch_imagen);
I(:, :, 1) = dicomread(arch_imagen);

arch_imagen = fullfile(path, 'MR.290395_10S5.dcm');
info2 = dicominfo(arch_imagen);
I(:, :, 2) = dicomread(arch_imagen);

arch_imagen = fullfile(path, 'MR.290395_10S6.dcm');
info3 = dicominfo(arch_imagen);
I(:, :, 3) = dicomread(arch_imagen);

figure(1), imshow(I(:, :, 1), []);
figure(2), imshow(I(:, :, 2), []);
figure(3), imshow(I(:, :, 3), []);

%%Generación de mascara para reconocimiento del cerebro
%% (ver Apéndice A.1)

[NL NC NB] = size(I);
craneo = mascara (I(:, :, 1));
I(repmat(~craneo, [1, 1, NB])) = 0;

figure(4), imshow(craneo(:, :, 1));

%% Aplicación de los operadores morfológicos por filtro de excentricidad

```

```

elest = getnhood(strel('diamond', Radio del EE));
Iero = erosion_exntr_CB (I, elest, 1, ['EROSIÓN:']); %(ver Apéndice
                                     %      A.2.1)
Idil = dilata_exntr_CB (I, elest, 1, ['DILATACION:']); %(ver Apéndice
                                     %      A.2.2)

Iexcnt(repmat(~craneo,[1,1,NB])) = 0;
Igrad = uint16((sum((Idil - Iero).^2, 3)).^5);

figure(5), imshow(Iero(:,:,1),[]);
figure(6), imshow(Iero(:,:,2),[]);
figure(7), imshow(Iero(:,:,3),[]);
figure(8), imshow(Idil(:,:,1),[]);
figure(9), imshow(Idil(:,:,2),[]);
figure(10), imshow(Idil(:,:,3),[]);

%% Segmentacion watershed

Imin = imextendedmin(Igrad, Numero de mínimos); % Minimos
figure(11), imshow(Imin, [])

grad_imp = imimposemin(Igrad, Imin);
figure(12), imshow(grad_imp, [])

Iwat = watershed(grad_imp);
figure(13), imshow(Iwat, [])

Ibordes = Iwat == 0;
figure(14), imshow(Ibordes)

% Determinación del centroide multicanal

```

```

Iseg = centr_firmas (I, Iwat); % Vector de centroides %(ver Apéndice A.3)
NSEG = max(Iwat(:));

for k = 1:NSEG
    ind = find(Iwat == k);
    Iws(ind,:)=repmat(Iseg(k,:), numel(ind),1);
end

Iws = reshape(Iws, [NL NC NB]); % Imagen donde se reemplazo cada
                                % segmento por el centroide respectivo

figure(15), imshow(Iws(:,:,1),[])
figure(16), imshow(Iws(:,:,2),[])
figure(17), imshow(Iws(:,:,3),[])

% Eliminación de centroides repetidos y Agrupamiento de los centroides

% Eliminación de centroides repetidos

firma_n = Iseg;
[f f_sort] = sortrows (firma_n, 1:NB);
fird = diff (int16(f));
ind = [true; any(fird,2)];
firma_n = f(ind,:);

% Método jerárquico)

NCL = 10;
Z = linkage(single(firma_n), 'aver', 'city');
T = cluster(Z,'maxclust',NCL);
firm = firma_n(1:NCL,:);
for k =1:NCL
    idx = find(T == k);
    firm(k, :) = centro_f (firma_n(idx, :)); %(ver Apéndice A.4.1)
end
[seg_nclas seg_cl] = clasif_seg (Iseg, firm); %(ver Apéndice A.4.2)
Iclasif = zeros(NL*NC,NB, 'uint16');
Icla = zeros([NL,NC], 'uint8');

```

```

for k = 1:NSEG
    ind = find(Iwat == k);
    Icla(ind) = seg_nclas(k);
    Iclasif(ind,:) = repmat(uint16(seg_cl(k,:)), numel(ind), 1);
end

Iclasif = reshape(Iclasif, [NL NC NB]);
Ifin = mezcla_clas (Icla); % (ver Apéndice A.5)

figure(18), imshow(Ifin)
Icontrast = imcontrast(figure(18));

%% Distinción de la lesión y de zonas de posible extensión tumoral

Ifin;
[x,y,p] = impixel
[l,m] = size(p);
Il = zeros(NL,NC,1);
for i = 1:NL;
    for j = 1:NC;
        for k = 1:l;
            if Ifin(i,j) == p(k,1);
                Il(i,j,k) = Il(i,j,k) + 1;
            else
                Il(i,j,k) = 0;
            end
        end
    end
end

Ilesion = (sum(Il, 3));
figure(19), imshow(Ilesion,[])

```

```

BW = roipoly(Ilesion);
figure(20), imshow(BW, [])

BW1 = I1(:, :, 1).*BW;
BW2 = I1(:, :, 2).*BW;
BW3 = I1(:, :, 3).*BW;

X1 = double(I(:, :, 1)) + 1;
X2 = double(I(:, :, 2)) + 1;
X3 = double(I(:, :, 3)) + 1;

H1 = max(X1(:));
H2 = max(X2(:));
H3 = max(X3(:));

for i= 1:NL;
    for j= 1:NC;
        I1d(i, j) = (((X1(i, j))/H1)*255);
        I2d(i, j) = (((X2(i, j))/H2)*255);
        I3d(i, j) = (((X3(i, j))/H3)*255);
    end
end

I1 = uint8(I1d);
I2 = uint8(I2d);
I3 = uint8(I3d);

for i = 1:NL;
    for j = 1:NC;

```

```

        if BW2(i,j)== 1 || BW3(i,j)==1;
            IlesionR1(i,j) = 0;
            IlesionR2(i,j) = 0;
            IlesionR3(i,j) = 0;
        else
            IlesionR1(i,j) = I11(i,j);
            IlesionR2(i,j) = I12(i,j);
            IlesionR3(i,j) = I13(i,j);
        end
        if BW1(i,j)== 1 || BW3(i,j)==1;
            IlesionG1(i,j) = 0;
            IlesionG2(i,j) = 0;
            IlesionG3(i,j) = 0;
        else
            IlesionG1(i,j) = I11(i,j);
            IlesionG2(i,j) = I12(i,j);
            IlesionG3(i,j) = I13(i,j);
        end
        if BW1(i,j)== 1 || BW2(i,j)==1;
            IlesionB1(i,j) = 0;
            IlesionB2(i,j) = 0;
            IlesionB3(i,j) = 0;
        else
            IlesionB1(i,j) = I11(i,j);
            IlesionB2(i,j) = I12(i,j);
            IlesionB3(i,j) = I13(i,j);
        end
    end
end

Ilesion1 = cat(3, IlesionR1, IlesionB1, IlesionG1);
Ilesion2 = cat(3, IlesionR2, IlesionB2, IlesionG2);
Ilesion3 = cat(3, IlesionR3, IlesionB3, IlesionG3);
figure(21), imshow(Ilesion1,[])
figure(22), imshow(Ilesion2,[])
figure(23), imshow(Ilesion3,[])

```

Apéndice A.1

```

function craneo = mascara (imag)

n_iter = 3;
imag_asf = imag;
imag_asf(:, 1:5) = 0; imag_asf(:, end-5:end) = 0;
imag_asf(1:5, :) = 0; imag_asf(end-5:end, : ) = 0;

for k =1:n_iter
    imag_asf = imopen(imag_asf, ones(k*2+1));
    imag_asf = imclose(imag_asf, ones(k*2+1));
end

ima_gr = imdilate(imag_asf, ones(5)) - imerode(imag_asf, ones(5));
craneo = false(size(ima_gr));
craneo(ima_gr > max(ima_gr(:))*0.1) = true;
craneo = imclose(craneo, ones(5));
craneo = imfill(craneo, 'holes');

```

Apéndice A.2

Erosión, dilatación y filtro de excentricidad

Apéndice A.2.1

Erosión por excentricidad

```
function ero = erosion_exntr_CB (I, elest, ESPERA, TITULO)
I = uint16(I);
if nargin < 3
    ESPERA = false;
elseif nargin < 4
    TITULO = 'EROSION';
end

[NL NC B] = size (I);
[nl_eles nc_eles] = size(elest);
c_eles = floor(([nl_eles nc_eles]+1)/2);
dim = nl_eles * nc_eles;
posic = find(logical(elest));
n_val = numel(posic);
u = repmat(posic,1,B);
v= repmat(dim,n_val, 1)*(0:B-1);
p_val = u(:)+v(:);

if ESPERA
```

```

        h = waitbar(0,TITULO);
    end
    ero = I;
    for k1 = c_eles(1):NL-c_eles(1)+1
        lin1 = k1-c_eles(1)+1;
        lin2 = lin1 + nl_eles -1;
        if ~rem(k1,10) && ESPERA
            waitbar (k1/(NL-c_eles(1)));
        end
        for k2 = c_eles(2):NC-c_eles(2)+1
            col1= k2-c_eles(2)+1;
            col2 = col1 + nc_eles -1;
            imag1 = I(lin1:lin2,col1:col2,:);
            imag = reshape(imag1(p_val), n_val, B);
            ero(k1,k2,:) = morf_excent(imag, 'ero'); %(ver Apéndice A.2.3)
        end
    end
    if ESPERA
        close (h)
    end
end

```

Apéndice A.2.2

Dilatación por excentricidad

```
function dil = dilata_exntr_CB (I, elest, ESPERA, TITULO)

I = uint16(I);
if nargin < 3
    ESPERA = false;
elseif nargin < 4
    TITULO = 'DILATACIÓN';
end

[NL NC B] = size (I);
[nl_eles nc_eles] = size(elest);
c_eles = floor(([nl_eles nc_eles]+1)/2);
dim = nl_eles * nc_eles;
posic = find(logical(elest));
n_val = numel(posic);
p_val = repmat(posic,1,B)+ repmat(dim,n_val, 1)*(0:B-1);

if ESPERA
    h = waitbar(0,TITULO);
end
dil = I;
for k1 = c_eles(1):NL-c_eles(1)
    lin1 = k1-c_eles(1)+1;
    lin2 = lin1 + nl_eles -1;
    if ~rem(k1,10) && ESPERA
        waitbar (k1/(NL-c_eles(1)));
    end
    for k2 = c_eles(2):NC-c_eles(2)
        col1= k2-c_eles(2)+1;
        col2 = col1 + nc_eles -1;
        imag1 = I(lin1:lin2,col1:col2,:);
        imag = reshape(imag1(p_val), n_val, B);
        dil(k1,k2,:) = morf_excent(imag, 'dil'); %(ver Apéndice A.2.3)
    end
end
end
```

```

if ESPERA
    close (h)
end

```

Apéndice A.2.3

Morfología filtro de excentricidad

```

function imag_morf = morf_excent (imagen, tipo)
if nargin < 2
    tip = 1; %Dilatación
else
    switch tipo
        case 'ero'
            tip = 0;
        otherwise
            tip = 1;
    end
end
if (verigual(imagen)) % (ver Apéndice A.2.4)
    imag_morf = imagen(1,:);
else
    [NL NB] = size(imagen);
    dist = zeros(NL, NL);
    im = double(imagen);
    for k1 = 1:NL
        pk1 = double(repmat(imagen(k1,:),NL,1));
        dist(:,k1) = sum(abs(pk1 - im), 2);
    end
    dist_m = sum(dist ,1);
    if tip
        [maxi p_max]= max(dist_m);
        imag_morf = imagen(p_max,:);
    else
        [mini p_min]= min(dist_m);
        imag_morf = imagen(p_min,:);
    end
end

```

```
end
```

Apéndice A.2.4

```
function igual = verigual(x)
x0 = repmat(x(1,:), size(x,1), 1);
igual = isequal(x0, x);
```

Apéndice A.3

```
function firma_seg = centr_firmas (imagen, segment)

[NL NC NB] = size (imagen);
NSEG = max(segment(:));
NUMAX = 1500;
PARES = .1;
clase = class(imagen);
firma_seg = zeros(NSEG,NB, clase);
for k = 1:NSEG
    pos = segment == k;
    indx = repmat (pos, [1,1, NB]);
    FI = imagen (indx);
    FI = reshape(FI, [], NB);
    if size(FI,1) > NUMAX
        p = size(FI,1)/NUMAX;
        p1 = 1:p:size(FI,1);
        p1 = ceil(p1);
        FI = FI(p1,:);
    end
    firma_seg(k, :) = reduc_cent(FI);
end
```

Apéndice A.4

A.4.1

```
function firm_cent = centro_f (firmas)
NL = size(firmas,1);
firmas = int16(firmas);
dist = sum(squeeze(sum(abs(repmat(permute(firmas, [1 3 2]),[1 NL 1]) -
...
    repmat(permute(firmas, [3 1 2]),[NL 1 1]))),2);
[vm pos] = min(dist);
firm_cent = firmas(pos(1),:);
```

A.4.2

```
function [seg_nclas seg_cl] = clasif_seg (firma_seg, firma_cl)
NSEG = size(firma_seg, 1);
dis = dist_seg (firma_seg, firma_cl);
seg_cl = firma_seg;
seg_nclas = uint8(zeros(NSEG,1));
for k = 1:NSEG
    [m idx] = min(dis(k,:));
    seg_cl(k,:) = firma_cl(idx, :);
    seg_nclas(k) = idx;
end

function dista = dist_seg (X, Y)
NX = size(X,1);
NY = size(Y,1);
dista = squeeze(sum(abs(repmat(permute(double(X), [1 3 2]),[1 NY 1]) -
...
    repmat(permute(double(Y), [3 1 2]),[NX 1 1])), 3));
```

Apéndice A.5

```

function imag_cl = mezcla_clas (imag_ws)

[NL NC] = size(imag_ws);
[lin col] = find(imag_ws == 0);
NT = size(lin,1);
imag_cl = imag_ws;
for k =1:NT
    l1 = lin(k)-2;
    l2 = lin(k)+2;
    if l1 < 1
        l1=1;
    end
    if l2 > NL
        l2 = NL;
    end
    c1 = col(k)-2;
    c2 = col(k)+2;
    if c1 < 1
        c1=1;
    end
    if c2 > NC
        c2 = NC;
    end
    im = imag_cl(l1:l2, c1:c2);
    im = sort(im(:));
    im1 = im(im > 0);
    imag_cl(lin(k), col(k)) = median(im1);
end

```

Referencias

- [1]. De Vita V., Hellman S. & Rosenberg S., Cancer: Principles & Practice of Oncology, Vol I, 7ma Edición, 2005.
- [2]. Urdaneta N., Vera A., Peschel R. & Wilson L., RADIOTERAPIA ONCOLÓGICA: ENFOQUE MULTIDISCIPLINARIO, 2da Edición, 2009.
- [3]. Gutiérrez Ibarluzea I., CONTROL DE CALIDAD EN RADIOTERAPIA DE INTENSIDAD MODULADA, 1ra Edición, 2008.
- [4]. ICRU Report 50. Prescribing, Recording, and Reporting Photon Beam Therapy. Bethesda, MD. International Commission on Radiation Units and Measurements. 1993.
- [5]. Edward Hendrick R., Breast MRI Fundamental and Thecnical Aspects. Springer. 2008.
- [6]. Brown M., Semelka R., MRI Basic principles and applications. Wiley-Liss. 2003 3ra Edición.
- [7]. Soille P., Morphological Image Analysis, principles and applications. Springer 1999 2da Edición, 2003.
- [8]. Coto E., Métodos de Segmentación de Imágenes Médicas, Lecturas en Ciencias de la computación, ISSN 1316-6239, Caracas Venezuela, marzo 2003.
- [9]. Ortiz F., Procesamiento Morfológico de Imágenes en Color. Aplicación a la reconstrucción geodésica. Tesis Doctoral Universidad de Alicante. 2002.
- [10]. Torres W., Martín-Landrove M., Paluszny M., Figueroa G. & Padilla G., Tumor

segmentation of multi-echo MR T2-weighted images with morphological operators, in Medical Imaging 2009: Image Processing, edited by Josien P. W. Pluim, Benoit M. Dawant, Proc. of SPIE, vol. 7259, pp. 72594E1 - 72594E1, 2009.

[11]. Shih F., Image Processing and Mathematical Morphology, fundamentals and applications. CRC Press, Taylor & Francis Group 2009.

[12]. González, M. & Ballarín V., Segmentación de imágenes utilizando la transformada Watershed: obtención de marcadores mediante lógica. IEEE Latin America Transactions, vol. 6, n. 2, pp 223-228, 2008.