



**UNIVERSIDAD NACIONAL
AUTÓNOMA DE MÉXICO**

FACULTAD DE INGENIERÍA

**FUSIÓN DE IMÁGENES MULTIMODALES
DEL CEREBRO HUMANO**

T E S I S

**QUE PARA OBTENER EL TÍTULO DE
INGENIERO ELÉCTRICO ELECTRÓNICO**

P R E S E N T A :

ISIS MAGDALENA LÁZARO REYES

**DIRECTOR DE TESIS: DR. JORGE ALBERTO MÁRQUEZ
FLORES**



MÉXICO, D.F.

2011

*A mi abuelo, Saúl Lázaro,
y a mis padres.*

Agradecimientos

A mis padres por su enorme amor y apoyo.

A la UNAM y su Facultad de Ingeniería por los conocimientos brindados, las oportunidades ofrecidas y las personas que me ha permitido conocer.

Al Dr. Jorge Márquez por compartir sus conocimientos y permitirme colaborar con él.

A mis amigas Adriana, Brenda, Idalia y Nancy por la gran amistad que me han dado.

A mis amigos Arturo, Enrique, Federico, Guillermo, Héctor, Juanito y Mario, por todos sus consejos, ayuda, esfuerzos y los momentos que compartimos, durante esta época de formación.

Acrónimos

CAT	<i>Computed Axial Tomography</i> (Tomografía axial computarizada)
CT	<i>Computed Tomography</i> (Tomografía computarizada)
fMRI	<i>functional Magnetic Resonance Imaging</i> (Resonancia magnética funcional)
FoV	<i>Field of View</i>
GUI	<i>Graphical User Interface</i> (Interfaz gráfica de usuario)
HSI	<i>Hue, Saturation and Intensity</i> (Matiz, saturación e intensidad)
HSL	<i>Hue, Saturation and Lightness</i> (Matiz, saturación y luminosidad)
HSV	<i>Hue, Saturation Value</i> (Matiz, saturación y valor)
LoG	<i>Laplacian of the Gaussian</i> (Laplaciano de la gaussiana)
MRI	<i>Magnetic Resonance Image</i> (Imagen por resonancia magnética)
NEX	<i>Number of Excitations</i>
PET	<i>Positron Emission Tomography</i> (Tomografía por emisión de positrones)
RGB	<i>Red, Green and Blue</i> ; rojo, verde y azul
SPECT	<i>Single Photon Emission Computed Tomography</i> (Tomografía computarizada por emisión de fotones individuales)
SPGR	<i>Spoiled Gradient Recalled</i>
SPM	<i>Statistical Parametric Mapping</i> (Mapeo paramétrico estadístico)
TE	<i>Echo Time</i>
TR	<i>Repetition time</i>
US	Ultrasonido

Manifiesto mi agradecimiento al Dr. Fernando Barrios, y al M. en C. Juan Ortiz del Instituto de Neurobiología de la Universidad Nacional Autónoma de México, al igual que a la Unidad PET/CT-Ciclotrón de la Facultad de Medicina de la misma institución, por las imágenes proporcionadas, que fueron material esencial de esta tesis.

Índice

Resumen	VII
1. Introducción	1
1.1. Organización de la tesis	1
1.2. Descripción del problema y antecedentes.....	2
1.3. Objetivos.....	7
2. Materiales y Métodos.....	8
2.1. Imágenes.....	8
2.2. Software	8
2.3. Objetivos de la fusión.....	11
2.4. Métodos: operadores de fusión para visualización	15
2.5. Interfaz gráfica.....	32
3. Pruebas y Resultados	36
3.1. Alpha blending.....	38
3.2. Traslape mínimo.....	40
3.3. Fusión con espacios de color	52
3.4. Métodos combinados	67
4. Conclusiones.....	69
Anexo A. Color y Transformaciones	72
A.1. Color.....	72
A.2. Espacios de color.....	73
A.3. Transformaciones	79
Anexo B. Métodos de Registro.....	83
Anexo C. Proceso de Registro con SPM.....	85
C.1. Inicio SPM.....	85
C.2. Realineación	87
C.3. Registro.....	88
Bibliografía.....	91

Resumen

El tema principal de esta tesis es el desarrollo de métodos para fusionar imágenes multimodales (funcionales y anatómicas) del cerebro humano. Nuestro propósito es la visualización de ambas modalidades en una sola imagen sin perder la identidad de cada modalidad. Se probaron tres métodos principales: *alpha blending*, traslape mínimo y usando espacios de color; así como combinaciones de estos dos últimos métodos, tomando en cuenta diversos parámetros.

Con el *alpha blending* se promedia ponderadamente píxel por píxel las imágenes mediante un factor de transparencia. El segundo método, traslape mínimo, aprovecha que cada modalidad enfatiza propiedades diferentes del cerebro; por lo que se ocupan detectores de bordes en las imágenes anatómicas, y filtros de suavizamiento para reducir los contornos de la información funcional. Por último, se utilizó el espacio de color HSV, para codificar en color y en niveles de intensidad distintos tipos de información.

La forma de fusión que mejores resultados, mayor flexibilidad y opciones de manipulación mostró, fue la de espacios de color, al igual que su combinación con los contornos de la imagen funcional, ya que se preservan y se visualizan, con mayor claridad, tanto las estructuras anatómicas como los datos funcionales. De cualquier forma, en todos los casos, es necesario poner atención a los cambios de intensidad, de color, pérdida o traslape de datos producidos por los procedimientos de fusión, o debido a las mismas características de las imágenes. Una forma de contrarrestar estos efectos es permitiendo al usuario variar los parámetros involucrados.

1. Introducción

1.1. Organización de la tesis

El incremento en el uso de imágenes médicas ha propiciado el desarrollo de herramientas que permitan aprovechar de la mejor manera posible la información obtenida, una de ellas es la denominada fusión de imágenes, la cual permite capturar datos provenientes de distintas modalidades en una sola.

Con esta tesis se busca desarrollar métodos que permitan visualizar esta información sin perder su identidad. Es así que en el primer capítulo se hace un breve recuento de distintas problemáticas relacionadas al manejo de varias imágenes, al igual que de conceptos relacionados a la propia fusión de imágenes. No obstante a lo largo de la tesis se citarán fuentes relevantes adicionales. Al final de este capítulo (sección 1.3) se encuentran los objetivos de este trabajo.

En el segundo capítulo se describen los materiales y el software utilizado, así como los métodos de fusión de imágenes multimodales empleados y sus particularidades; adicionalmente se amplía la información proporcionada relativa a la fusión, para un mejor entendimiento de estos métodos.

En el capítulo tres se concentran las pruebas realizadas con los métodos propuestos y los resultados obtenidos. En el capítulo cuatro se exponen las conclusiones y trabajo a futuro.

El anexo A trata sobre los espacios de color y las transformaciones entre ellos. En el anexo B se presenta una clasificación de distintos métodos de registro de imágenes médicas. En el anexo C es un pequeño instructivo para el uso del software SPM para el registro de imágenes.



Universidad Nacional
Autónoma de México



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

1.2. Descripción del problema y antecedentes

En la actualidad las imágenes médicas se han convertido en parte fundamental del diagnóstico y estudio de diversas enfermedades, ya que en sus diferentes modalidades proporcionan información sobre la estructura, las propiedades físicas o funciones biológicas de los tejidos a los especialistas. Al poder ser utilizadas en distintas fases de la atención médica, desde la valoración inicial y diagnóstico, pasando por la planificación y aplicación del tratamiento, así como la posterior evaluación de la respuesta del paciente a éste; es bastante común que a lo largo del proceso se obtengan múltiples imágenes de un mismo sujeto en una o más modalidades, tales como las descritas en la sección 1.2.2.

Lo anterior conlleva a un aumento de la información y de las dificultades para controlar, clasificar y analizar los datos obtenidos, por lo que es necesario utilizar y desarrollar métodos que los relacionen, aporten información adicional y mejoren la precisión del diagnóstico.

Generalmente este proceso de integrar las imágenes es efectuado por el especialista [2], puesto que el sistema visual humano es capaz de realizar una “fusión mental” integrando e interpretando información de manera semejante a como funciona la visión en estéreo, con el riesgo de caer en errores de apreciación debido a limitaciones propias del sistema visual humano para juzgar adecuadamente relaciones espaciales entre imágenes, cuando éstas son vistas lado a lado [28], por lo cual es necesario recurrir a técnicas computacionales que proporcionan mayor precisión.

1.2.1. Fusión

Al conjunto de técnicas, cuyo objetivo es combinar información de distintas fuentes para mejorar u obtener información adicional, se les denomina fusión de datos [29].

Los términos, definiciones y conceptos asociados a estas técnicas pueden variar o ser usados indistintamente, según la interpretación dada en cada uno de los campos de aplicación y el tipo de datos involucrados [3].

1.2.1.1.Fusión de imágenes

De acuerdo a [14], la fusión de imágenes se refiere al proceso de combinar información relevante de múltiples imágenes de una escena en una sola imagen, más informativa que cada una de las imágenes de entrada por separado.

Estrictamente, al fusionar dos imágenes, de una misma o distinta modalidad, se obtiene una sola, que combina o mezcla la información de las imágenes participantes, perdiendo la identidad de cada una. Sin embargo, el término fusión ha sido usado con frecuencia para la combinación con fines visuales en que se puede distinguir cada imagen componente, en particular cuando las modalidades proveen información complementaria, como es el caso de las imágenes anatómicas (estructura y forma) y aquellas funcionales (fisiología, actividad metabólica, etc.). La imagen resultante utiliza colores, texturas, y otros medios, para representar ambas imágenes.

Debido a que en general la fusión de imágenes es utilizada en áreas tan dispares como la medicina, astronomía, detección remota, procesos de manufactura, imágenes satelitales, vigilancia y usos militares [3, 29], puede verse que la definición puesta al principio de esta sección es muy general, ya que los objetivos, las características de las imágenes y los datos involucrados varían de acuerdo al tipo de problema y aplicación. Es evidente la necesidad de acotarlos, ya que estos nos darán las pautas para el diseño y elección de los métodos de fusión a utilizar.

En nuestro caso, los datos de entrada serán imágenes médicas multimodales. Al provenir de distintas fuentes, se tiene el riesgo que al fusionarlas se obtengan resultados equivocados, debido a la falta de relación espacial entre ellas, así que es necesario pasarlas previamente por un proceso de alineación, o *registro*, en general.

1.2.1.2.Registro

Los diferentes estudios de imágenes que le hayan sido practicados a un paciente, pueden diferir en cuanto a escala, orientación y posición (fig. 1.1), no importando si pertenecen a la misma o a diferentes modalidades; por ello es necesario que se establezca una relación espacial entre ellas con el fin de poder compararlas, combinarlas, establecer correspondencias,

y que la información obtenida de su fusión sea correcta y por lo tanto útil y no conduzca a falsas interpretaciones [15].

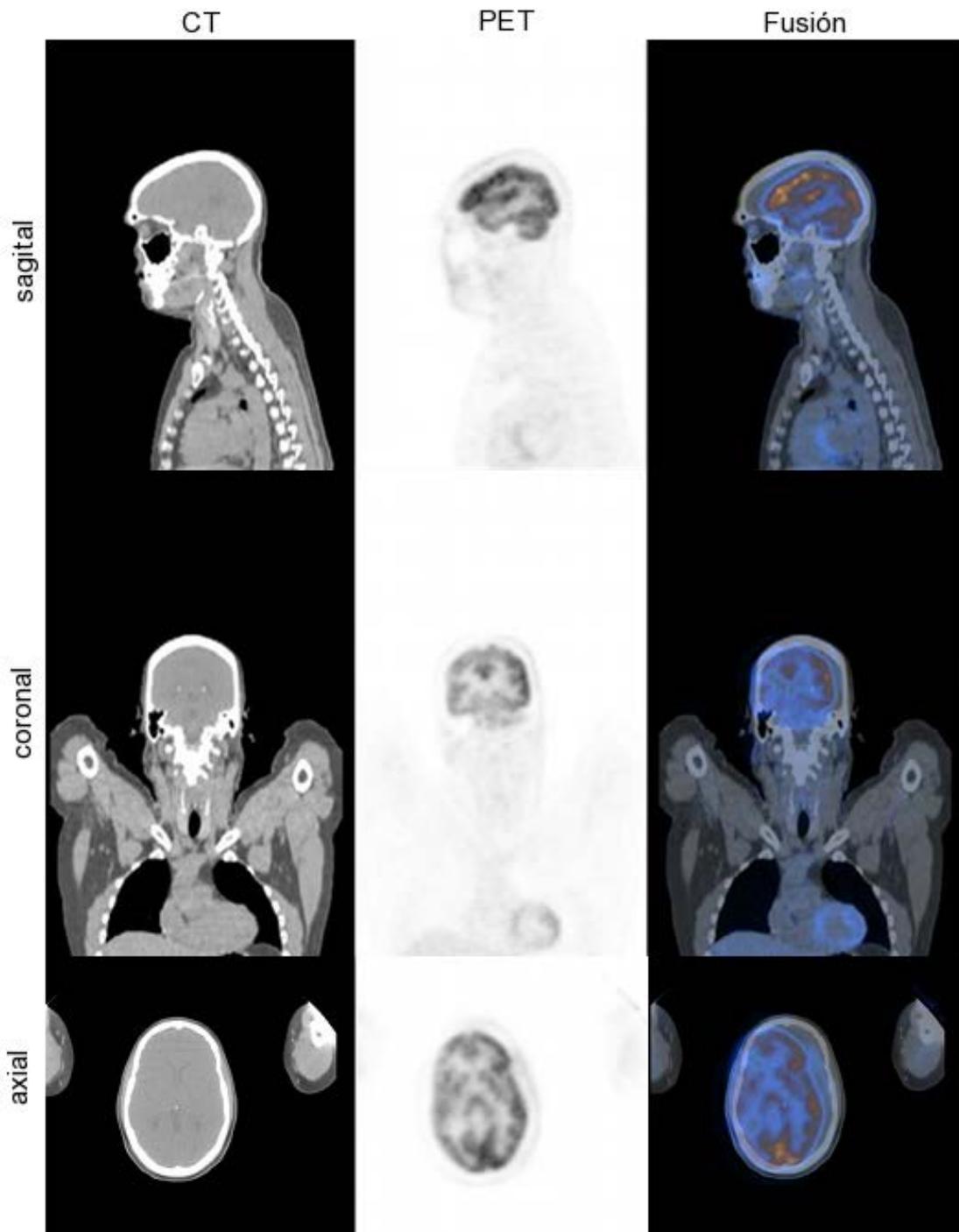


Fig. 1.1 Error de registro debido a cambios en la posición del paciente. Imágenes tomadas de [30].

Estas incongruencias siempre están presentes y pueden deberse a la misma naturaleza de las técnicas de adquisición, los estándares de manejo y representación de los datos [25], o por la posición del sujeto dentro del escáner ya que, dependiendo de la postura adoptada, la forma de ciertos órganos varía, especialmente los que se encuentra en la cavidad torácica, aunque en el caso del cerebro se considera que su forma permanece constante. También son causadas por cambios de posición del paciente durante el estudio (respiración, enfermedad, movimientos repentinos, etc.), además de provocar imágenes borrosas, alteraciones provocadas por alguna intervención quirúrgica o por el progreso de algún padecimiento.

El proceso mediante el cual se lleva a distintas imágenes de una escena a una misma alineación espacial se conoce como *registro* [21], el cual consiste en encontrar transformaciones geométricas que relacionen la información espacial presente en las imágenes de tal forma que un punto en una imagen corresponderá a un punto en particular en otra imagen [15].

Una vez establecida la correspondencia entre ambas imágenes, se puede continuar con la fusión. En este punto cabe mencionar que en varios trabajos al registro y fusión de imágenes se les agrupa como etapas de un mismo proceso, el cual es denominado *integración* [21, 33], o inclusive con el mismo término de *fusión* [9, 25]. Desafortunadamente, tanto estos tres términos, así como los de combinación, corregistro, correlación, *warping* o *matching* frecuentemente son usados indistintamente [29, 8] para referirse tanto a cada proceso individual como a un proceso total [2, 3, 18, 31, 34]. En este trabajo se trata de forma independiente a la fusión y al registro, y son definidos como se ha escrito anteriormente.

Como puede apreciarse el registro de imágenes es un tema bastante amplio, por lo que para fines de esta tesis, se tratará muy someramente y enfocándose exclusivamente en aquellos aspectos que consideremos útiles para el objetivo que planteamos.

1.2.2. Imágenes médicas

En el campo clínico actual, existen diversas técnicas de adquisición de imágenes, cada una enfocada en mostrar distintos aspectos del cuerpo humano. De acuerdo a la naturaleza de las propiedades representadas, las imágenes médicas pueden dividirse en dos clases principales: anatómicas y funcionales.

Las imágenes anatómicas son aquellas que proporcionan detalles morfológicos y características físicas básicas, como la densidad del tejido, mientras que las imágenes funcionales generan información fisiológica y de procesos metabólicos.

Dentro de la primera categoría se encuentran las imágenes por MRI (*Magnetic Resonance Image*, imagen por resonancia magnética), CAT (*Computed Axial Tomography*, tomografía axial computarizada) o CT (*Computed Tomography*, tomografía computarizada) y US (ultrasonido). Su principal característica es que muestran en alta resolución la anatomía de órganos sanos o con alguna alteración, así como otras anomalías estructurales, permitiendo identificarlas con precisión. A pesar de lo mencionado, se pueden tener problemas para diferenciar entre tejido sano y el que presenta alguna patología, como un tumor, debido a que la visualización del tejido está basada en variación de densidades, en propiedades magnéticas o en el realce del contraste, que no necesariamente son características específicas de los tumores; y por lo tanto también se dificulta determinar la extensión de un tumor si éste se encuentra rodeado de tejido con características similares a las observadas [26].

Las técnicas de PET (*Positron Emission Tomography*, tomografía por emisión de positrones), SPECT (*Single Photon Emission Computed Tomography*, tomografía computarizada por emisión de fotones individuales) y fMRI (*functional Magnetic Resonance Imaging*, resonancia magnética funcional) pertenecen al grupo de imágenes funcionales, las cuales proporcionan información acerca de procesos bioquímicos que ocurren en el sujeto durante un tiempo determinado [25], haciendo posible detectar anomalías en la función incluso antes de que los síntomas sean notorios; además permite diferenciar el tejido maligno mediante la visualización directa de su actividad. La principal desventaja de este tipo de imágenes, es su pobre resolución espacial y delimitación de estructuras anatómicas donde ocurre dicha actividad, lo que puede resultar en incertidumbres en cuánto a la localización exacta de anomalías.

Como puede verse, las modalidades anatómicas y funcionales resultan ser usualmente complementarias. Frecuentemente referencias anatómicas son necesarias para identificar con precisión zonas de activación presentes en las imágenes funcionales, o cambios biológicos no son detectados porque aún no han alterado la morfología. Por lo tanto, su combinación puede

mejorar los datos obtenidos y guiar a información no visible en las imágenes por separado, además de proveer un marco de referencia anatómico a la información funcional.

Actualmente existen nuevos sistemas de adquisición de imágenes denominados híbridos, porque reúnen en un solo equipo las adquisiciones de dos escáneres diferentes, generalmente PET y CT, permitiendo obtener en una sola sesión una imagen anatómica y una funcional, con movimiento mínimo por parte del paciente [31]. Sin embargo, aún es necesario resolver lo relativo a integrar adecuadamente ambas modalidades en una sola imagen.

1.3. Objetivos

El objetivo principal de este trabajo es desarrollar técnicas de fusión de imágenes multimodales (anatómicas y funcionales) del cerebro humano, que permitan visualizar en una sola imagen las características complementarias y contrastantes de las modalidades, con el fin de ayudar a los especialistas a obtener información médica relevante, extraer la que difícilmente es visible con las imágenes por separado y proporcionar referencias anatómicas a la información funcional. Una condición importante es que las técnicas de fusión que se estudien deben preservar la identidad de cada modalidad participante.

Estos métodos van orientados principalmente a que sean utilizados por especialistas en medicina, que no necesariamente tengan experiencia o estén habituados al uso de técnicas de procesamiento de imágenes, por lo que se busca que los métodos propuestos sean lo más perceptualmente claros y flexibles e implementarlos en una interfaz gráfica de usuario para facilitar su uso.

Por último, se intenta proporcionar un marco teórico general a los métodos propuestos, ya que la fusión de imágenes es un área del procesamiento de información mucho más amplia de lo que se presenta en este trabajo, es utilizada en distintos campos y se encuentra en constante evolución, provocando que terminología y métodos varíen de acuerdo a las aplicaciones.

2. Materiales y Métodos

2.1. Imágenes

Empleamos [19] imágenes MRI del cerebro de niños de ocho años, obtenidos en un equipo General Electric 3.0 Tesla MR750 (Milwaukee, Wisconsin USA). Imágenes volumétricas fueron obtenidas con la técnica SPGR con frecuencia FoV = 24, fase FoV = 10.75, espesor del corte = 1.3, ángulo inclinación = 12, frecuencia = 320, fase = 320, NEX = 1, and TR = 8.2 TE = full min, con un total de 180 cortes axiales de 1.3 de espesor. Además imágenes funcionales fMRI fueron obtenidas con un paradigma de movimiento de mano y parámetros: FoV = 24.6, frecuencia, fase FoV = 1.00, espesor del corte = 3, TR = 3000, TE = 40, ángulo inclinación = 90, frecuencia = 64, fase = 64 y NEX = 1, con un total de 44 imágenes.

El escáner MRI está en el instituto de Neurobiología de la UNAM. También se emplearon imágenes funcionales provenientes del escáner PET (Phillips) de la Facultad de Medicina de la UNAM de características similares, pero resolución más baja de 64 x 64 x 64.

2.2. Software

2.2.1. *MATLAB*

Es un lenguaje de programación en un entorno interactivo desarrollado por Mathworks, para desarrollo de algoritmos, análisis y visualización de datos y cálculo numérico. Es especialmente útil debido a que cuenta con conjuntos de herramientas orientadas a aplicaciones específicas, como el procesamiento de imágenes, denominadas *toolbox*. Además, permite la elaboración de GUIs (*Graphical User Interface*, interfaz gráfica de usuario), con herramientas que facilitan su diseño y construcción [24].

Se utilizó la versión 7.3. (R2006b) de MATLAB para WINDOWS para desarrollar los métodos propuestos de fusión así como para implementarlos dentro de una GUI.

2.2.2. SPM

Para el registro de las imágenes se recurrió al software SPM (*Statistical Parametric Mapping*, Mapeo paramétrico estadístico), cuya versión actual, lanzada en abril de 2009, es SPM8 y fue la que se utilizó.

SPM es un software orientado al análisis estadístico de imágenes cerebrales, desarrollado por *The Wellcome Trust Centre for Neuroimaging del Institute of Neurology de la University College London*; está basado principalmente en funciones de MATLAB y es distribuido como software libre, bajo licencia GNU GPL (*GNU General Public License*, Licencia pública general de GNU) [7].

Dicho software implementa los conceptos teóricos del mapeo paramétrico estadístico, el cual es un conjunto de procedimientos estadísticos utilizados para probar hipótesis de datos provenientes de neuroimágenes funcionales, como identificar efectos específicos, caracterizar la anatomía funcional o detectar cambios relacionados con algún padecimiento. El análisis realizado por SPM a los datos de las neuroimágenes funcionales puede dividirse en: procesamiento espacial, estimación de los parámetros de un modelo estadístico y por último inferencias sobre los parámetros estimados con estadísticas apropiadas [11].

A grandes rasgos, todo el proceso (fig. 2.1) puede describirse como una primera etapa de *procesamiento* cuyo objetivo es reducir los elementos no deseados en las imágenes, provocados principalmente por el movimiento, y proporcionar un mismo marco o referencia anatómica a los datos provenientes de diferentes imágenes de un mismo sujeto, o datos de diferentes sujetos para poder combinarlos posteriormente. Después de ser procesados, los datos se encuentran listos para un segundo *análisis estadístico*, donde son modelados para dividir las respuestas neurofisiológicas observadas en efectos y errores, formar estadísticas mediante sus estimaciones, y finalmente *realizar inferencias* sobre los efectos de interés.

ANÁLISIS DE DATOS

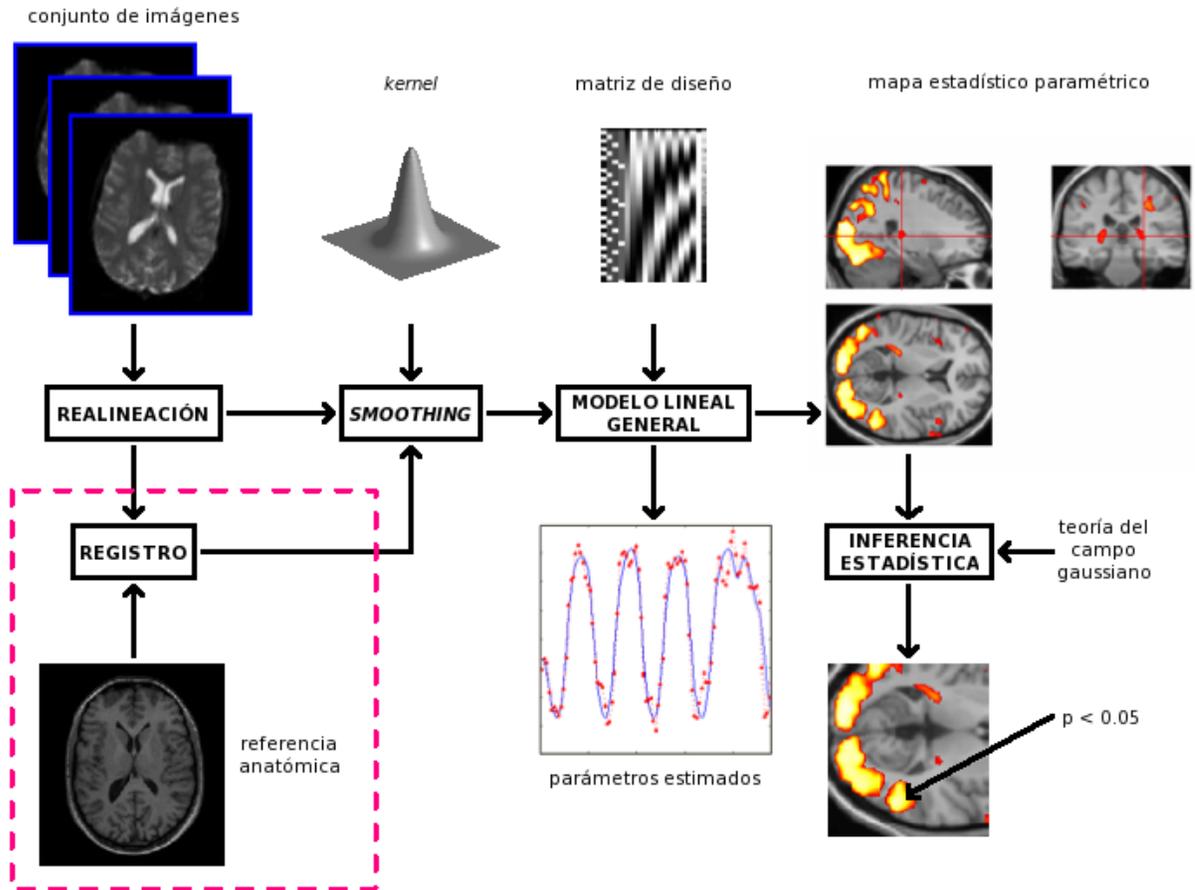


Fig. 2.1 Esquema general de las transformaciones efectuadas para obtener a partir de una secuencia de imágenes un mapa estadístico paramétrico. Imagen tomada de [11].

De las tres etapas mencionadas, la primera es la única que vamos a utilizar (está indicada en la fig. 2.1), porque es donde se encuentra la opción de registro. SPM realiza el registro mediante un algoritmo que optimiza una función de medición de la similitud de todos los posibles pares de vóxeles; estas medidas de similitud provienen de las llamadas *entropías conjuntas y marginales*, y de minimizar la entropía conjunta y maximizar la información mutua [11]. Estas últimas son de hecho técnicas de fusión, pero con finalidades distintas a las que nos interesa (por ejemplo, se pierde la identidad de las imágenes de entrada). Otros aspectos de SPM se relacionan con técnicas de fusión y en la etapa de los mapas estadísticos paramétricos (fig. 2.1, a la derecha) hay interés de una visualización combinada o simultánea de la inferencia

estadística y la imagen anatómica, pero SPM se limita a superponerlas, ocultando detalles estructurales.

2.3. Objetivos de la fusión

Como se mencionó en el capítulo uno, la fusión de imágenes es utilizada en distintas áreas, por lo que es difícil tener un método único que satisfaga completamente las necesidades de cada aplicación.

Aún con estas particularidades, es posible identificar en la literatura ciertos objetivos principales y muy diferentes de la fusión de imágenes como visualización, mejora y corrección, análisis y reconocimiento de formas, y restauración u obtención de modelos.

2.3.1. Combinar información incompleta de distintas fuentes

En algunas ocasiones cuando adquirimos una imagen, notamos la presencia de anomalías (datos defectuosos o información faltante). Se puede obtener una imagen de calidad superior si se combinan distintas imágenes de la misma escena [29]. Generalmente se pierde la identidad de las imágenes utilizadas, ya que como resultado se obtiene una imagen que contiene los “mejores” elementos de cada una o se complementan.

Por ejemplo, la transformada de Hermite permite detectar las estructuras relevantes en imágenes, de acuerdo a modelos de la visión humana, y eliminar aquellas que las afectan y así obtener una mejor reconstrucción de estas estructuras [6].

Estas anomalías pueden deberse a la presencia de ruido o zonas borrosas, niveles de exposición no adecuados o que algún objeto de interés se encuentre fuera de foco. Así que a partir de imágenes, que se asume están alineadas, “incompletas” o “parciales” de un objeto o escena, adquiridas bajo diferentes condiciones tales como distintos niveles de exposición (multiexposición), o desde varios puntos de vista (multivista), o distintas distancias focales (multifocales). En estos casos se recurre a métodos de fusión que permitan identificar las “mejores” partes de cada una y formar una imagen final donde converjan estos elementos.

Las imágenes originales no necesariamente tienen que haber sido adquiridas por el mismo instrumento, pueden pertenecer a otro que refleje características similares; por ejemplo se puede fusionar estudios de CT y MRI al fin de aumentar la calidad de la información anatómica presente en ambas modalidades.

Este tipo de fusión también puede extenderse a aplicaciones para lograr superresolución, donde las imágenes de entrada de baja resolución son fusionadas para conseguir una imagen de alta resolución [9]. En este punto es importante distinguir entre el mejoramiento visual de la imagen (superposición), y una interpolación real de datos para obtener una mayor resolución (por ejemplo, mediante *wavelets*) [29].

2.3.2. Visualizar, manteniendo la identidad de cada modalidad

Cuando se cuenta con imágenes de una misma escena, adquiridas con diferentes sensores, resulta complicado manejar la información conjunta que proveen las imágenes. Utilizando métodos adecuados de fusión, se pueden visualizar simultáneamente las distintas propiedades de cada una de las imágenes originales, facilitando la evaluación, y obteniendo resultados y conclusiones a los que difícilmente se llegaría revisando las imágenes por separado. Generalmente en la imagen fusionada se preserva la identidad de las imágenes o fuentes originales.

Los tratamientos médicos que incluyen la toma de varios estudios multimodales resultan beneficiados con este tipo de fusión ya que proporciona información anatómica y fisiológica complementaria de la misma parte del cuerpo, incrementa la confianza en los datos al utilizar la llamada *información mutua*, además de proveer un marco de referencia anatómico a la imagen funcional; lo que permite acceder a información no visible para el especialista, cuando las imágenes son estudiadas individualmente [31]. Adicionalmente ayuda a compensar las limitaciones propias de las modalidades involucradas (baja resolución, falta de información metabólica).

Por otra parte, favorece a la caracterización y se tiene mayor precisión para localizar y delimitar lesiones o anomalías (p. ej., un tumor), lo que se traduce en un diagnóstico superior, siendo el paciente el mayor beneficiado por un tratamiento más adecuado a sus necesidades y

en el caso de una radioterapia, utilizar técnicas de mayor precisión que causen daños mínimos al tejido sano.

Igualmente sirve para detectar y evaluar cambios en imágenes de un objeto o escena (ya sean de una misma o diferente modalidad, e incluso otro tipo de datos) adquiridas en diferentes tiempos. La fusión de éstas imágenes permite recopilar en una sola imagen los cambios sufridos en un determinado tiempo.

Permite el monitoreo de cambios de tamaño o forma de estructuras en un periodo de tiempo, el cual puede abarcar años (estudios neurológicos de una atrofia cerebral) o segundos (imágenes de perfusión) [16]. Como puede verse, tanto para este tipo de aplicaciones como para las anteriormente mencionadas, es importante que las imágenes se encuentren registradas, para no obtener conclusiones equivocadas.

Se debe hacer especial hincapié en cuanto a los métodos adecuados de fusión debido a que se busca combinar de la mejor forma posible en una sola imagen, tanto las características mutuas como las contrastantes (complementarias) que nos proporciona cada tipo de imagen de una escena.

Aunque visualizar manteniendo la identidad de cada imagen sea justamente el objetivo a desarrollar en esta tesis, es conveniente conocer los restantes, porque aunque todos compartan términos, características y métodos, no implica que puedan aplicarse de forma generalizada, es importante considerar las particularidades.

2.3.3. Comparar imágenes, o evaluar un método de procesamiento

Después de que dos o más imágenes han pasado por un proceso, generalmente un registro geométrico o alineación, es necesario comprobar que éste fue realizado correctamente. Una forma de hacerlo es fusionar las imágenes registradas y mediante la evaluación visual (de un experto) [31], verificar el resultado. Una simple substracción puede revelar la tendencia o error en la alineación, por ejemplo al aparecer bordes orientados, en el caso de una traslación incorrecta.

A pesar de contar con métodos que ofrecen una mayor precisión usando datos simulados, modelos o marcadores de referencia (o “fiduciaros”), existen imágenes con las que no se cuenta con una “imagen estándar” para realizar la comprobación, como con las imágenes médicas, donde no se tienen modelos específicos para cada paciente. En estas circunstancias, la fusión de imágenes permite realizar una evaluación aceptable [2].

Es de notar que la comparación puede ser cuantitativa, al obtener una cifra que califique el grado de comparación o diferencia (inclusive error, p. ej., durante una alineación de imágenes de objetos diferentes), pero también puramente cualitativa, mediante la visualización de dichas diferencias, usando escalas de color o métodos de fusión como los presentados en esta tesis, de acuerdo al objetivo 2.3.2. Una barra vertical u horizontal de dicha escala, incluiría el valor numérico correspondiente a cada variación de color, pero también este se podría indicar al posicionar el cursor en la región coloreada.

2.3.4. Combinación general de métodos, modelos, algoritmos.

Un conjunto de imágenes de la misma escena tomadas con el mismo sensor pero diferentes puntos de vista sirven para crear una reconstrucción tridimensional de la escena [9]. Esta fusión es ocupada en métodos de estereoscopía, en tomografías o incluso para realizar una representación tridimensional empírica con las imágenes no controladas adecuadamente cuando fueron adquiridas [3]. Incluso se puede determinar la efectividad de métodos, por ejemplo comparar el criterio de máxima información mutua y optimización por mínimos cuadrados.

Cuando datos e imágenes de múltiples fuentes son introducidas al procesamiento, la precisión en la validación de presencia o ausencia de objetos de interés en una escena se ve beneficiada, al igual que su categorización y clasificación [3]. Este enfoque es utilizado frecuentemente en detección remota, ya que permite aprovechar la información proveniente de múltiples dispositivos encargados del estudio de un objeto concreto o área.

Un caso especial en esta categoría sería como auxiliar en la segmentación de imágenes. Si bien es cierto que implica una clasificación, la segmentación tiene como fin primordial extraer determinados objetos tan precisamente como sea posible. Esta ayuda puede consistir

simplemente en utilizar la información complementaria en la identificación de los límites de componente homogéneos de la imagen.

Puede observarse que lograr una clasificación íntegra de los distintos métodos, pretendiendo abarcar todos los matices de la fusión de imágenes, resulta complicado debido principalmente a su creciente uso en el procesamiento de información de diferentes áreas (esta es la razón de muchos términos anteriormente entrecomillados, ya que su significado está ligado a las características propias de los datos involucrados). De ahí la importancia de tener siempre presente con qué clase de información se está trabajando y qué objetivos se quieren alcanzar, ya que, como resultado de esta heterogeneidad, es imposible diseñar un método universal de fusión de imágenes aplicable en todas las situaciones.

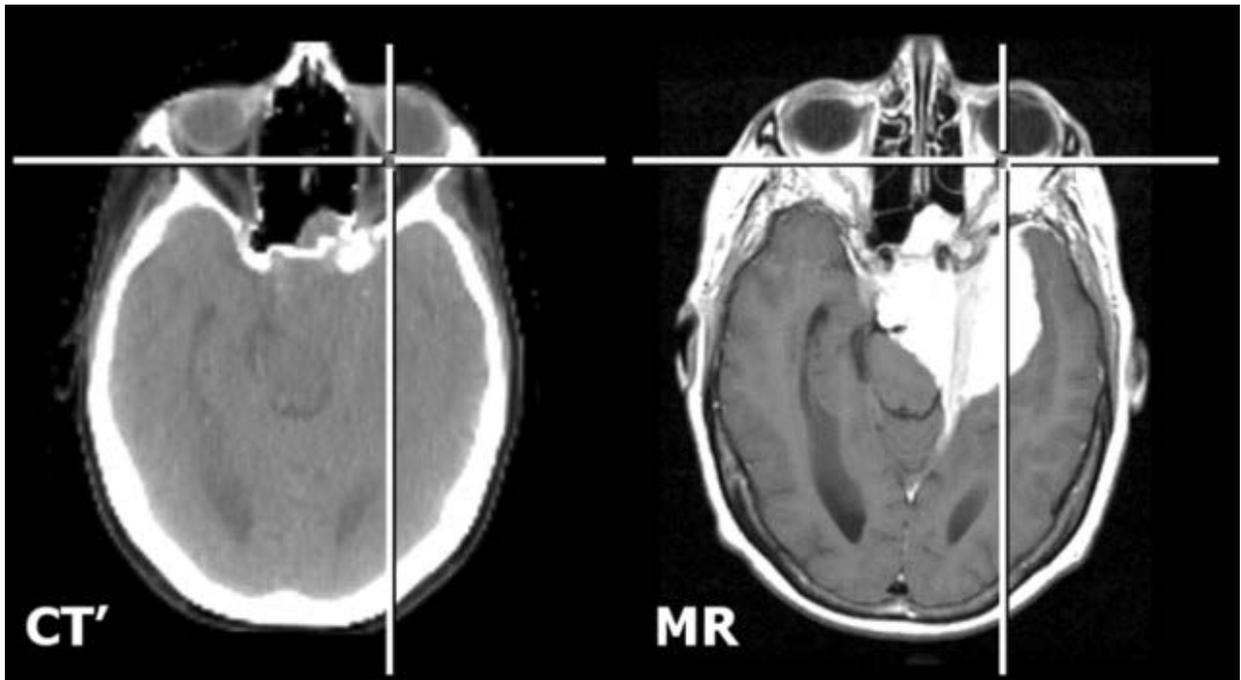
2.4. Métodos: operadores de fusión para visualización

Como vimos en la sección anterior, el tema de esta tesis pertenece al apartado de “fusión para visualización”, ahora es momento de abordar técnicas que permitan realizarlo. En la literatura referente al tema se describen distintos métodos de fusión que permiten visualizar la información contenida en dos imágenes de una forma útil y significativa. En [15] se muestra una variedad de ellos y éstos pueden implicar visualización contigua (es decir una imagen al lado de la otra), técnicas relacionadas con color, selección de elementos de interés en la imagen, operaciones aritméticas o combinaciones de éstas y otras, que involucran por ejemplo los contornos de la imagen de una modalidad y las bajas frecuencias de la imagen de otra modalidad.

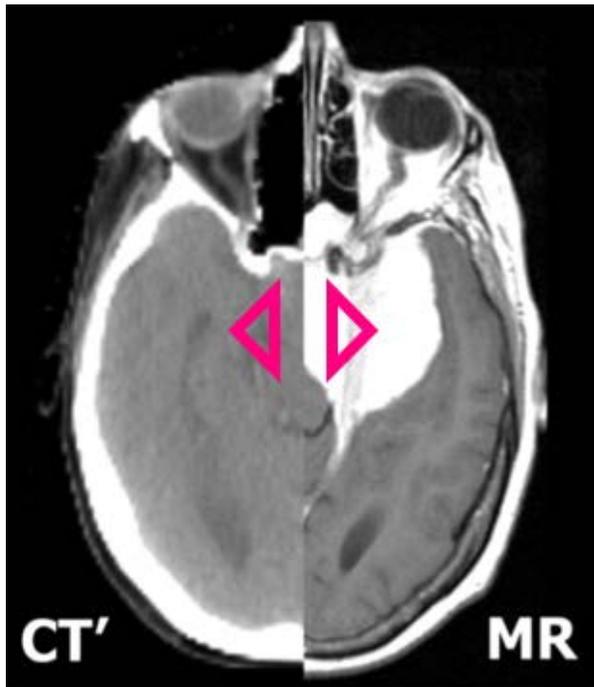
Los procedimientos de visualización contigua (tabla 2.1) son de los más sencillos, ya que no hay una combinación de las imágenes involucradas como tal, sino que son desplegadas en pantalla de tal forma que se pueda comparar el contenido [33].

Tabla 2.1. Visualización contigua

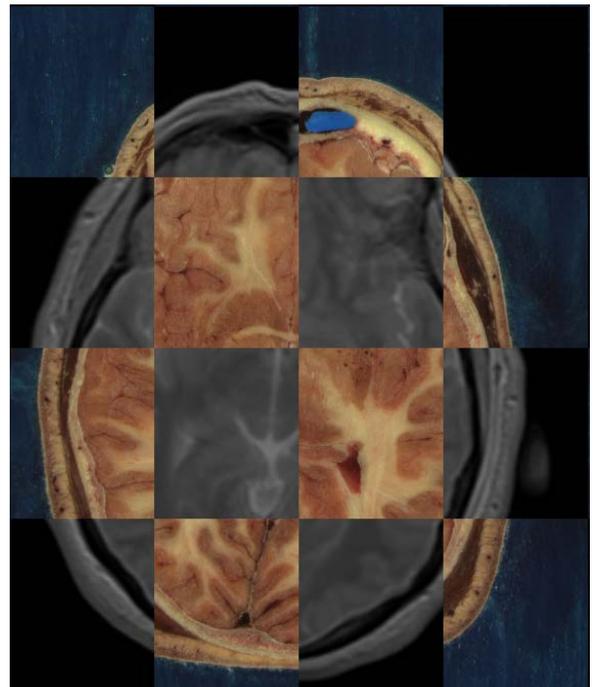
Cursor sincronizado (<i>linked cursor</i>):	Las imágenes son mostradas lado a lado, con un par de cursores sincronizados (fig. 2.2a) de tal forma que indiquen puntos correspondientes en ambas imágenes [18]. Esta técnica es útil para explorar características ya muy localizadas, pero no lo resulta tanto para una comparación global. Las imágenes no pierden información y las características presentes en la misma localización en ambas imágenes no interfieren
Vista dividida (cortinilla móvil):	Se coloca una imagen sobre otra en la misma posición y sin mezclarse (fig. 2.2b). Mediante el desplazamiento de una línea divisoria móvil se visualiza la imagen situada debajo, y del otro lado de la división la imagen superior [18].
Visualización dinámica alternada (<i>blinking</i>):	Compara dos imágenes mostrándolas sucesiva y cíclicamente, ya sea automáticamente o por medio de un control, en la pantalla. Sirve para encontrar pequeñas y sutiles diferencias entre las imágenes [15].
Ajedrezado (píxeles alternados):	Los datos de dos imágenes aparecen yuxtapuestos en un patrón entrelazado regular (simulando un tablero de ajedrez) (fig. 2.2c). Estos bloques pueden ser del tamaño de un píxel o grupos de NxN píxeles [33].



(a)



(b)



(c)

Fig. 2.2. Visualización continua, (a) cursor sincronizado, (b) cortinilla móvil; imágenes tomadas de [18], (c) ajedrezado; imagen tomada de [23].

Estas formas de visualización aunque útiles no son de nuestro completo interés, ya que estamos más interesados en métodos que engloben en una sola imagen los datos de ambas modalidades simultáneamente.

2.4.1. Alpha blending

Un método utilizado frecuentemente para visualizar simultáneamente imágenes de diferentes modalidades, principalmente dentro del software comercial, es el conocido como *alpha blending* [34], el cual promedia ponderadamente píxel por píxel las imágenes mediante un factor de transparencia alfa (α)

$$I_{\alpha b} = (1 - \alpha) I_A + \alpha I_F \quad (2.1)$$

donde

$I_{\alpha b}$ - Imagen fusionada

I_A - Imagen de una modalidad anatómica

I_F - Imagen de una modalidad funcional

$\alpha \in [0, 1]$.

Si α es un valor ajustable, la relación entre las imágenes cambiaría continuamente y $I_{\alpha b}$ aparecería como I_A con una contribución mayor o menor de la I_F , mientras que para los valores límite $\alpha = 0$ y $\alpha = 1$ sería visible únicamente I_A o I_F respectivamente.

Para poder distinguir ambas modalidades en el resultado final, se muestran en colores diferentes (p.ej. I_A en magenta e I_F en verde)

$$I_{\alpha b_{RGB}} = ((1 - \alpha) I_A, \alpha I_F, (1 - \alpha) I_A) \quad (2.2)$$

O bien, I_A se mantiene en niveles de gris e I_F en color (p. ej. verde)

$$I_{\alpha b_{RGB}} = ((1 - \alpha) I_A, (1 - \alpha) I_A + \alpha I_F, (1 - \alpha) I_A) \quad (2.3)$$

tanto (2.2) como (2.3) tienen un atributo vectorial de tres canales y están expresadas en el espacio de color RGB (ver A.2.1).

A pesar de su uso tan común en la práctica médica como en la investigación, se decidió implementar la técnica de *alpha blending* principalmente como referencia, para que los especialistas a partir de su experiencia en el uso de esta técnica les sirva para evaluar los métodos propuestos en este trabajo.

2.4.2. Traslape mínimo

Como se ha mencionado anteriormente, cada modalidad de imagen enfatiza propiedades diferentes del cerebro: una estructuras y la otra actividad metabólica. Tomando este criterio como referencia se busca desarrollar un método que resalte aún más estas características con distintos filtros y operadores que minimicen el traslape de información entre las imágenes, separando visualmente cada modalidad.

Las imágenes funcionales presentan contornos poco definidos, y esta característica se acentúa al aplicar filtros de suavizado, como un filtro gaussiano (ver sección 2.4.2.6), que atenúa y resalta las regiones de actividad, despejando los bordes.

Por el contrario, en las modalidades anatómicas la información que nos interesa conservar son justamente los bordes de estas estructuras. Utilizando operadores de detección de bordes se podrán preservar y así servir de guía a la información funcional en la imagen fusionada (I_{TM}).

2.4.2.1. Detección de bordes

El proceso de detección de bordes permite simplificar el análisis de imágenes reduciendo drásticamente la cantidad de datos a manejar, a la vez que preserva la información estructural de los límites de un objeto. Además, el análisis de forma requiere a menudo de una representación del objeto mediante contornos.

Los bordes son líneas que sirven para demarcar dos regiones diferentes y alrededor de los cuales la imagen presenta variaciones bruscas en los niveles de gris [1]. En un órgano como

el cerebro tales regiones tienen características funcionales distintas, por lo que la demarcación debe ser precisa. Los bordes generalmente son modelados como una rampa en lugar de un cambio abrupto de intensidad debido a posibles imperfecciones durante la adquisición de la imagen (fig. 2.3) [12]. Estos puntos de alto contraste pueden ser detectados calculando las diferencias de intensidad.

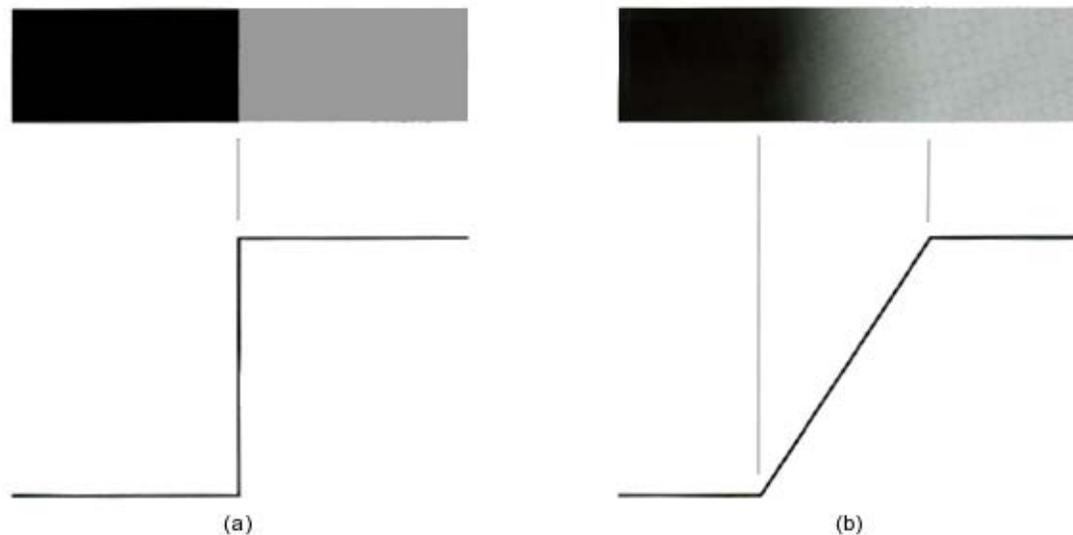


Fig. 2.3. Modelo de un borde digital (a) ideal, (b) real. Imagen tomada de [12].

Así la primera derivada será cero en todas las regiones de intensidad constante, y tendrá un valor constante en toda la transición de intensidad. Por otro lado la segunda derivada es cero en todos los puntos, excepto en el comienzo y final de una transición de intensidad (fig. 2.4). Por lo tanto una variación de intensidad se manifiesta como un cambio brusco en la primera derivada, y presenta un paso por cero¹ (cambia de signo su valor) en la segunda derivada [27].

¹ Zero-crossing.

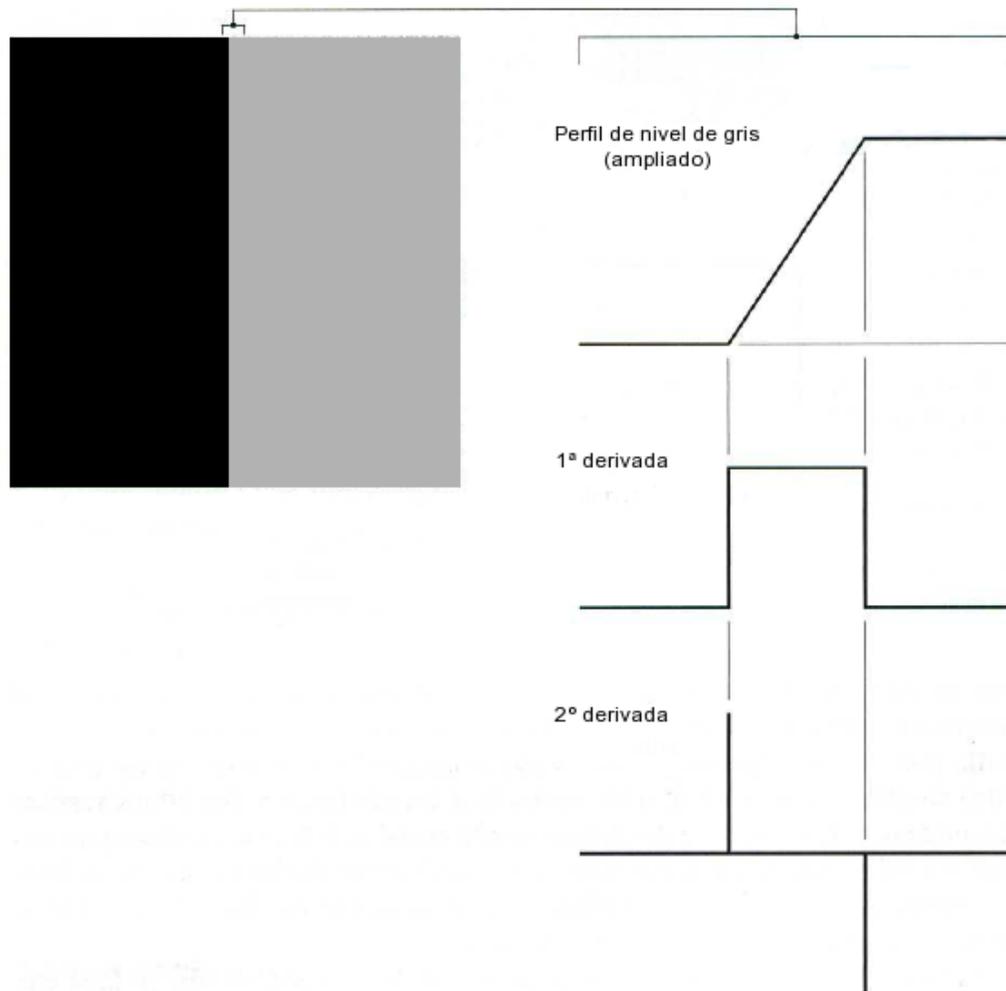


Fig. 2.4. Primera y segunda derivada de un perfil de nivel de gris. Imagen tomada de [12].

La detección de bordes es esencialmente una operación para localizar cambios locales significativos de los niveles de intensidad de una imagen. El cambio de intensidad es medido por el gradiente de la imagen [1].

2.4.2.2. Gradiente

El gradiente de una imagen [12] $f(x,y)$ en un punto (x,y) se define como un vector bidimensional perpendicular al borde dado por (2.4), donde el vector gradiente apunta en la dirección de variación máxima de f en el punto (x,y) .

$$\nabla f = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix}. \quad (2.4)$$

Con magnitud y dirección dadas por

$$G = |\nabla f| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}, \quad (2.5)$$

$$\phi(x, y) = \tan^{-1} \frac{G_y}{G_x}. \quad (2.6)$$

La magnitud del gradiente también puede obtenerse con los valores absolutos²

$$G \approx |G_x| + |G_y|. \quad (2.7)$$

La relación para determinar si un punto es o no borde [27] es

$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{si } G > T \\ 0 & \text{si } G \leq T \end{cases} \quad (2.8)$$

donde

T es un valor de umbral no negativo.

Los operadores gradiente calculan el cambio en las intensidades de los niveles de gris y también la dirección en el que cambio ocurre. Esto es calculado por la diferencia de valores de los píxeles vecinos (las derivadas a lo largo de el eje X y eje Y). En una imagen bidimensional los gradientes se aproximan a [1]:

² Puede utilizarse está expresión porque el valor de G no es tan importante como la relación entre diferentes valores. Se va a decidir si un punto es un borde según si la magnitud supere o no un determinado umbral [27]. Computacionalmente esta forma es más utilizada.

$$G_x = f(x+1,y) - f(x,y) \tag{2.9}$$

$$G_y = f(x,y+1) - f(x,y).$$

Los filtros de estas ecuaciones pueden ser implementados utilizando máscaras de convolución.

2.4.2.3. Detectores de bordes

El objetivo de los detectores consiste en que dada una imagen, que puede o no contener ruido, localizar los bordes más probables generados por los elementos de la escena y no por el ruido. Los operadores para la extracción de bordes (tabla 2.2), se distinguen principalmente entre los basados en la primera o segunda derivada.

Tabla 2.2. Detectores de bordes

1ª derivada	Canny	2ª derivada	Cruce por cero
	Kirsch		Diferencia de gaussianas
	Prewitt		Laplaciano
	Roberts		Laplaciano del gaussiano
	Sobel		

2.4.2.4. Operadores 1ª derivada

Operador Roberts:

El operador Roberts [1, 12, 27] es un operador gradiente de 2x2, marca solamente los puntos de borde de una imagen (fig. 2.5a) sin informar sobre la orientación de estos. Provee la aproximación más simple de la primera derivada

$$G_x = z_5 - z_9 \tag{2.10}$$

$$G_y = z_6 - z_8.$$

De acuerdo a (2.7) la magnitud del gradiente es

$$G = (z_5 - z_9) + (z_6 - z_8). \tag{2.11}$$

Estos operadores son implementados con las máscaras mostradas en fig. 2.5b.

Operador Sobel:

También pueden utilizarse máscaras de filtrado de tamaño 3x3 [1, 12, 27] (fig. 2.5c), cuya aproximación es

$$G_x = (z_1 + 2z_2 + z_3) - (z_7 + 2z_8 + z_9) \quad (2.12)$$

$$G_y = (z_1 + 2z_4 + z_7) - (z_3 + 2z_6 + z_9).$$

El objetivo de utilizar un valor de peso 2 es lograr un mayor suavizado, dándole mayor importancia al punto central.

Operador Prewitt:

El operador Prewitt [12, 27] es similar al de Sobel, sólo diferenciándose en los coeficientes (fig. 2.5d).

$$G_x = (z_1 + z_2 + z_3) - (z_7 + z_8 + z_9) \quad (2.13)$$

$$G_y = (z_1 + z_4 + z_7) - (z_3 + z_6 + z_9).$$

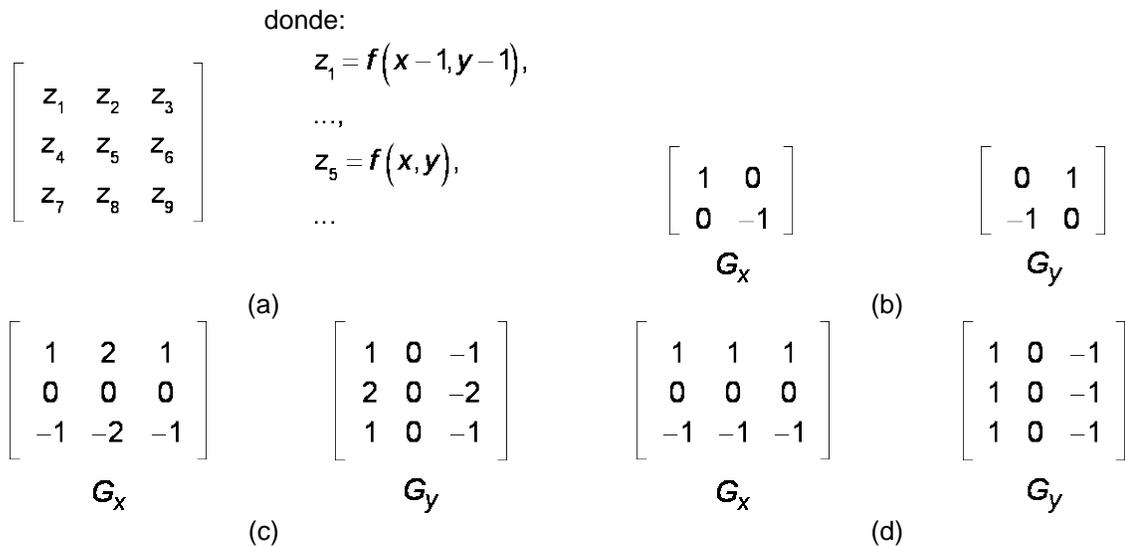


Fig. 2.5. (a) Región de una imagen. Máscaras para: (b) operador Roberts; (c) operador Sobel; (d) operador Prewitt.

Detector de Canny:

El algoritmo de Canny [1, 27] se fundamenta en la teoría de los operadores de primera derivada, sólo que con este método se pueden extraer bordes y cerrar contornos evitando posibles rupturas de los mismos durante su extracción. El proceso puede desglosarse en tres módulos principales:

Tabla 2.3. Algoritmo Canny

1) Obtención del gradiente (magnitud y ángulo en cada píxel).
2) Adelgazamiento del ancho de los bordes, obtenidos del gradiente, hasta lograr bordes de píxel de ancho conocido. Dicho adelgazamiento se denomina supresión de valores no-máximos locales.
3) Histéresis de umbral al resultado de la supresión de valores no-máximos, para eliminar máximos locales creados por el ruido.

Este detector presenta una buena inmunidad al ruido y al mismo tiempo detecta bordes con errores mínimos, debido a que la imagen primero es convolucionada con un filtro gaussiano (G_σ) con desviación estándar (σ). Posteriormente se obtiene el gradiente de la imagen suavizada resultante.

2.4.2.5. Operadores con la 2ª derivada

El principio de la detección de bordes utilizando segundas derivadas es detectar únicamente aquellos puntos que posean máximos locales en los valores del gradiente como puntos de borde. En este caso, se tiene un pico en la primera derivada y un cruce por cero en la segunda en los puntos de borde. Por lo tanto los puntos en los cuales la segunda derivada tiene un cruce por cero son tratados como puntos de borde [1].

Este enfoque consiste básicamente en definir una formulación discreta de la derivada de segundo orden, para construir una máscara de filtrado basada en esta formulación [12].

Laplaciano:

El laplaciano [12, 27] de una función $f(x,y)$ está definido como

$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}. \quad (2.14)$$

Como en el caso del gradiente, el laplaciano puede implementarse en forma discreta:

$$\begin{aligned} \nabla^2 f &= [f(x+1,y) + f(x-1,y) - 2f(x,y)] + [f(x,y+1) + f(x,y-1) - 2f(x,y)] \\ &= [f(x+1,y) + f(x-1,y) + f(x,y+1) + f(x,y-1)] - 4f(x,y). \end{aligned} \quad (2.15)$$

Esta ecuación puede ser implementada en todos los puntos (x,y) de una imagen convolucionando la imagen utilizando la máscara mostrada en figura 2.6a. Una definición alterna de la segunda derivada digital toma en consideración los elementos diagonales y puede ser implementada con la máscara de la figura 2.6b.

$$\begin{array}{ccc} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} & & \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \\ \text{(a)} & & \text{(b)} \end{array}$$

Fig. 2.6. Máscaras de filtrado usadas para implementar el laplaciano digital.

Las máscaras laplacianas representan aproximaciones del operador laplaciano, éstas son simétricas rotacionalmente, por lo que son capaces de detectar bordes en todas las direcciones espaciales. El problema principal con el operador laplaciano es que es excesivamente sensible al ruido, por lo que no es utilizado en su forma original.

Laplaciano de la gaussiana (LoG):

El operador laplaciano es susceptible al ruido; para reducirlo se utiliza el operador LoG (*Laplacian of the Gaussian*, Laplaciano de la gaussiana) (ver 2.16), el cual primero efectúa un desvanecimiento gaussiano para después obtener su laplaciano, lo cual es equivalente a convolucionar la imagen con el laplaciano de una gaussiana (ver 2.17).

$$\nabla^2 \mathbf{G}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{1}{\pi \sigma^4} \left[1 - \frac{\mathbf{x}^2 + \mathbf{y}^2}{2\sigma^2} \right] e^{-\frac{\mathbf{x}^2 + \mathbf{y}^2}{2\sigma^2}}, \quad (2.16)$$

$$\nabla^2 (\mathbf{G}_\sigma * I) = (\nabla^2 \mathbf{G}_\sigma) * I. \quad (2.17)$$

Este operador es menos sensible al ruido porque la función gaussiana reduce el ruido presente en la imagen y por lo tanto se minimiza la probabilidad de detectar bordes falsos al aplicar el laplaciano.

Es importante notar que los diferentes operadores para obtener y realzar bordes ofrecen distintas ventajas y desventajas, sobretodo respecto a cómo tratar el problema del ruido en bordes apenas detectables. Por ello es difícil su comparación, pues un filtro puede funcionar muy bien con unas imágenes, pero no con otras. Por fortuna, en nuestro caso no requerimos de una extracción completa, ni precisa de los contornos, pues el objetivo es de visualización, no de segmentación.

2.4.2.6. Filtro gaussiano

Es un operador de convolución utilizado para “suavizar” una imagen, que remueve detalle y ruido. En una dimensión la función gaussiana tienen la siguiente forma

$$\mathbf{G}_\sigma(\mathbf{x}) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{\mathbf{x}^2}{2\sigma^2}} \quad (2.18)$$

donde

σ es la desviación estándar.

Su gráfica se muestra en la figura 2.7.

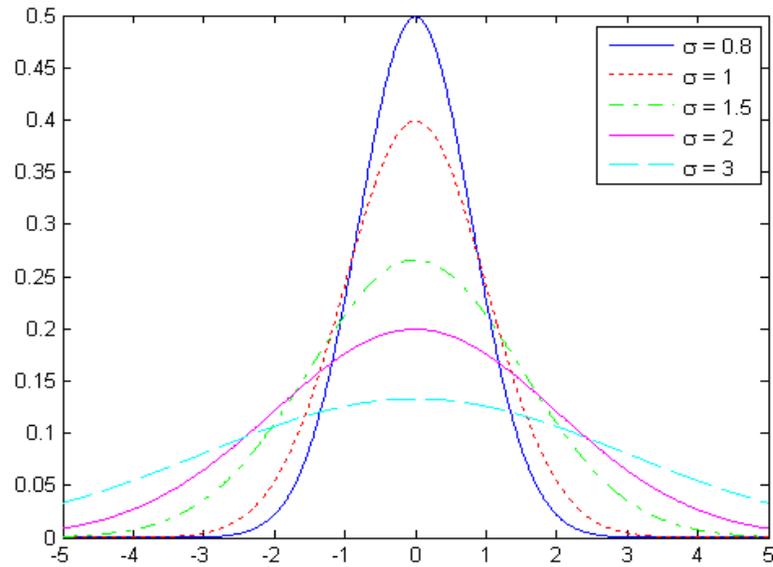


Fig. 2.7. Función gaussiana 1-D con diferentes valores de σ .

Podemos ver que el valor de σ controla el ancho de la gráfica de la función gaussiana.

La forma de un filtro gaussiano pasa-bajas de dos dimensiones está dada por:

$$G_{\sigma}(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (2.19)$$

Cuya gráfica se muestra en la figura 2.8.

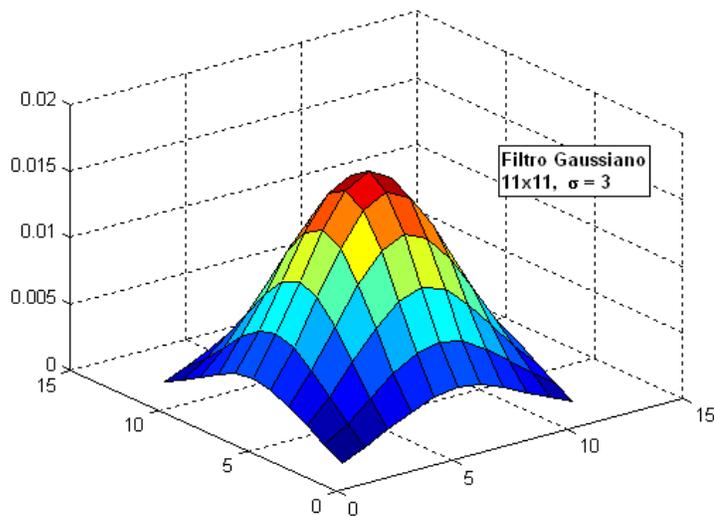


Fig. 2.8. Filtro gaussiano 2-D.

2.4.3. Fusión en espacios de color

El uso del color mejora la interpretación de la información contenida en una imagen, ya que simplifica su análisis y brinda la posibilidad de incrementar la cantidad de datos presentes; el carácter vectorial del atributo en color justamente permite visualizar información que es independiente, pues se pueden usar varias combinaciones de canales.

En fusión de imágenes una de las formas más sencillas es presentar una modalidad en color y la otra en escala de grises [33]. Acercamientos más sofisticados involucran el uso de distintos espacios de color y transformaciones entre ellos, que codifican la información presente en alguno de sus elementos [15].

La idea básica en este tipo de fusión es emplear algún modelo de color de la familia HSI (*Hue, Saturation and Intensity*, ver anexo A.2.2) para codificar en sus canales los datos anatómicos y funcionales, con la finalidad de usar el color como forma de preservar y distinguir un tipo de información de otra. En adelante, consideraremos imágenes de atributo vectorial con tres componentes, dependiendo del espacio de color (r, g, b para el espacio RGB; h, s, v para el espacio HSV, etc.).

A diferencia de este tipo de fusión, muchos equipos de imagenología médica realizan una “fusión” donde simplemente se superpone la información funcional (usualmente manchas pequeñas en color), ocultando los detalles anatómicos. Dicha superposición resulta útil en el estudio de activaciones puntuales, como en el caso de la corteza sensoriomotora, aunque en tareas muy básicas (por ejemplo, el movimiento de un sólo dedo).

En cambio, el enfoque de fusión en espacios de color que adoptamos, permite concentrar, como intensidades, las variaciones de niveles de gris, o en general, los niveles de intensidad de los detalles finos característicos de las modalidades anatómicas. Mientras tanto, el color es usado para representar, como modulación tonal, las variaciones “lentas” de información (o bajas frecuencias), propias de las modalidades funcionales [22], que en todo caso, presentan bordes muy difusos, o ninguno.

Como primer paso es necesario asignarle colores a I_F , posteriormente pasarla a un espacio de la familia HSI e introducir la información de la imagen I_A , y finalmente regresar al espacio RGB para poder visualizar el resultado de dicha fusión.

Para la primera parte se utilizará un mapa o paleta de color³ que puede ser de los incluidos en el software MATLAB o uno diseñado ex profeso. Se busca que este mapa de color no sólo ayude a distinguir las regiones de actividad, también que sea útil para visualizar los cambios provocados por la fusión. Una vez con I_F en RGB ($I_{F_{RGB}}$) es posible trasladarla a otro espacio de color.

La diferencia más notable entre los espacios HSV y HSL radica en que la saturación máxima de un matiz se encuentra cuando $V=1$ o $L=0.5$ respectivamente, esto debido a su representación geométrica (ver detalles en el Anexo A). Tomando en cuenta que es precisamente este canal donde se piensa efectuar la fusión, es necesario que el espacio de color que utilicemos proporcione flexibilidad respecto a los cambios que provocará la fusión.

Aunque en el caso de HSV cualquier valor de V menor a uno tenderá a oscurecer la imagen, en HSL los valores de L mayores a 0.5 aclararán la imagen pero con el riesgo de pérdida importante de información ya que entre más cercano se encuentren al uno se empezará a blanquear la imagen.

Por eso se decidió utilizar el espacio de color HSV, además de ser de los más ocupados en la bibliografía debido a lo complicado que pueden resultar las operaciones de transformación

³ Un mapa de color o *colormap* es una matriz de $m \times 3$, cuya longitud m es igual al número de colores que define. Cada columna del mapa especifica los componentes rojo, verde y azul de un solo color.

del espacio HSL por el doble cuerpo geométrico, y por la facilidad adicional que brinda al ya estar la función de conversión programada en MATLAB.

2.4.3.1. Operaciones de fusión

Una vez con la imagen vectorial I_F en el espacio HSV,

$$I_{F_{HSV}} = (H, S, V) \quad (2.20)$$

Donde, usando la notación de MATLAB para arreglos y matrices, tenemos las siguientes imágenes escalares

$$H = I_{F_{HSV}}(:, :, 1)$$

$$S = I_{F_{HSV}}(:, :, 2)$$

$$V = I_{F_{HSV}}(:, :, 3)$$

se utilizará el canal de valor V para introducir la información anatómica, ya que se tratará que la información funcional quede exclusivamente descrita por el color en los canales H y S . Se probarán distintas operaciones en el canal V , buscando observar en una sola imagen (I_{EC} , donde EC indica el espacio de color en el cual se realizó la fusión: RGB, HSV, HSI, etc.) tanto la información funcional dada por el color, así como de la anatómica. Dentro de las operaciones a estudiar están:

$$I_{HSV} = (H, S, I_A) \quad (2.21)$$

$$I_{HSV} = (H, S, I_A + I_F) \quad (2.22)$$

$$I_{HSV} = (H, S, \frac{I_A + I_F}{2}) \quad (2.23)$$

$$I_{HSV} = (H, S, I_A + \frac{I_F}{n}) \quad (2.24)$$

Es importante notar que aunque la fusión se lleve a cabo en el espacio de color HSV, la imagen final es trasladada al espacio RGB para poder visualizarla correctamente.

Se estudiará cómo afectan a la información funcional y que tan efectivas son estas operaciones para lograr nuestros objetivos de fusión para visualización.

2.5. Interfaz gráfica

Con el propósito de facilitar la evaluación de los métodos propuestos se diseñó una interfaz gráfica de usuario (GUI). Se utilizaron las herramientas que proporciona MATLAB, como su propio ambiente de creación de GUIs, llamado GUIDE, así como funciones incluidas en el *toolbox* de procesamiento de imágenes.

Una GUI es una representación gráfica, en una o más ventanas, que contiene controles llamados componentes (p. ej., menús, barra de herramientas, barra de desplazamientos, casilla de verificación, etc), que permiten al usuario realizar tareas interactivas, sin necesidad de que éste conozca a detalle cómo se llevan a cabo. Cada componente de la GUI, está asociado con una o más rutinas conocidas como *callbacks*. Su ejecución es activada por una acción particular del usuario, como un clic del ratón, presionar un botón (*push button*) o seleccionar algún elemento de un menú. Este tipo de programación se conoce como programación orientada a eventos, la ejecución de los *callbacks* es controlada por eventos externos al software [17].

2.5.1. Diseño GUI

Si bien es cierto que los métodos propuestos pueden implementarse como funciones o programas de MATLAB, utilizar una GUI facilita revisar cada uno de ellos, evitando tener que regresar a los archivos para modificar su estructura, cada vez que haya algún cambio en los parámetros. Además, previendo pruebas futuras, favorece el manejo en usuarios que sólo tengan que evaluar la funcionalidad de los métodos. Pensando principalmente en este último tipo de usuario, y que se requiere básicamente un software de visualización, la GUI a implementar deber ser sencilla, práctica en cuánto a sus controles y perceptualmente clara.

La GUI diseñada consta de un menú principal (fig. 2.9) y de otras tres ventanas para cada tipo de fusión. En el menú principal se seleccionan los archivos de las imágenes o volúmenes a fusionar, si estos coinciden en cuánto a sus dimensiones, se activan tres *push buttons* que permiten elegir algún método de fusión; además se obtienen los datos que se utilizarán en cualquiera de los métodos seleccionados.

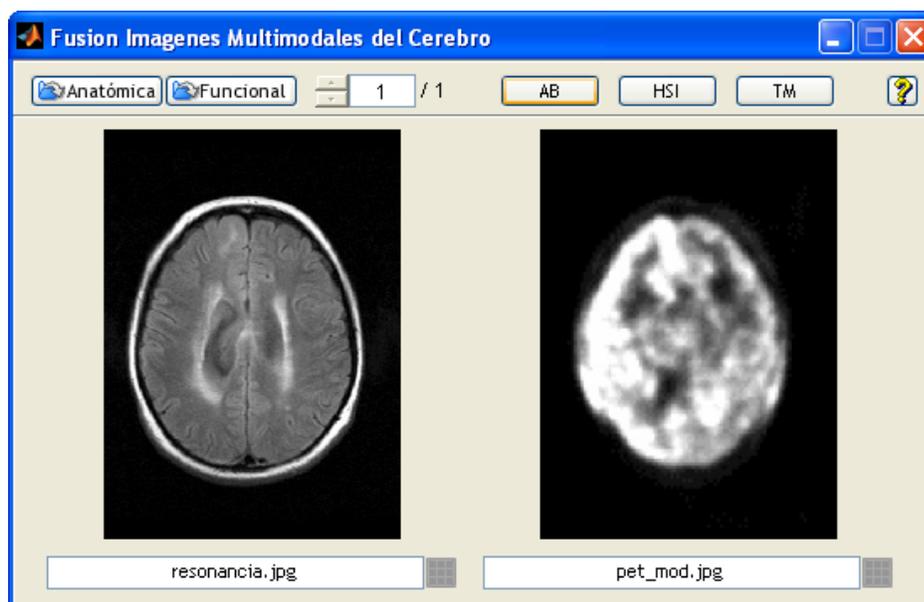


Fig. 2.9. Menú principal.

Las ventanas para cada tipo de fusión cuentan con una estructura similar. En la parte central se despliegan tres imágenes, la de mayor tamaño es la imagen fusionada, mientras que a su costado izquierdo se muestra cada modalidad sin fusionar. En la parte superior se ubica una barra de herramientas, en donde se pueden cambiar las imágenes fusionadas, si se está trabajando con un conjunto de ellas; también están los botones que activan las herramientas de zoom, mover la imagen, así como regresar al cursor estándar. Adicionalmente se incluyó un botón para guardar la imagen fusionada en la ruta que el usuario indique. En la parte inferior se encuentran los controles correspondientes a cada fusión (tabla 2.4).

Tabla 2.4. Descripción de los controles principales de cada método de fusión

Método	Controles
<i>Alpha blending</i>	En este caso, los controles principales (un slider y un campo editor de texto) permiten variar el valor de alfa, entre los valores permitidos [0,1]. También se puede cambiar los colores que se usan para distinguir cada modalidad, ya sea gris y color, o color y color I(fig. 2.10).
Espacio de color	Mediante un menú desplegable se muestran las distintas operaciones de fusión, que se tienen programadas, en los canales del espacio HSV. Además de contar con controles para modificar la intensidad o saturación, de acuerdo a la operación elegida. Así mismo se tiene la

opción de cambiar el mapa de color utilizado, y seleccionar un rango de los niveles de intensidad a mostrar (y fusionar) de la imagen funcional (fig. 2.11).

Traslape mínimo Se puede elegir entre distintos tipos de detectores de bordes, así como modificar sus valores de umbral o sigma de acuerdo al tipo de operador. En cuanto a la imagen funcional, se puede modificar el sigma del filtro gaussiano ocupado para suavizar la imagen (fig. 2.12).

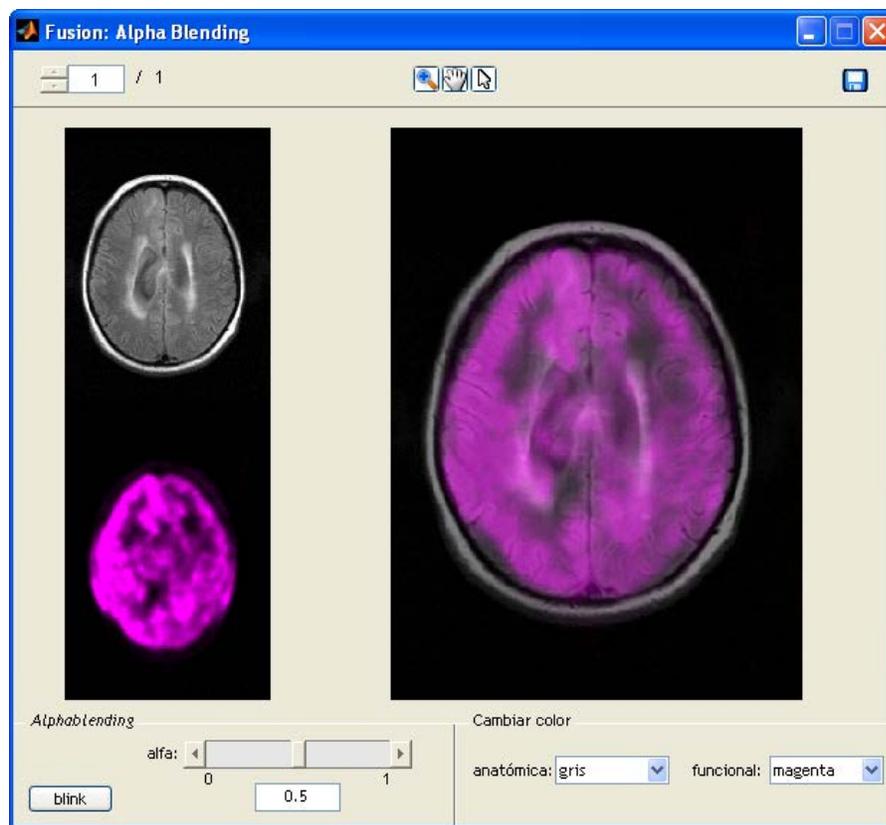


Fig. 2.10. Ventana fusión *alpha blending*.

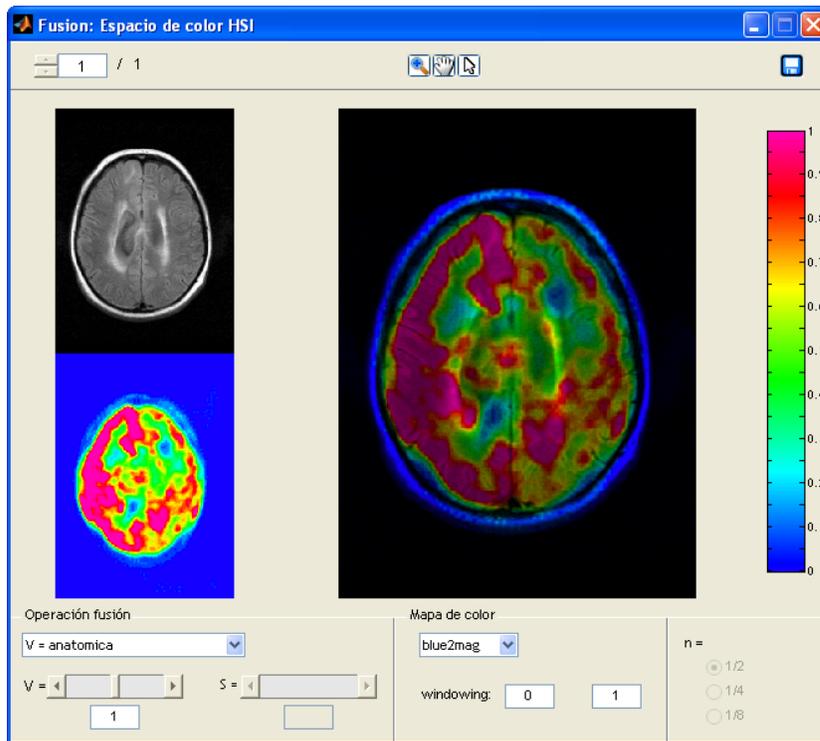


Fig. 2.11. Ventana fusión espacios de color.

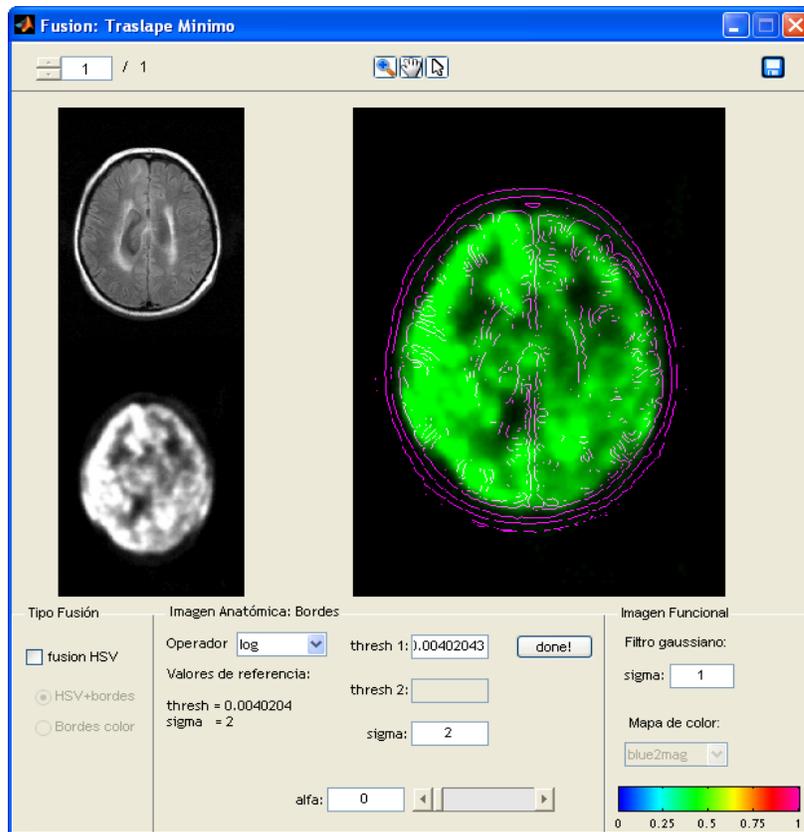


Fig. 2.13. Ventana fusión traslape mínimo.

3. Pruebas y Resultados

Cuando se inició este trabajo, se pensó en utilizar imágenes que ya estuvieran registradas para poder trabajar exclusivamente en la fusión de las mismas. Por cuestiones ajenas al proyecto, las imágenes que nos fueron proporcionadas no tenían esta característica, por lo que fue necesario buscar la forma de realizar el registro. Al no ser uno de los objetivos del proyecto, pero si un requisito indispensable para su correcta realización se decidió recurrir al uso de software desarrollado por terceros.

Este software debería ser relativamente fácil de utilizar y trabajar con imágenes con característica similares a las nuestras: imágenes del cerebro de un mismo paciente, pero pertenecientes a distintas modalidades. Por lo tanto, en términos de la clasificación mencionada en Anexo B, buscamos un software preferentemente automático de registro de imágenes multimodales intrasujeto del cerebro, cabe recordar que al cerebro se le considera como un objeto rígido, ya que debido a encontrarse protegido por el cráneo, casi no sufre deformaciones.

Características similares a las previamente descritas las encontramos en el software de análisis estadístico de imágenes neurológicas funcionales SPM, el cual permite realizar el registro de imágenes multimodales (ver Anexo C). Si bien es cierto que su fin último no es el de realizar el registro, éste lo efectúa de manera bastante aceptable y ha sido utilizado en varios trabajos para tal efecto [22].

Un problema común en el registro de imágenes es la pérdida de información anatómica que generalmente es de mayor tamaño y resolución que la funcional. En nuestro caso esta pérdida resultó considerable, debido a que el conjunto de imágenes funcionales (fMRI) que nos fue entregada era de baja calidad y como resultado, después del registro la modalidad anatómica (MRI), que originalmente presentaba una buena resolución, se vio afectada considerablemente (fig. 3.1). Por lo tanto, para mostrar mejor los resultados obtenidos con

nuestros métodos, se decidió utilizar imágenes que ya habían sido ocupadas en trabajos previos (fig. 3.2) [22].

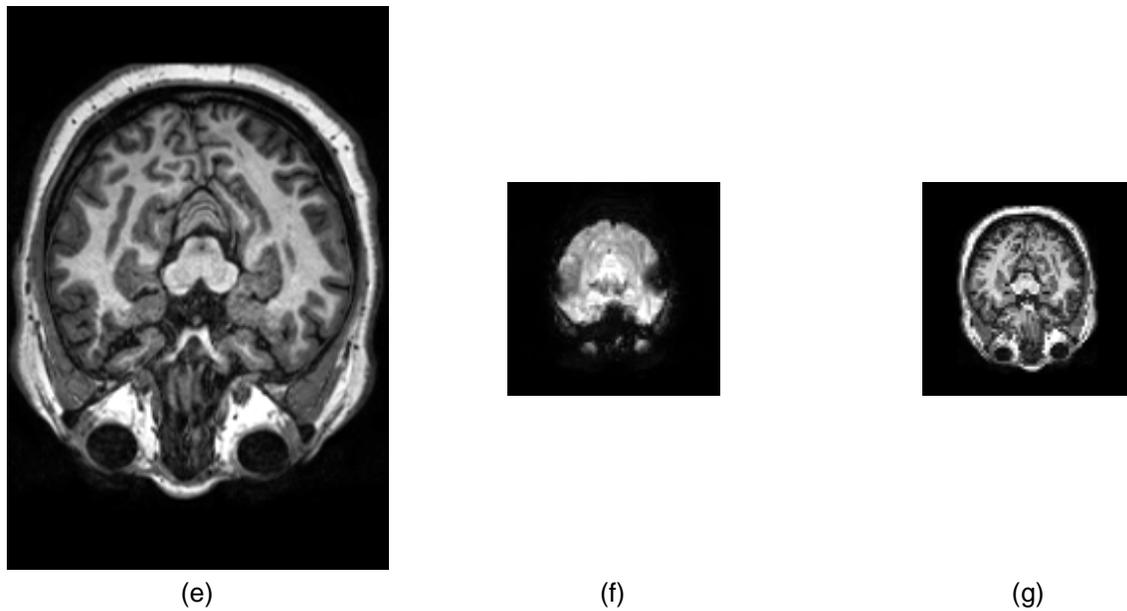


Fig. 3.1. (a) I_A original, (b) I_F original, (c) I_A registrada.

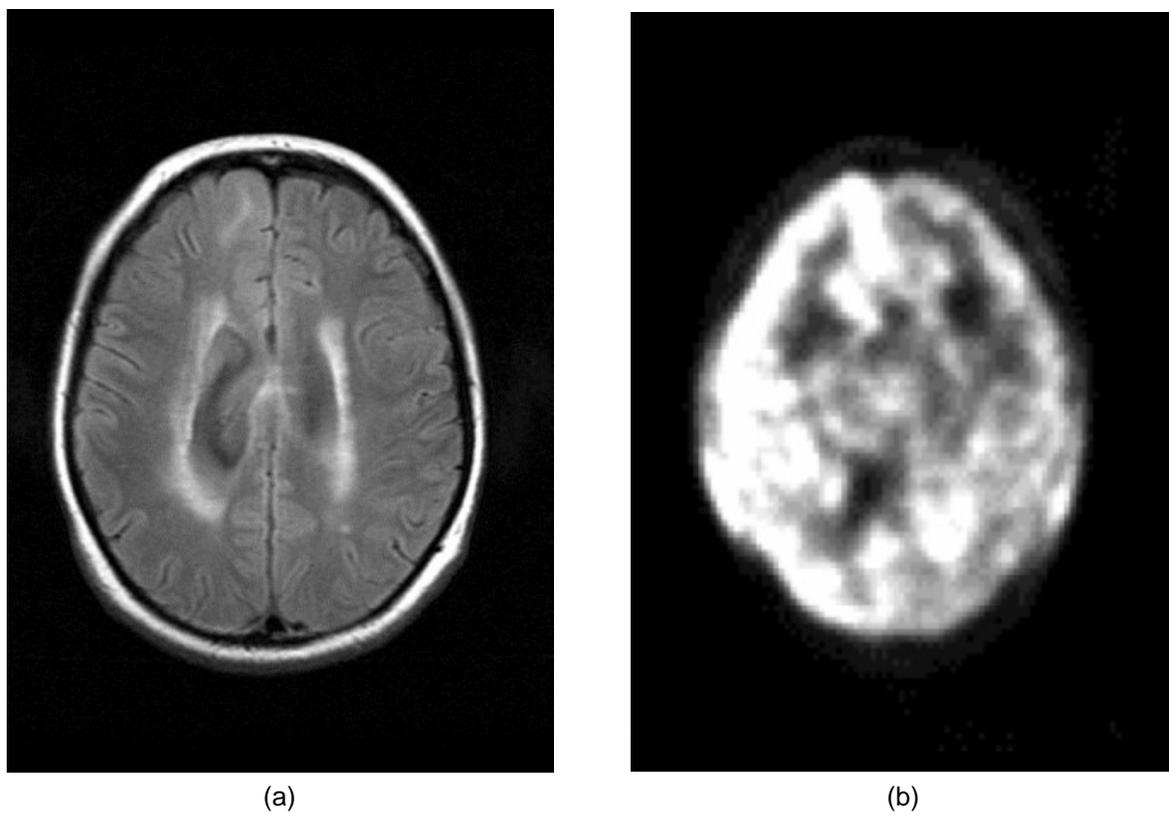


Fig. 3.2. (a) I_A , (b) I_F .

3.1. Alpha blending

Se implementó la forma más común de este método: mostrar I_A en escala de grises e I_F en color (ver definiciones en ecuación 2.1). Para este propósito se utilizó el espacio de color RGB colocando I_F en el canal o canales correspondientes de acuerdo al color a generar, en este ejemplo se utilizó el magenta,

$$I_{\alpha b_{RGB}} = ((1-\alpha) I_A + \alpha I_F, (1-\alpha) I_A, (1-\alpha) I_A + \alpha I_F) \quad (3.1)$$

con esta expresión se obtuvieron los siguientes resultados (fig. 3.3), puede verse como I_A es “coloreada” por I_F conforme se va incrementando el valor de α .

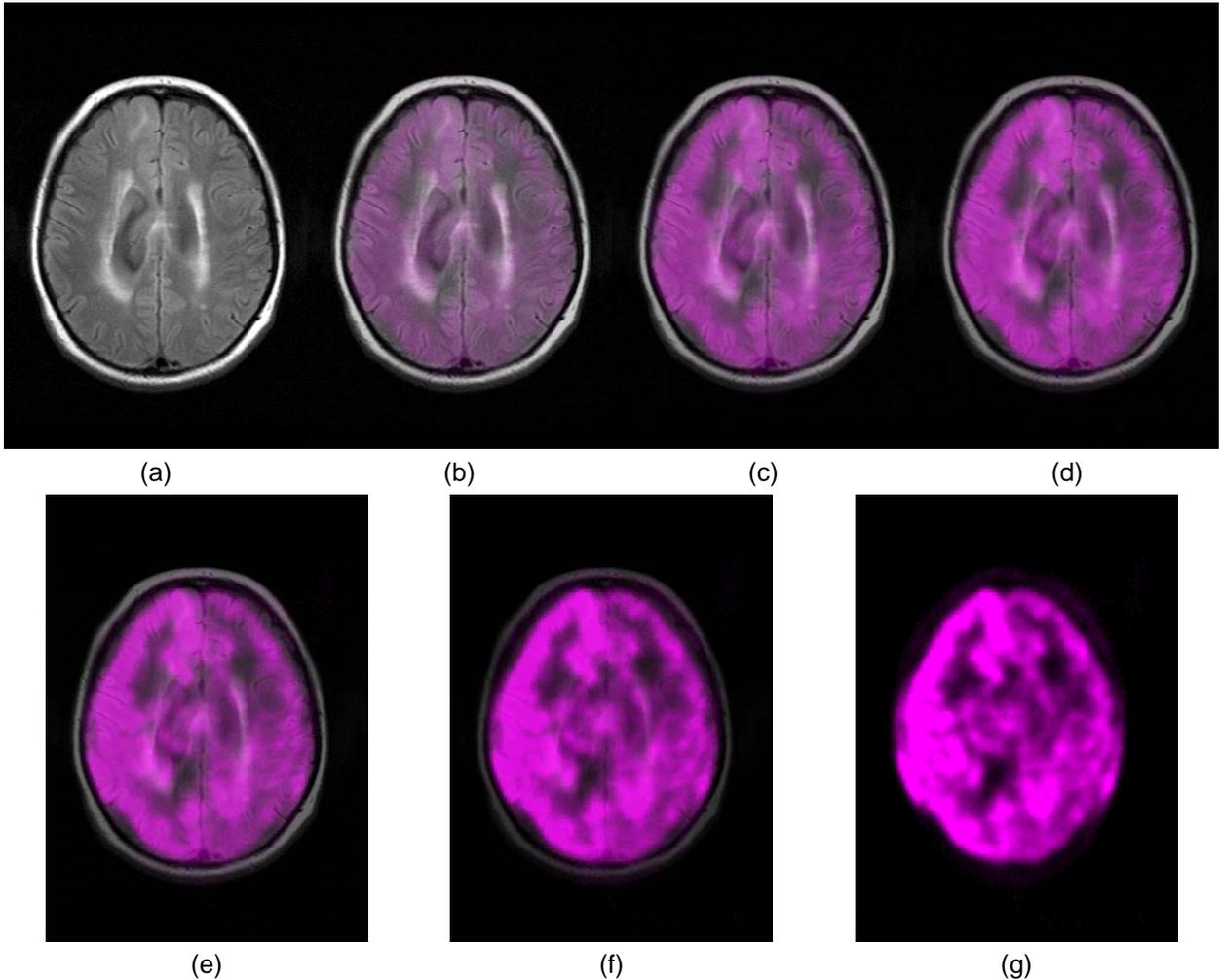


Fig. 3.3. Fusión *alpha blending*, (a) $\alpha = 0$, (b) $\alpha = 0.2$, (c) $\alpha = 0.4$, (d) $\alpha = 0.5$, (e) $\alpha = 0.6$, (f) $\alpha = 0.8$, (g) $\alpha = 1$.

En el caso de I_F es difícil distinguir los distintos grados de intensidad presentes y aunque es fácil determinar el área que ocupa en el contexto anatómico, especialmente teniendo la secuencia de imágenes, se complica la ubicación de regiones puntuales.

Otra forma de preservar la identidad de ambas modalidades es utilizando dos colores contrastantes. Probando con rojo para I_A y cian para I_F , la expresión correspondiente es

$$I_{\alpha \text{RGB}} = ((1-\alpha) I_A, \alpha I_F, \alpha I_F), \quad (3.2)$$

los resultados se muestran en la figura 3.4.

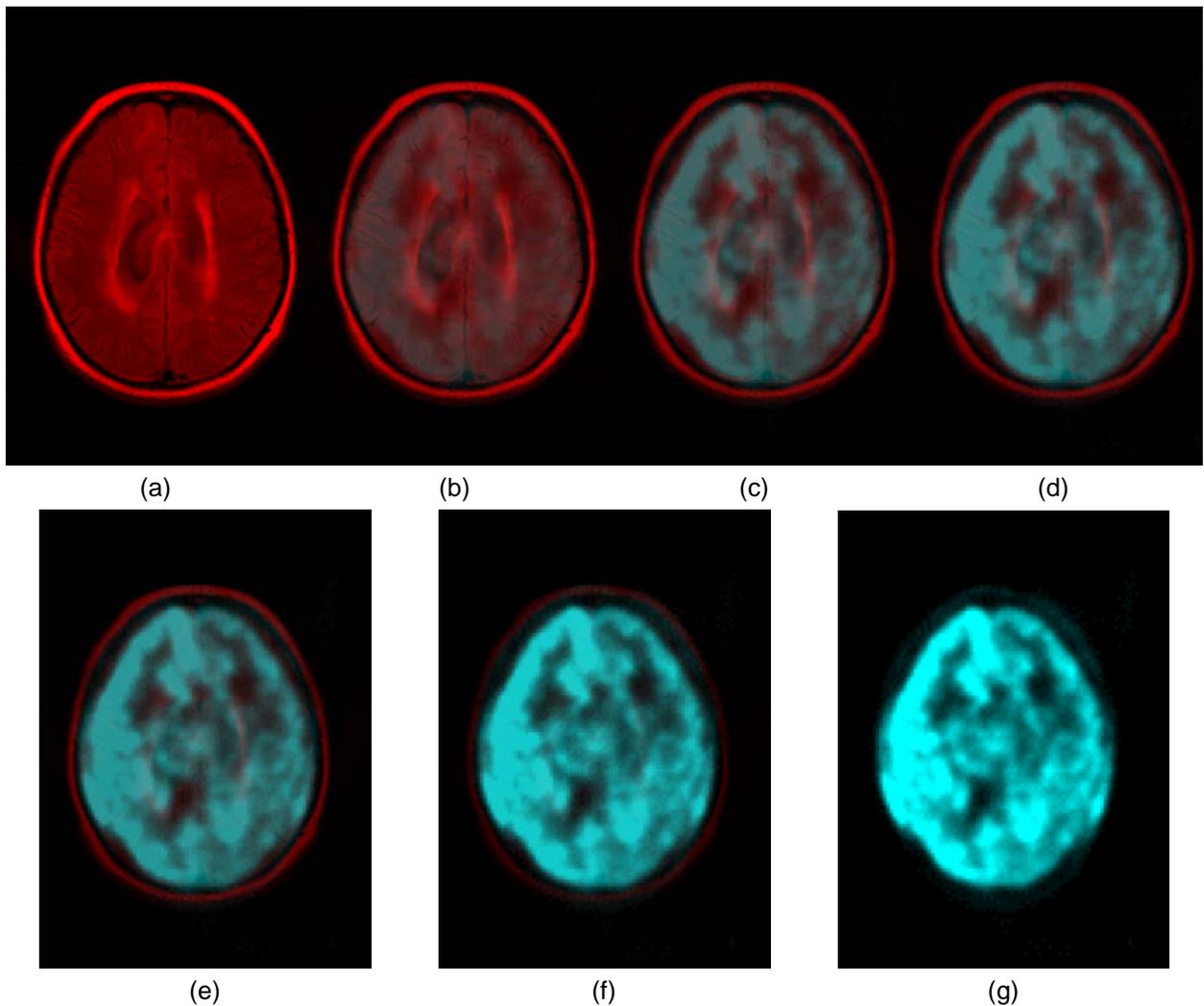


Fig. 3.4. Fusión *alphablending*, (a) $\alpha=0$, (b) $\alpha=0.2$, (c) $\alpha=0.4$, (d) $\alpha=0.5$, (e) $\alpha=0.6$, (f) $\alpha=0.8$, (g) $\alpha=1$.

Vemos que es más fácil distinguir cada modalidad porque el color provoca que aparezcan con mayor contraste. A simple vista, comparadas con las imágenes obtenidas utilizando (3.2) no se presentan diferencias tan drásticas, pero observando con detenimiento, se nota una pérdida de la información funcional de menor intensidad sobretodo en los valores de α menores a 0.8, quedando las regiones de mayor intensidad acentuadas.

3.2. Traslape mínimo

MATLAB cuenta con funciones ya preprogramadas para realizar tareas de detección de bordes y filtrado gaussiano dentro de su *toolbox* de procesamiento de imágenes, siendo *edge* y *fspecial* las más especializadas en estas tareas.

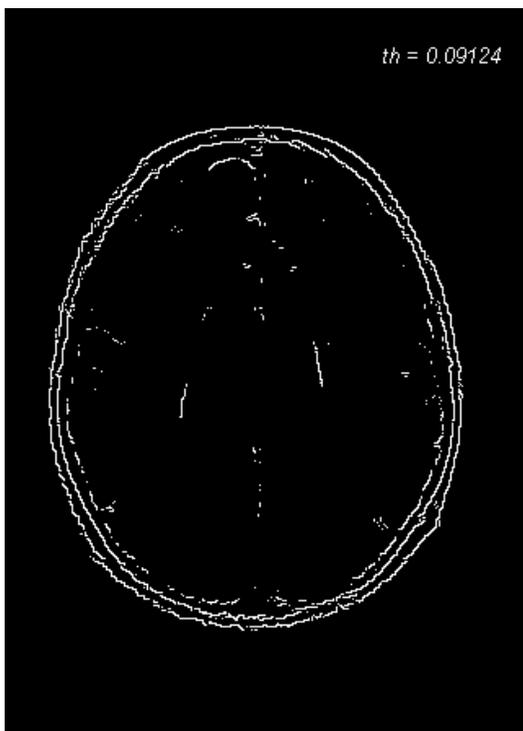
Edge permite seleccionar un operador de detección de bordes y utilizar parámetros prefijados o bien modificarlos de acuerdo a las necesidades de la aplicación. Al final tendremos una I_A binaria que muestre los bordes encontrados. Para binarizar la imagen, MATLAB propone un valor de umbral (*threshold*), el cual puede servir como referencia para un nuevo valor que permita una detección más fina. En el caso del método Canny se utilizan dos valores de umbral para detectar bordes débiles y fuertes, e incluye los bordes débiles en la imagen únicamente si están conectados a bordes fuertes [24]. *Fspecial* por su parte permite crear y modificar el tamaño y σ de un filtro gaussiano paso-bajas, que después se convolucionará con I_F para suavizar sus bordes. Posteriormente se fusionarán las imágenes resultantes ya sea sumándolas o combinándolas en un espacio de color.

3.2.1. Bordes

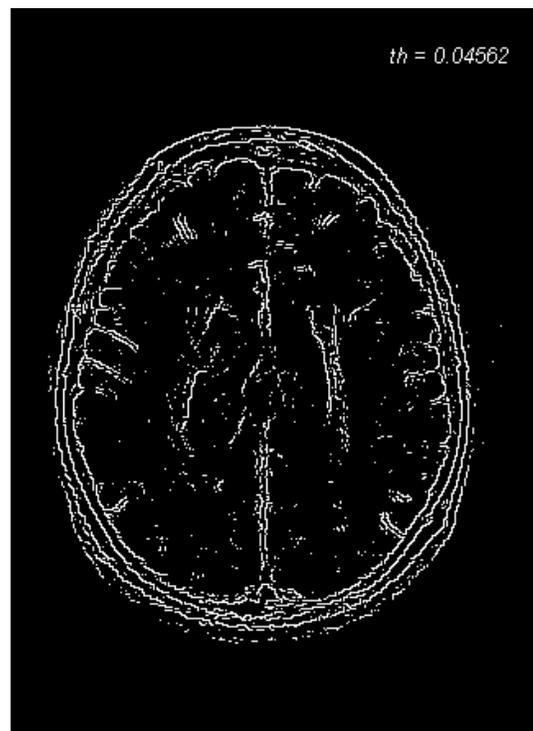
3.2.1.1. Operadores Sobel, Prewitt, Roberts

En general estos operadores son útiles para bordes muy definidos en la imagen de entrada. Con el valor de umbral (*th*) propuesto por MATLAB se muestra el contorno del cráneo, aunque sin cerrarse, mientras que en la parte del cerebro aparecen segmentos aislados (fig. 3.5(a, c, e)). Reduciendo en los tres casos el valor de *th* a la mitad, la cantidad de bordes detectados aumenta considerablemente, se aprecia el contorno del cerebro en su totalidad con

alguna de sus partes interiores como los ventrículos sin estar completamente cerradas. Como efecto negativo la cantidad de ruido se incrementó, especialmente con el operador Roberts (fig. 3.5b), produciendo puntos sueltos en la imagen que pueden estorbar en la visualización de las imágenes fusionadas. En el caso de los resultados obtenidos con los operadores Sobel y Prewitt (fig. 3.5(d, f)) son muy similares, las diferencias radican en algunos puntos aislados. Si nuestro objetivo fuese la segmentación y extracción precisa de estructuras, estos filtros resultarían de poca utilidad. Pero como sólo deseamos visualizar, sin exceso de información, a veces basta con “sugerir” los bordes más importantes, como cuando en un gráfico o mapa se usan líneas punteadas, permitiendo apreciar otras informaciones (en nuestro caso, las variaciones de la imagen funcional).



(a)



(b)

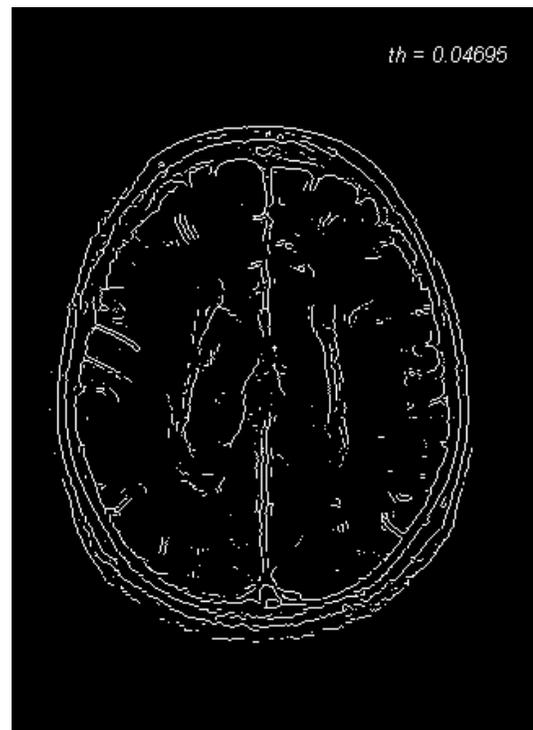
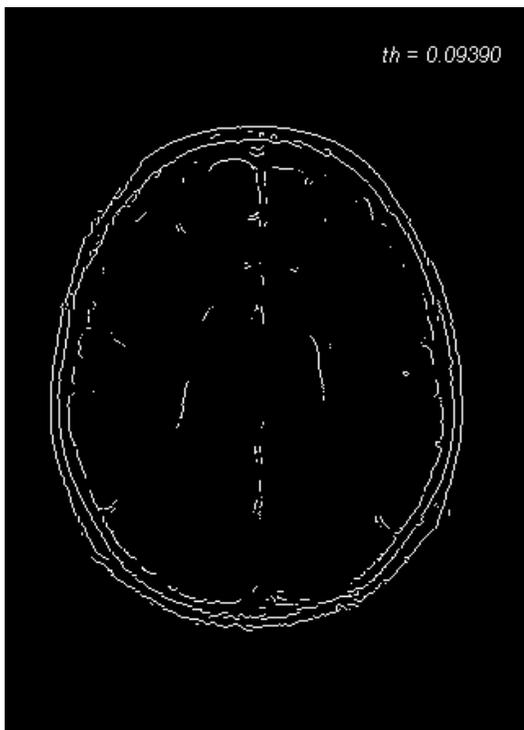
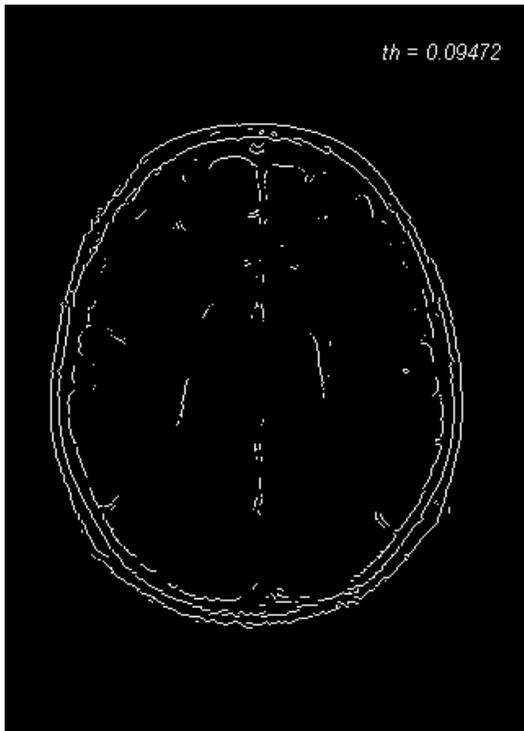
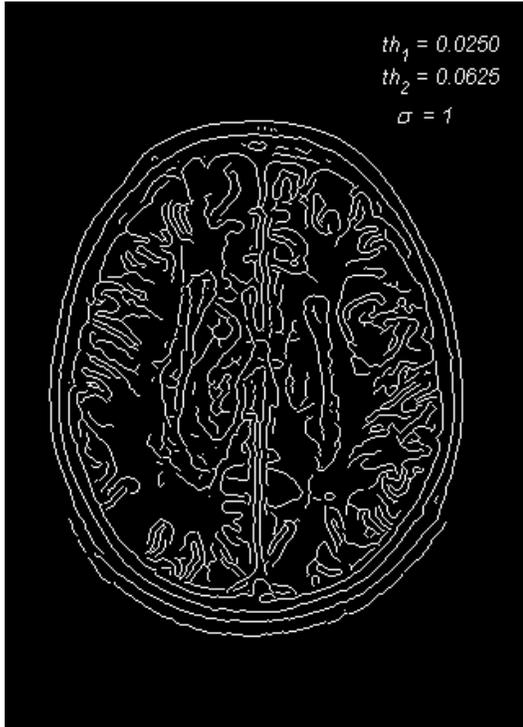


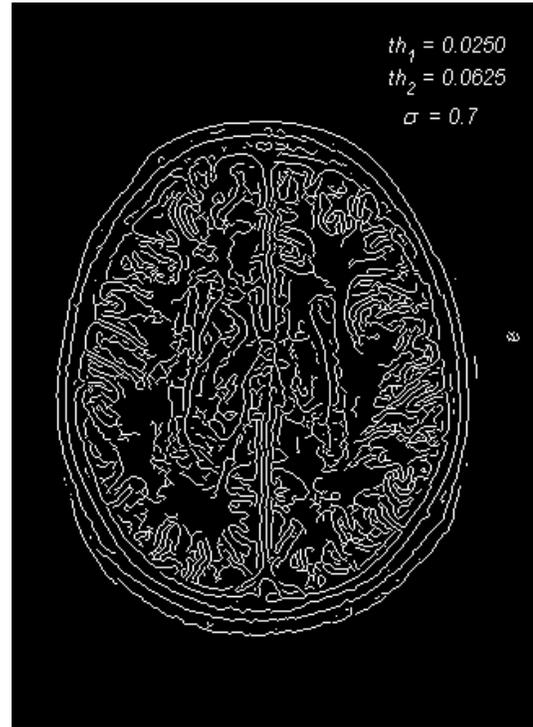
Fig. 3.5. Extracción de bordes utilizando operadores basados en la primera derivada. (a, b) Roberts, (c, d) Sobel, (e, f) Prewitt.

3.2.1.2. Operador Canny

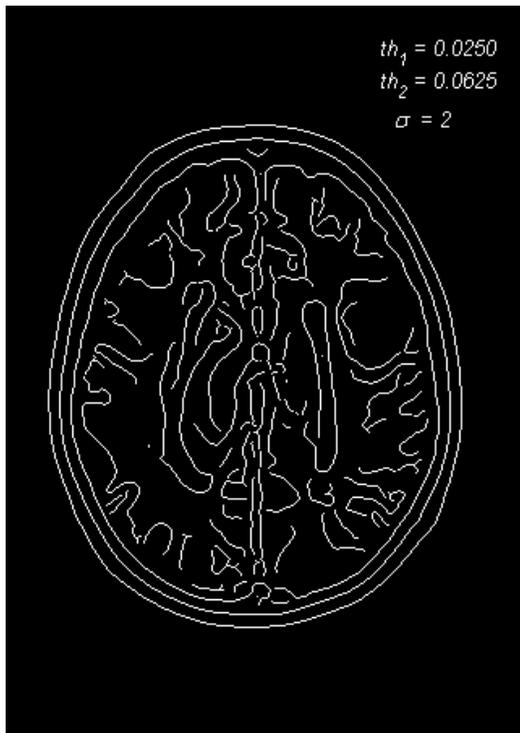
Con la opción 'Canny' de la función *edge* se puede ajustar el valor de σ del filtro gaussiano, así como los valores de umbral (th_1 y th_2) para la detección de bordes. El filtro gaussiano minimiza la cantidad de ruido presente, MATLAB por defecto ocupa un valor $\sigma = 1$ (fig. 3.6(a)), si se modifica por uno menor (fig. 3.6b) la cantidad de ruido se incrementa provocando que aparezcan bordes falsos en la imagen de salida, por el contrario si es mayor (fig. 3.6c) se reduce el número de bordes falsos, pero se empieza a perder detalle en los verdaderos. Otra alternativa es cambiar los valores th_1 , th_2 o el tamaño de la ventana (fig. 3.6(d-f)).



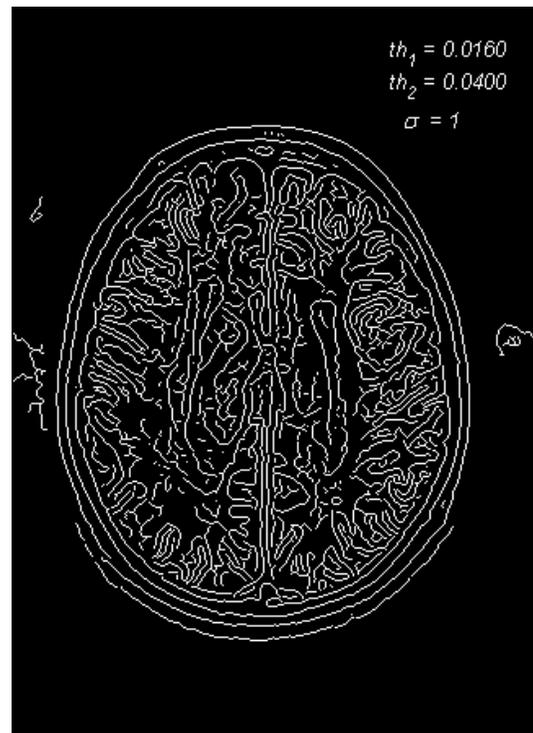
(a)



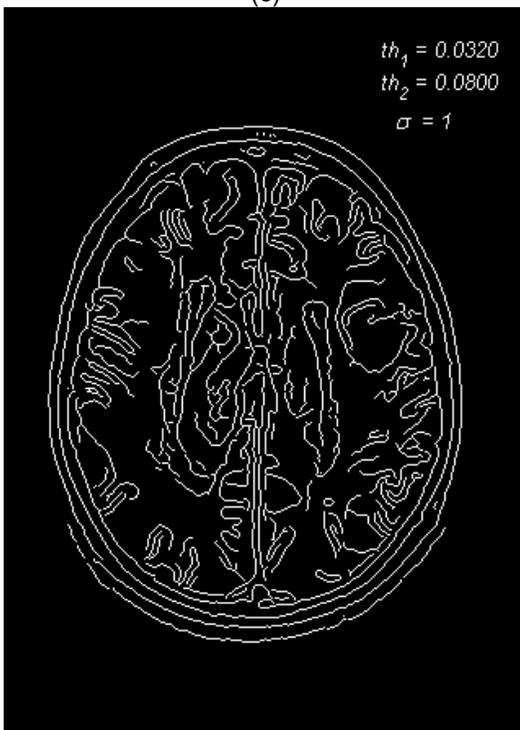
(b)



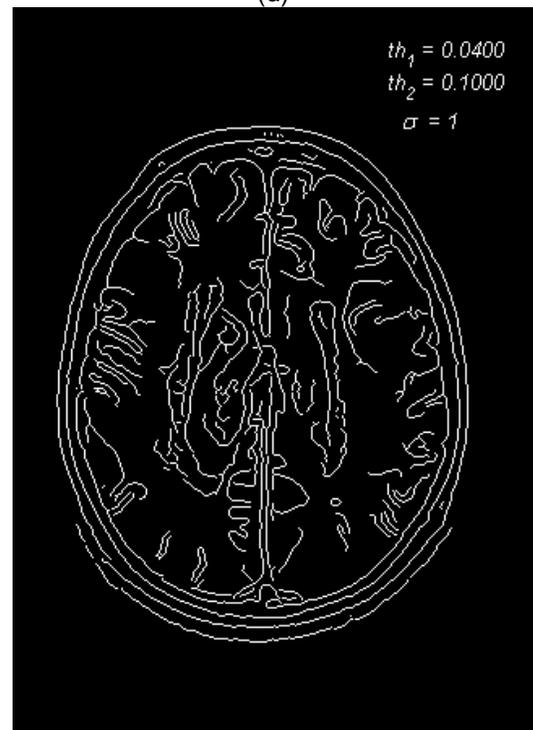
(c)



(d)



(e)

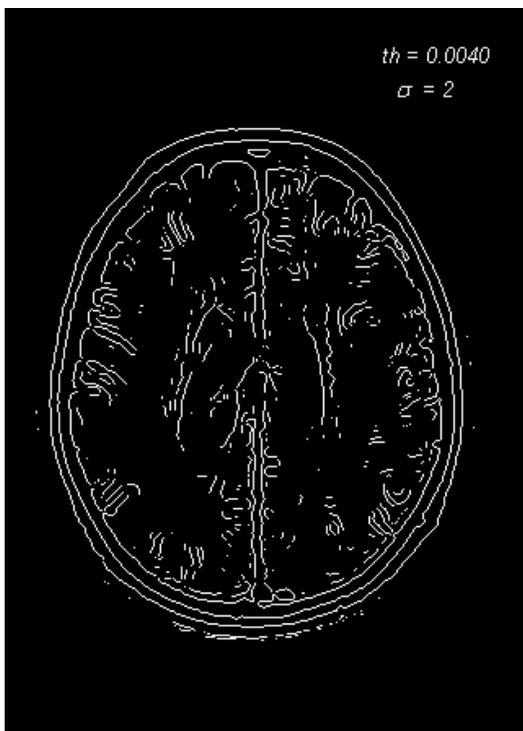


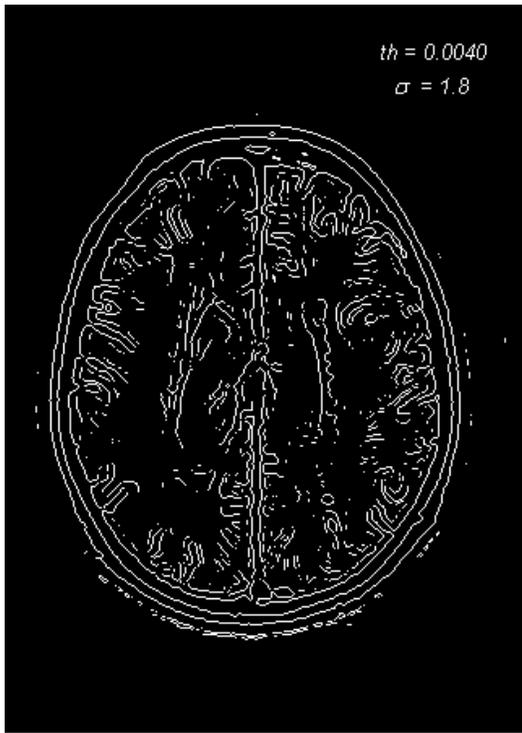
(f)

Fig. 3.6. Extracción de bordes utilizando el operador Canny.

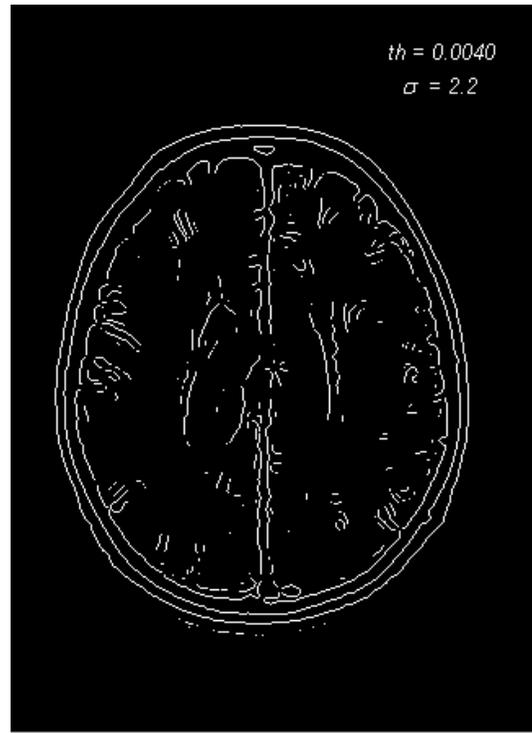
3.2.1.3. Operador LoG

Con este operador puede especificarse el valor th y σ , cuyo valor por defecto en MATLAB es $\sigma = 2$ (fig. 3.7a), con el cual se obtuvieron los contornos del cráneo y cerebro, aunque en la parte interior de éste hay puntos aislados, tanto los hemisferios como gran parte de los ventrículos se distinguen. Disminuyendo el valor de th (fig. 3.7b) aumenta el número de detalles en el interior pero se incrementa el ruido. Resultados similares se obtiene si en lugar de th se disminuye el valor de σ (fig. 3.7c). Por el contrario si se aumenta σ (fig. 3.7d) la cantidad de bordes detectados disminuye considerablemente. Con base en estos resultados si se incrementa σ para disminuir el posible ruido presente en I_A y se disminuye th para mayor sensibilidad al final tenemos una imagen con mayor cantidad de bordes definidos y menos puntos sueltos (fig. 3.7(e, f)).

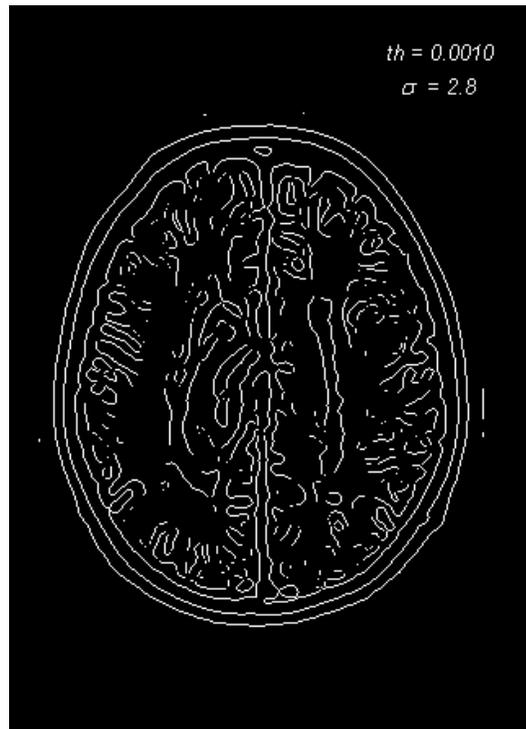




(c)



(d)



(e)

Fig. 3.7. Extracción de bordes utilizando el operador LoG.

Efectuando una comparación (fig. 3.8) entre los resultados de tres tipos de operadores (Sobel, Canny y LoG), vemos que aunque con el operador Sobel se obtienen las estructuras más grandes de la imagen (cráneo, contorno del cerebro, hemisferios) estos bordes presentan puntos sueltos a su alrededor. Por otro lado regiones de materia blanca no se encuentran limitadas, las cuales si lo están en las imágenes obtenidas con el operador Canny y LoG. Aún así vemos que en la parte inferior del cerebro el operador LoG resultó más inmune al ruido al no identificar como borde la región de ruido que se encuentra en el exterior del cráneo. Con estos dos operadores y la manipulación adecuada de sus parámetros se obtienen resultados bastante parecidos entre ellos y cercanos a los bordes originales. Debido a la característica anterior y al número menor de valores a modificar, aparte de ser perceptualmente más claros que los involucrados en el método Canny, se seguirá ocupando el operador LoG ($\nabla^2 G_{\sigma} * I_A$) para la etapa de fusión.

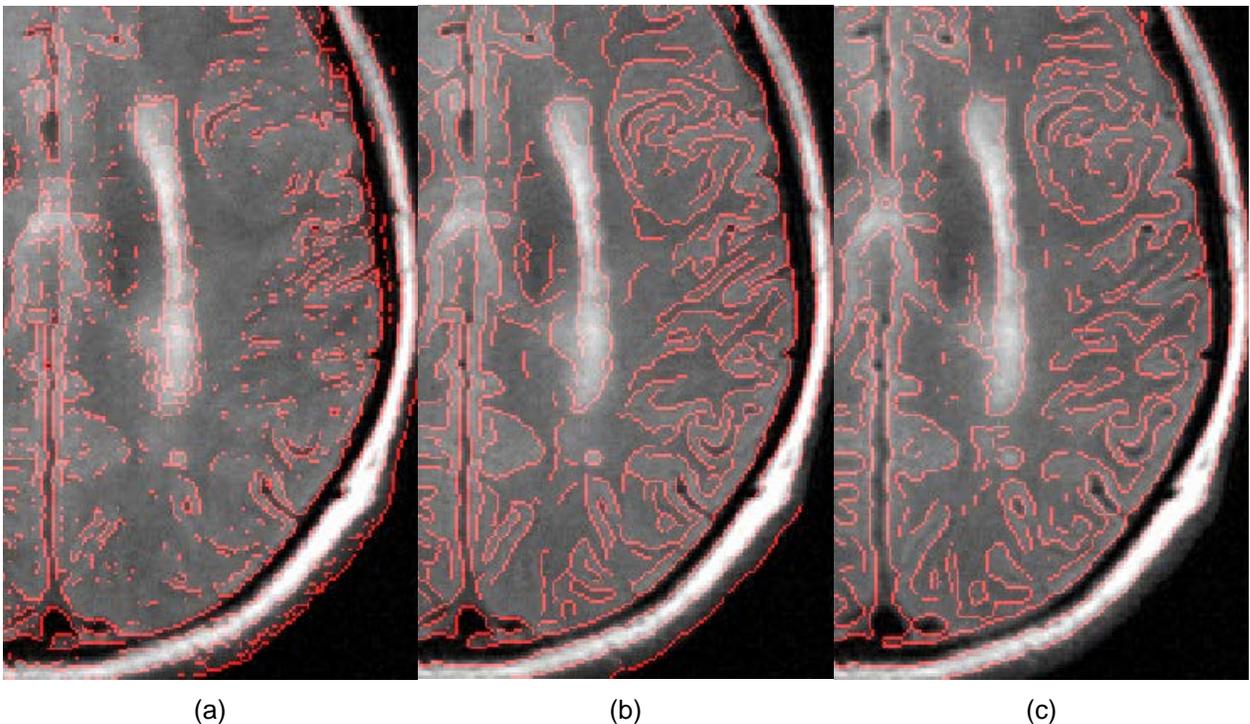


Fig. 3.8. Operadores: (a) sobel, $th=0.03$; (b) LoG, $th=0.0008$ $\sigma=2.5$; (c) Canny, $th_1=0.025$, $th_2=0.05$ $\sigma=1$.

3.2.2. “Suavizado”

Para disminuir el detalle y acentuar las regiones con mayor actividad de I_F se utilizará un filtro gaussiano (G_σ), que se implementará usando la función *fspecial* de MATLAB, con la cual se pueden seleccionar el valor de σ y el tamaño del filtro. Como es una digitalización de la función gaussiana es importante determinar el tamaño para que se aproxime lo mejor posible a ésta. Generalmente esto ocurre alrededor de 3σ [5], por lo que el tamaño de un filtro $m \times m$ sería

$$m = 2 \lfloor 3\sigma \rfloor + 1 \quad (3.3)$$

Una vez obtenido el filtro gaussiano se convolucionará con la imagen funcional ($G_\sigma * I_F$) y cuyo efecto puede verse a continuación

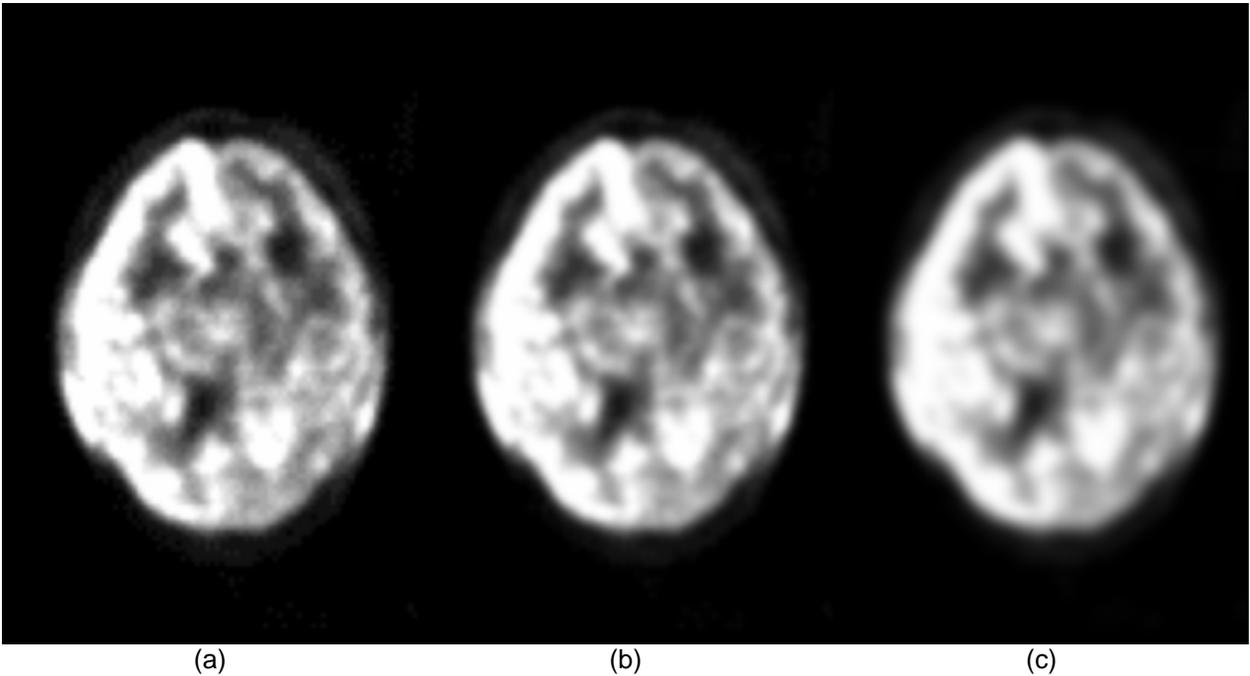


Fig. 3.9. Filtrado gaussiano, (a) $\sigma = 1$, (b) $\sigma = 2$, (c) $\sigma = 4$.

Vemos que conforme se aumenta el valor de σ los bordes van desvaneciéndose y el detalle reduciéndose, se tiene que ser cuidadoso con el valor elegido ya que puede perderse información funcional valiosa.

3.2.3. Resultados de la fusión

Con ambas modalidades ya procesadas es necesario integrarlas en una sola imagen (I_{TM}) para mostrar el resultado final en conjunto. La forma más obvia es sumar o superponer los bordes a la información funcional. Como en el caso de la fusión *alpha blending*, es posible utilizar el espacio RGB tanto para la suma como para hacer uso del color.

La expresión de las tres componentes RGB para desplegar los bordes sobre una I_F en color verde es:

$$I_{TM_{RGB}} = (\nabla^2 G_\sigma * I_A, \nabla^2 G_\sigma * I_A + G_\sigma * I_F, \nabla^2 G_\sigma * I_A), \quad (3.4)$$

y para los desplegar también los bordes en color magenta:

$$I_{TM_{RGB}} = (\nabla^2 G_\sigma * I_A, G_\sigma * I_F, \nabla^2 G_\sigma * I_A). \quad (3.5)$$

En ambas imágenes fusionadas (fig. 3.10) las áreas de mayor actividad dificultan la observación de los bordes, vemos también que aunque los bordes son bastantes claros son la única referencia con la que se cuenta para I_A por lo que poner un poco más de información anatómica tal vez ayude como una guía más completa para la información funcional.

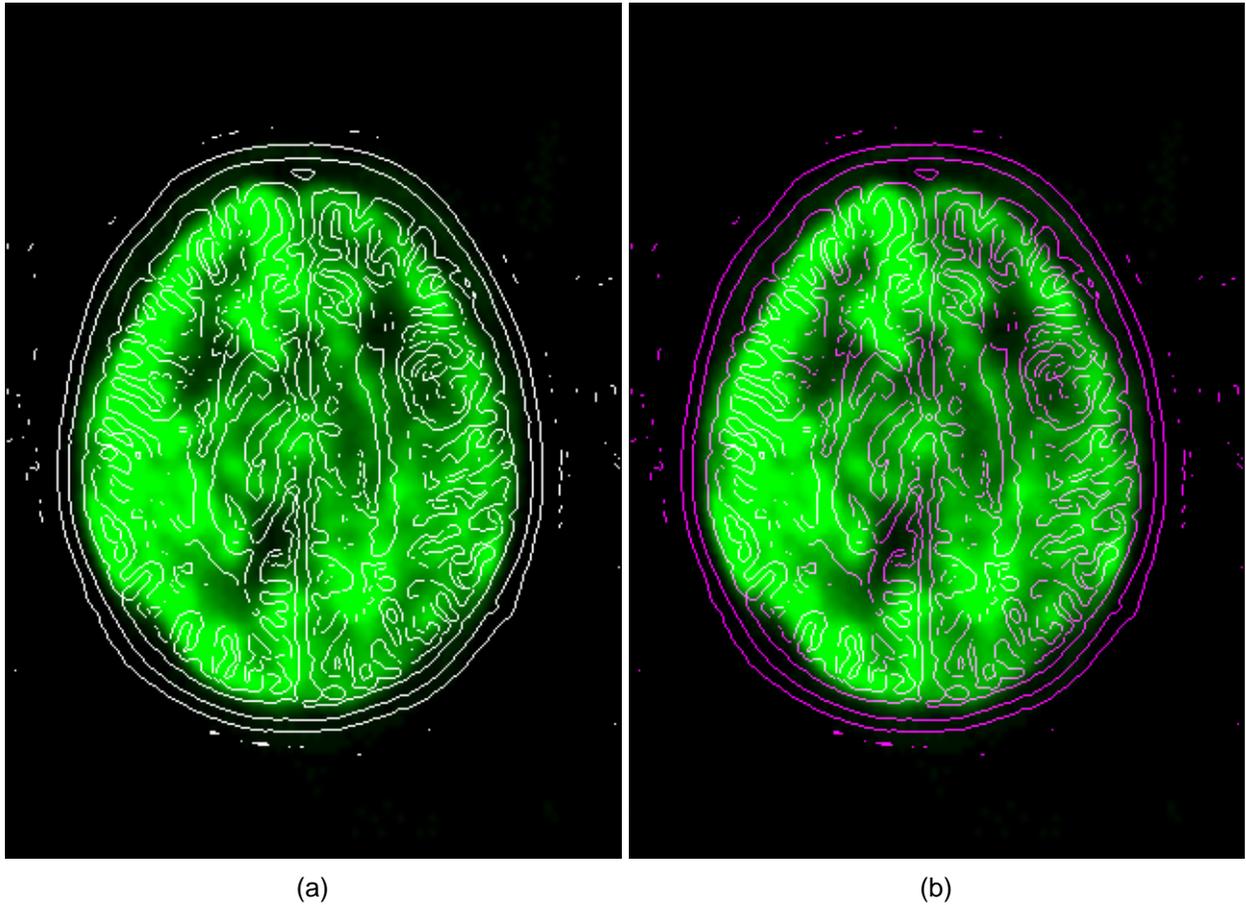


Fig. 3.10. Fusión con traslape mínimo entre modalidades.

Los bordes de I_A se realzarán si son sumados los bordes extraídos anteriormente, pero como en un principio lo que se busca con ese método es minimizar la cantidad de información traslapada, será conveniente implementar un control, por medio de un valor α , que a diferencia de la fusión *alpha blending*, controle la cantidad de información anatómica (que no sean los bordes extraídos) y mantenga a I_F constante

$$I_{TM_{RGB}} = (\nabla^2 G_\sigma * I_A + \alpha I_A, G_\sigma * I_F, \nabla^2 G * I_A + \alpha I_A). \quad (3.6)$$

Variando α se obtienen las siguientes imágenes (fig. 3.11)

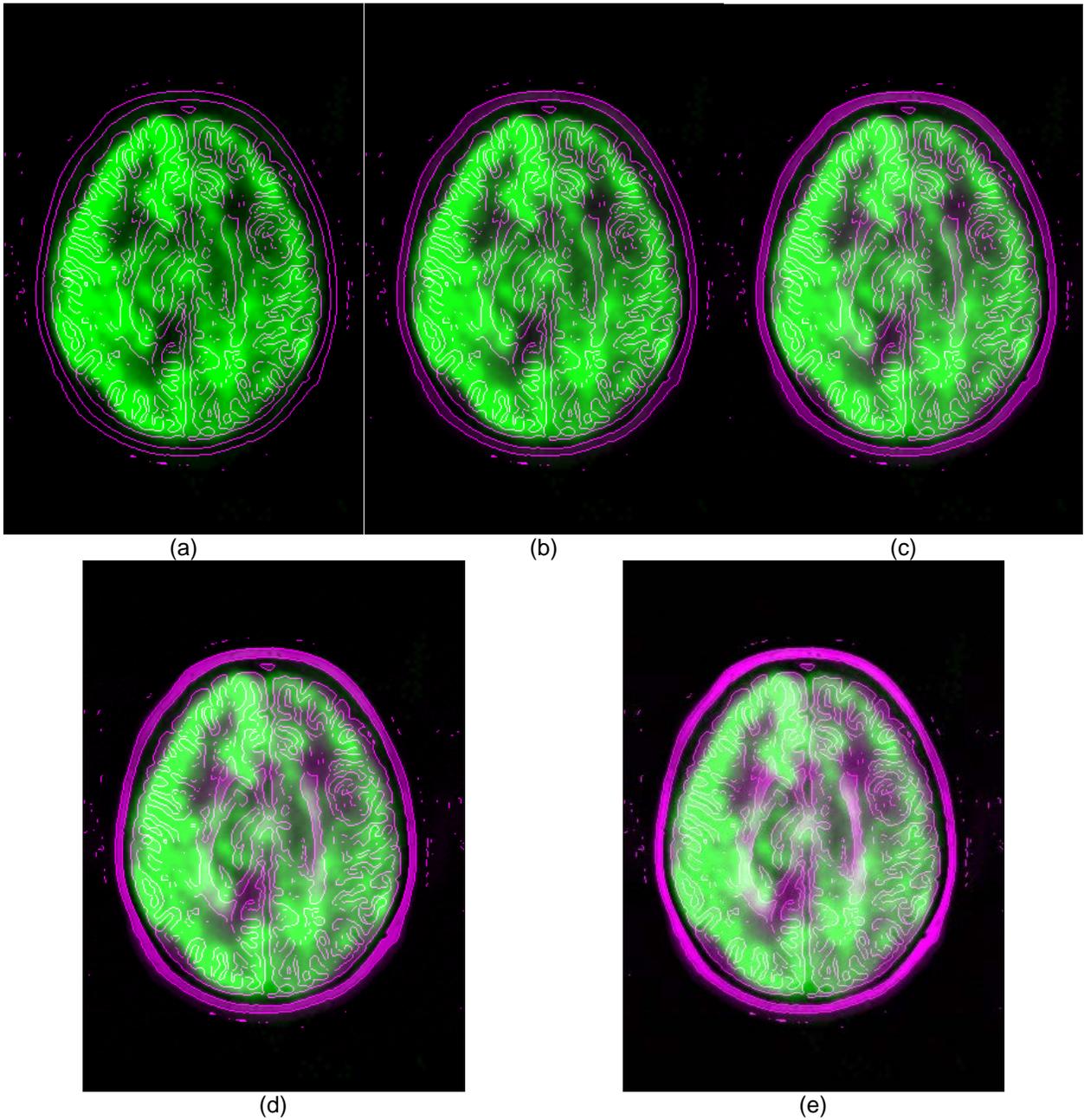


Fig. 3.11. Fusión con traslape mínimo. (a) $\alpha=0$, (b) $\alpha=0.25$, (c) $\alpha=0.5$, (d) $\alpha=0.75$, (e) $\alpha=1$.

Observamos que se pierde información funcional de menor intensidad, la única parte que realmente sufre una mejora considerable es el cráneo, ya que se tiene una mejor referencia de éste, con un valor mayor de α (p. ej. $\alpha=0.75$).

3.3. Fusión con espacios de color

Por último se utilizó el modelo de color HSV para fusionar las dos modalidades. A grandes rasgos se codificó la información funcional en el canal de matiz y saturación, mientras en el canal de valor se colocó información anatómica. Originalmente se planteó colocar solo I_A , pero debido a las limitaciones propias del modelo de color se probaron distintas combinaciones con I_F .

3.3.1. Cambio de espacio de color

I_F , al igual que I_A , es una imagen en escala de grises (*grayscale*), así que para asignarle color se ocupó un mapa de color y se indexaron los valores de éste a los píxeles de la imagen. Aunque MATLAB cuenta con varios mapas de colores decidimos crear uno propio (tabla 3.1). De esta manera podemos controlar todos los colores, así como su brillo y saturación.

Tabla 3.1. Mapas de color

	Nombre	Descripción
M a t l a b	<i>hsv</i>	Los colores varían como el componente H del sistema de color HSV, comienza con el rojo, pasando por el amarillo, verde, cyan, azul, magenta y terminando nuevamente en el rojo (fig. 3.12a).
	<i>jet</i>	Es una variación del mapa de color <i>hsv</i> , que en este caso va del azul al rojo pasando por cyan, amarillo y naranja (fig. 3.12b).
	<i>hot</i>	Varía suavemente del negro pasando por tonos de rojo, naranja y amarillo, al blanco (fig. 3.12c).
	<i>blue2mag</i>	También es una variación de <i>hsv</i> , pero en este caso va desde el azul, pasando por el cyan, verde, amarillo, rojo y finalizando con el magenta. Los colores están siempre en su máxima saturación y brillo (fig. 3.12d).

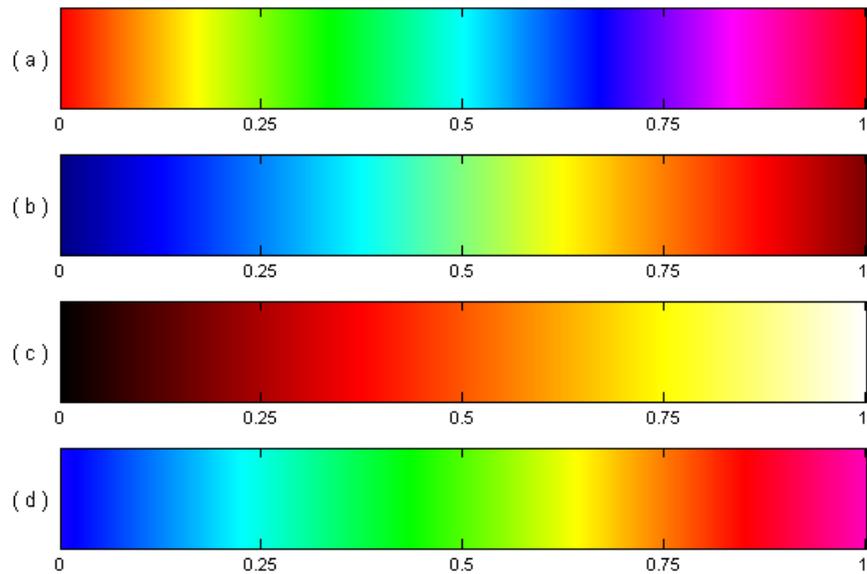


Fig. 3.12 Mapas de color: (a) *hsv*, (b) *jet*, (c) *hot*, (d) *blue2mag*.

El mapa de color que se diseñó, *blue2mag* es una variación del mapa de color *hsv*, sólo que se ha invertido el orden de los colores, comenzando además con el azul para terminar con el magenta. Los colores se encuentran en su máxima saturación ($S = 100\%$) y brillo ($V = 100\%$ o $L = 50\%$). Si bien no es el mapa de color más intuitivo¹, permitirá observar con claridad los cambios provocados por la fusión. Fue necesario convertir la imagen funcional a color a una imagen tipo RGB (fig. 3.13) para facilitar la conversión al espacio HSV,

¹ Se trató de lograr una percepción intuitiva al invertir el orden de los colores, comenzando en el azul que en términos de la percepción humana es un color frío y por lo tanto indicador de baja actividad, y así hasta el rojo y magenta, que son colores cálidos y signos de una actividad mayor. El límite superior podría también ser blanco, en vez de magenta, pero entra en conflicto con el valor de gris más intenso que es también blanco.

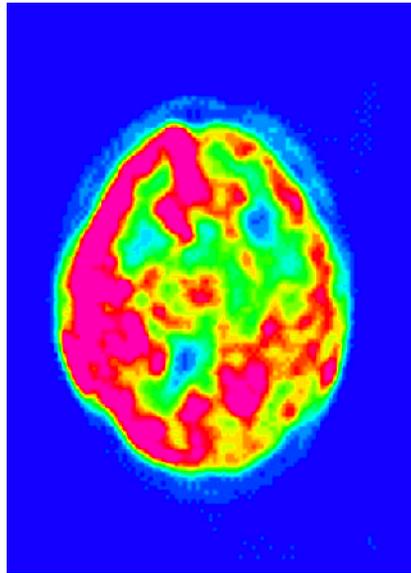


Fig. 3.13. $I_{F_{RGB}}$ a partir del mapa de color *blue2mag*.

Una vez en el espacio HSV ($I_{F_{HSV}}$), se ocupará el canal *V* para llevar a cabo la fusión con las operaciones ya mencionadas al final del capítulo 2. El canal *S* no es ideal para ser utilizado, debido a las características de este modelo de color, ya que cuando los colores se encuentran a su máxima intensidad, si la saturación cambia a valores menores que uno, éstos tenderán al blanco (fig. 3.14). Sin embargo combinando información en otros canales es posible obtener resultados útiles como se verá más adelante.

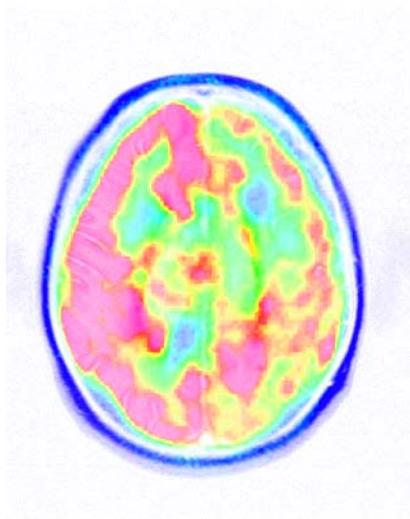


Fig. 3.14. En este caso se igualó el canal de la saturación a la imagen anatómica, $S = I_A$.

3.3.2. Resultados

Se pueden ver las imágenes fusionadas en fig. 3.15 así como sus respectivos histogramas del canal V en fig. 3.16. Los histogramas permiten apreciar variaciones en el contraste y cómo se acentúa la separación entre modas. Como ya se hizo notar en la sección 2.4.3.1, aunque la fusión se lleve a cabo en el espacio de color HSV, la imagen final es trasladada al espacio RGB para poder visualizarla correctamente.

3.3.2.1. Fusión definiendo $V = I_A$

Cuando se reemplazan los valores originales de V por los de I_A , la observación inmediata es que la imagen se oscurece, los colores pierden su brillo, aún así es posible distinguir diferentes zonas de actividad. Este oscurecimiento es provocado porque en V todos los píxeles son constantes, cuando son sustituidos, éstos varían y de acuerdo al comportamiento del modelo HSV valores menores a uno disminuyen el brillo de la imagen.

Áreas de baja actividad son difíciles de distinguir, probablemente a causa del mapa de color, ya que el color azul está asignado tanto a puntos de baja actividad como a los que no la presentan.

La información anatómica es relativamente clara, es posible distinguir los hemisferios cerebrales, así como las circunvoluciones y parte de los ventrículos. Facilita la visualización de la información funcional dentro de un contexto anatómico.

3.3.2.2. Fusión definiendo $V = I_A + I_F$

Para tratar de compensar este oscurecimiento, se busca que incorporando información funcional en el canal V se preserve el color original. Como resultado se obtienen colores más brillantes (debido a que la suma de las imágenes provoca que los valores tiendan a uno), parecidos a los originales, principalmente en las regiones de mayor actividad. Por el contrario zonas de menor actividad, igual que en la fusión anterior, no son tan evidentes.

La información anatómica es la más afectada ya que la región de los ventrículos y algunas circunvoluciones se pierden completamente. Es posible observar la división de los hemisferios cerebrales pero en menor medida.

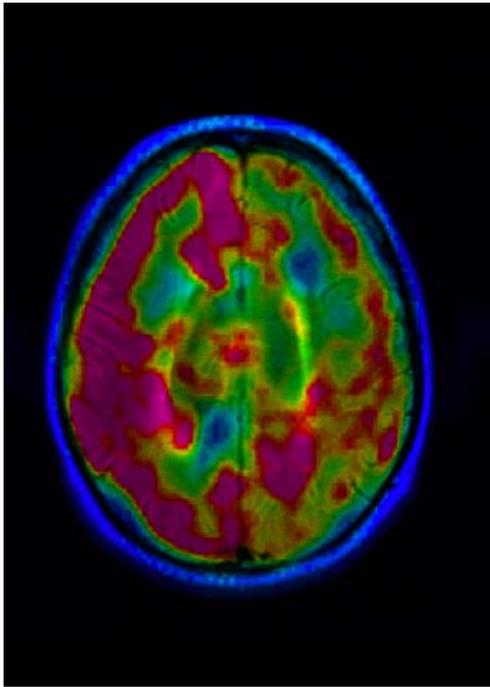
3.3.2.3. Fusión definiendo $V = (I_A + I_F)/2$

De las fusiones anteriores, se percibe que es necesario introducir información funcional dentro del canal V para no oscurecer la imagen, pero al mismo tiempo se debe minimizar la pérdida de información anatómica. Se busca obtener estos resultados promediando las imágenes o disminuyendo la intensidad de la imagen funcional.

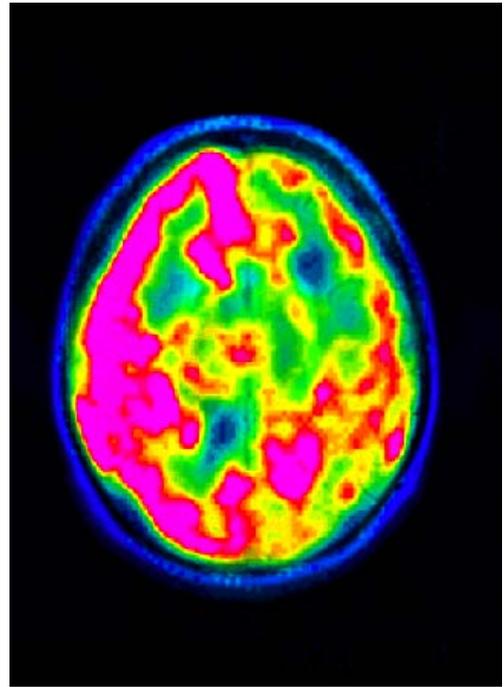
Con el promedio de intensidades anatómica y funcional, la imagen se oscureció y disminuyó el contraste, dificultando ver las zonas de menor intensidad (correspondientes al cian y al azul). En lo que respecta a los elementos anatómicos, hay una pérdida considerable, por ejemplo partes de los ventrículos y algunas circunvoluciones no se distinguen.

3.3.2.4. Fusión definiendo $V = I_A + I_F/n$

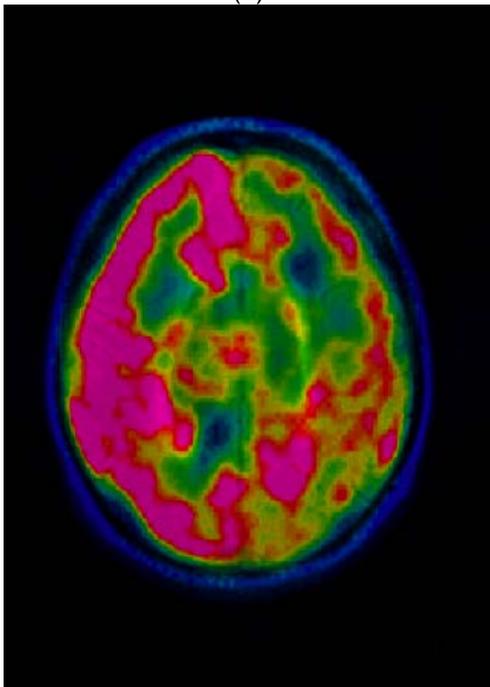
Disminuyendo la intensidad de I_F , ponderando por un factor $1/n$ los colores de la imagen fusionada se acercan a los del mapa de color utilizado, y se conservan gran parte de detalles anatómicos como hemisferios cerebrales, circunvoluciones y la parte correspondiente a los ventrículos.



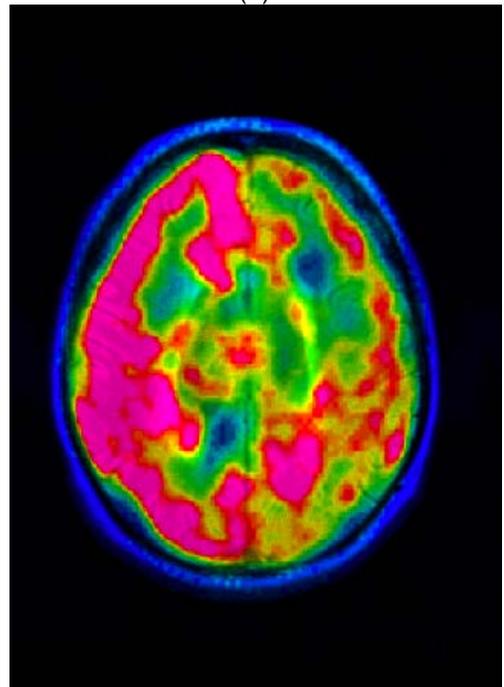
(a)



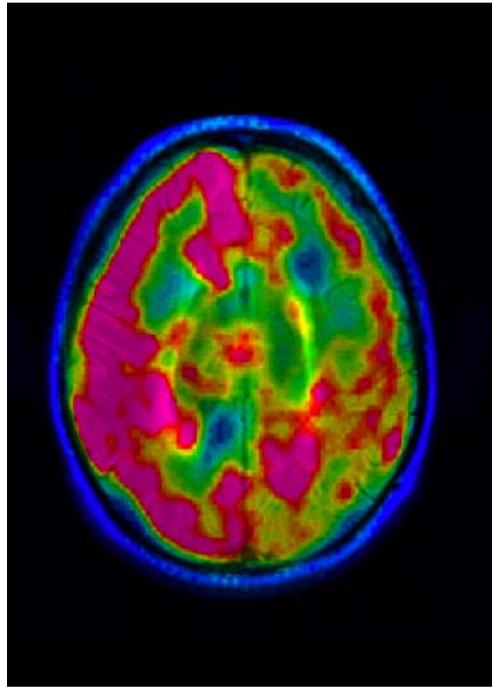
(b)



(c)

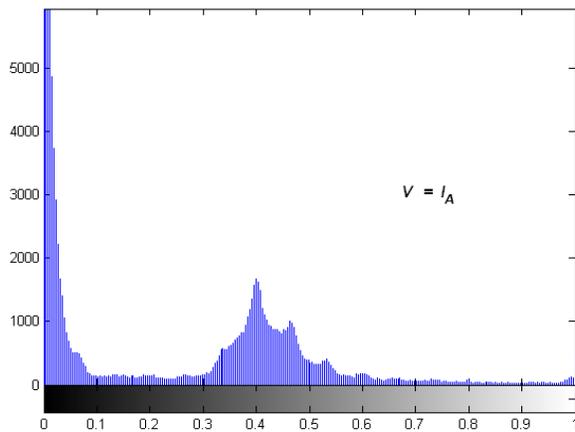


(d)

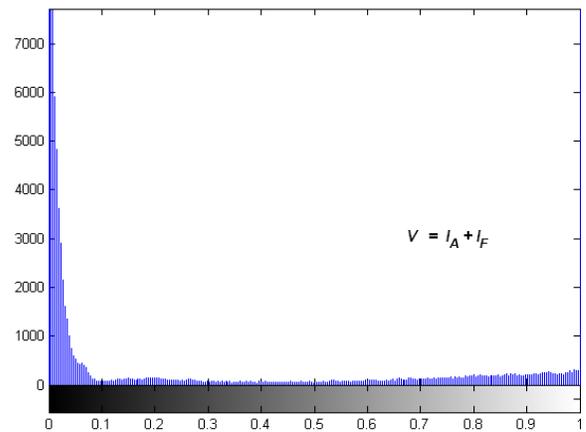


(e)

Fig. 3.15. Imágenes fusionadas, (a) $V = I_A$, (b) $V = I_A + I_F$, (c) $V = (I_A + I_F) / 2$, (d) $V = I_A + I_F / 2$, (e) $V = I_A + I_F / 4$.



(a)



(b)

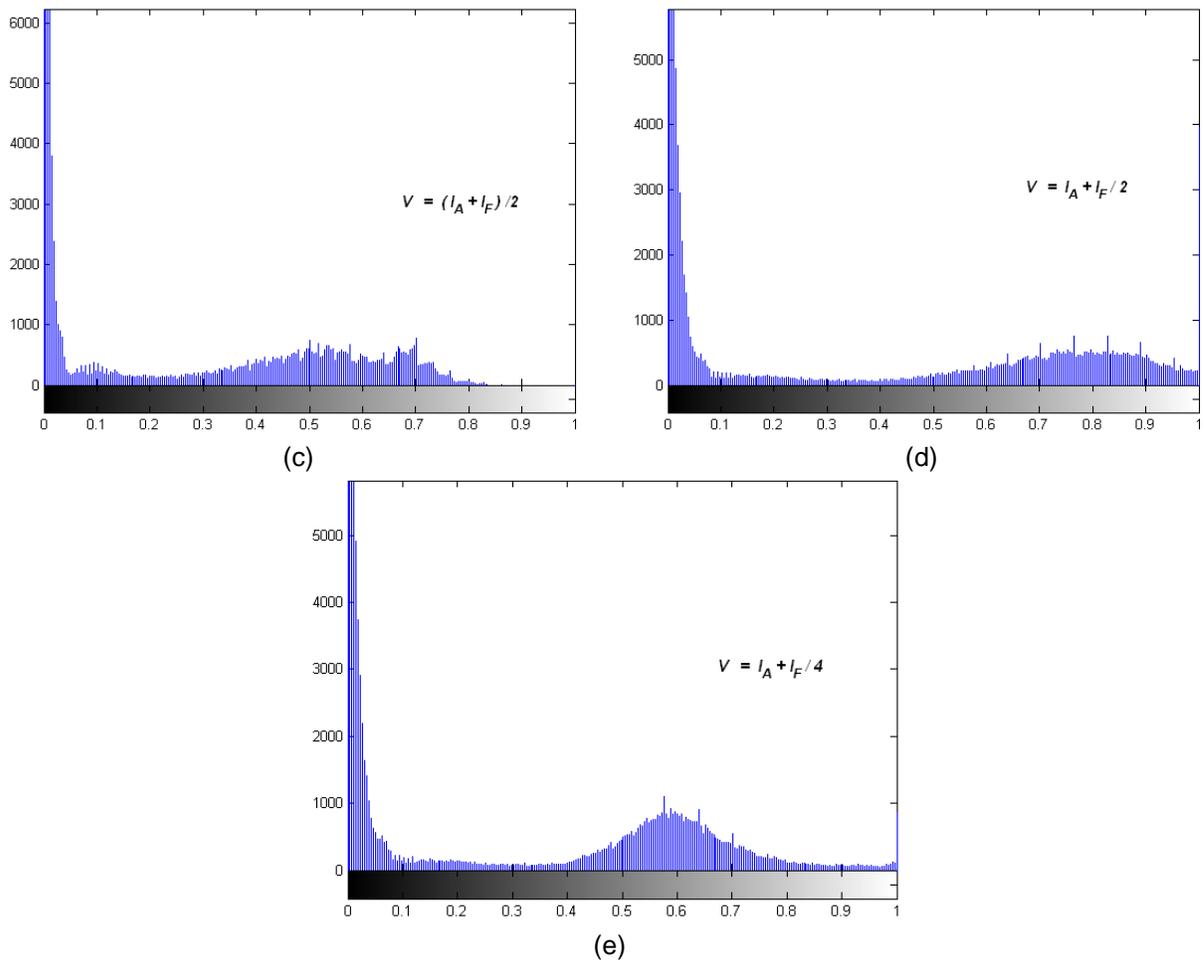


Fig. 3.16. Histogramas del canal V .

Hasta el momento, con estos resultados podemos ver que el principal problema no es la variación de la información a color respecto a la original, porque aún así es ilustrativa y permite la identificación de regiones con cierta actividad, sino la pérdida de información anatómica. Los histogramas de la fig. 3.15 permiten ver la separación entre modas y el nivel de contraste, el cuál aumenta cuando una moda ocupa un intervalo de intensidades amplio.

Una alternativa para disminuir la pérdida de información anatómica, es aumentar la intensidad de I_A , para disminuir el oscurecimiento de la imagen fusionada. También se puede implementar una ventana (*windowing*) de intensidades que permita seleccionar ciertos valores de I_F , una vez aislados estos píxeles, combinarlos con la información anatómica completa. Esto permite aislar actividad por encima o debajo de un valor umbral, o bien la actividad existente en un intervalo deseado.

3.3.2.5. Modificar intensidad en I_A

Si se aumenta el brillo de I_A

$$V = nI_A \quad (3.7)$$

el resultado final (fig. 3.17, fig. 3.18) es una imagen fusionada con colores menos oscuros y sin grandes pérdidas en cuanto a detalle anatómico, aún así puede presentarse, especialmente en regiones con intensidad alta.

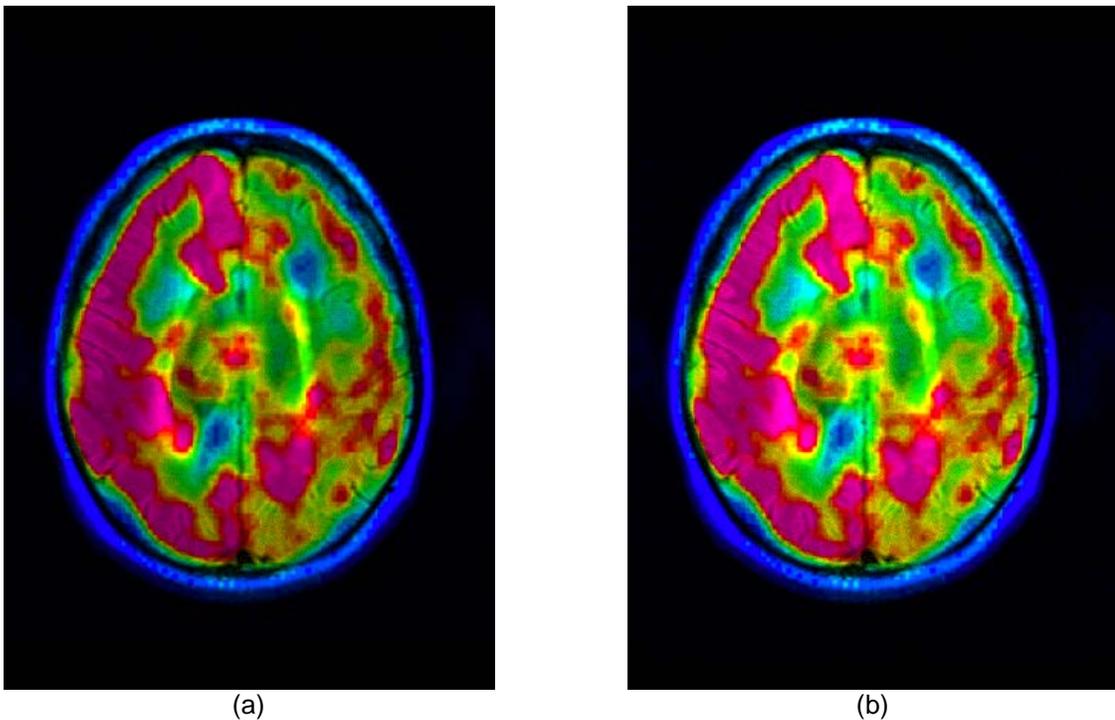


Fig. 3.17. Fusión $V = nI_A$, (a) $V = 1.4 I_A$, (b) $V = 1.8 I_A$.

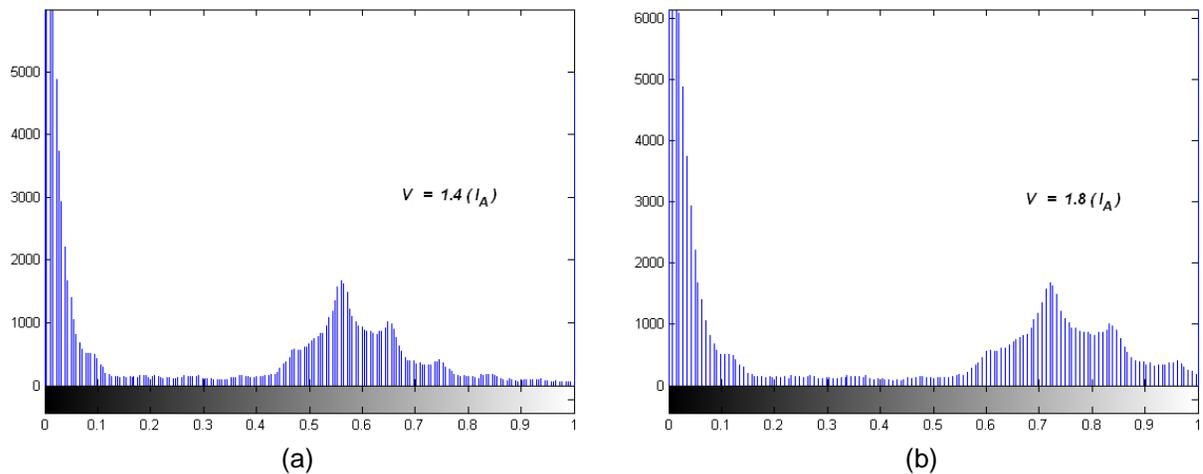


Fig. 3.18. Histograma de la fusión $V = nI_A$, (a) $V = 1.4 I_A$, (b) $V = 1.8 I_A$.

3.3.2.6. *Modificar la saturación de la imagen funcional*

Variando la información de color mediante su saturación y dejando constante el valor de intensidad que pertenece a la modalidad anatómica se obtiene una buena distinción de los colores,

$$I_{HSV} = (H, n, I_A). \quad (3.8)$$

Si es interactivo se pueden ver mejor las zonas de actividad y la ubicación dentro del contexto anatómico (fig. 3.19). Se pueden observar los beneficios que nos brinda la fusión en este espacio de color ya que conforme disminuye la saturación, I_A resulta cada vez más visible, mientras que cuando aumenta, la información funcional cobra mayor peso, pero aún así podemos observar los detalles anatómicos.

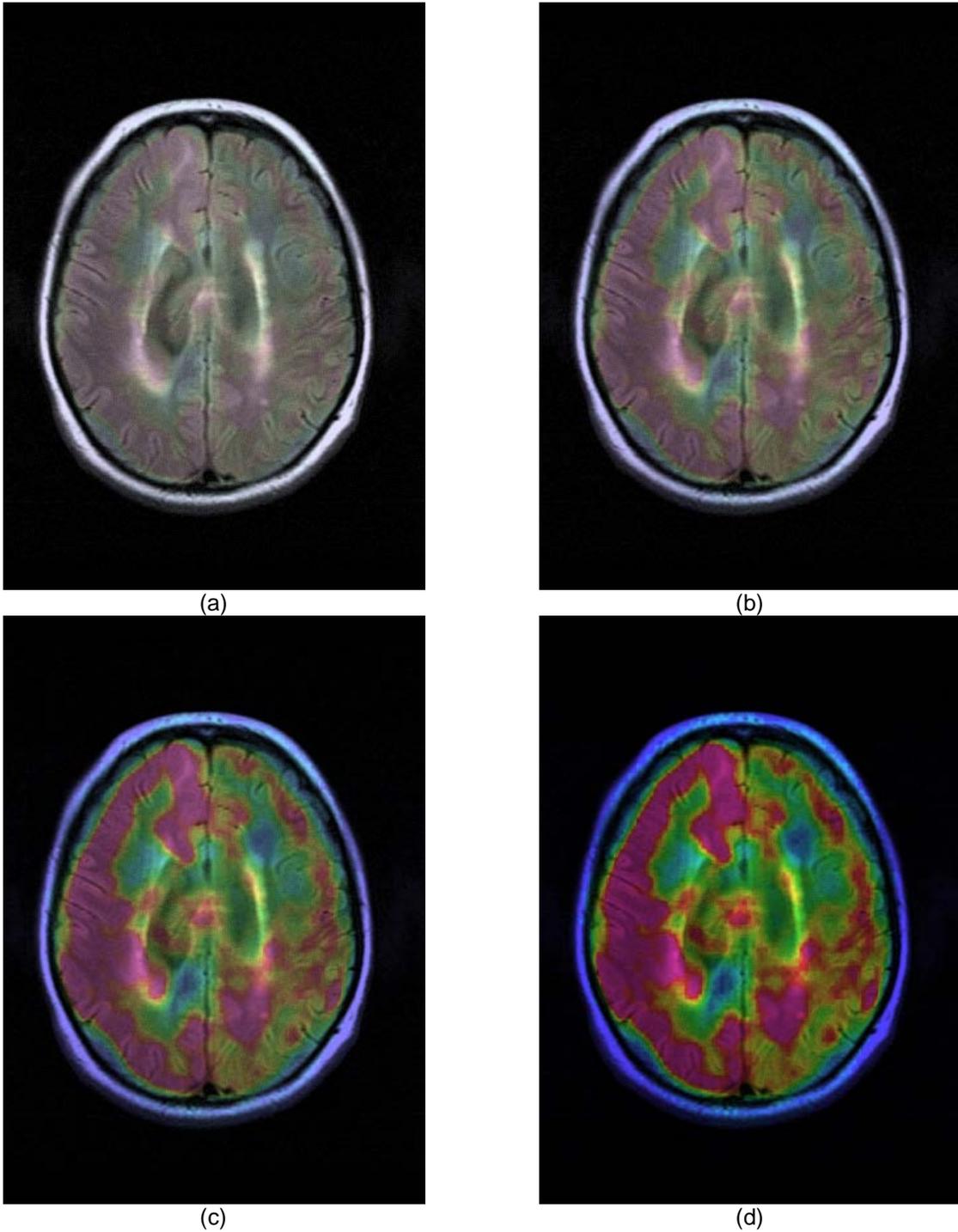


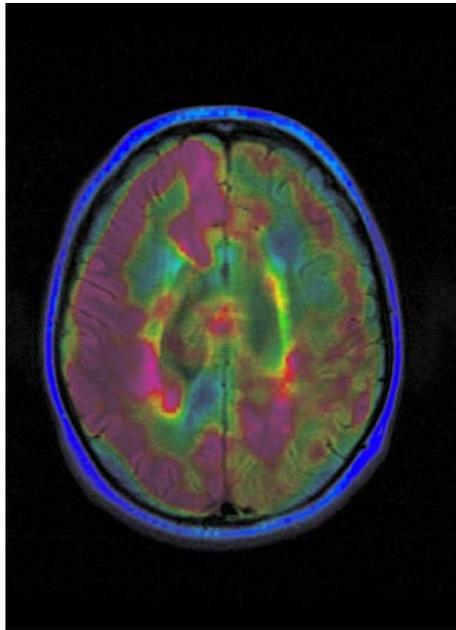
Fig. 3.19. (a) $n = 0.125$, (b) $n = 0.25$, (c) $n = 0.5$, (d) $n = 0.75$.

3.3.2.7. Información anatómica en S y V

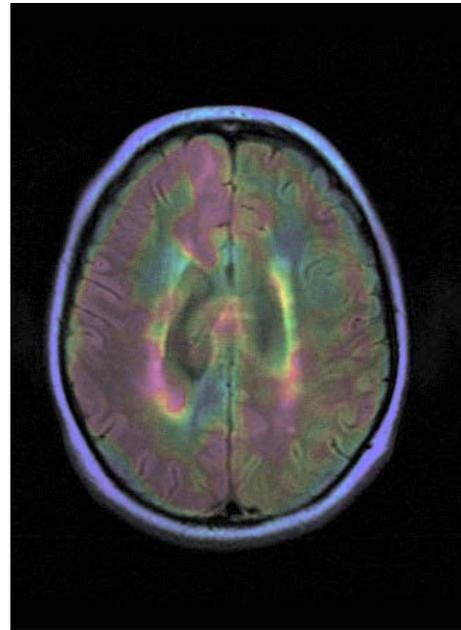
Agregando información anatómica en los canales S y V,

$$I_{HSV} = (H, n_1 I_A, n_2 I_A). \quad (3.9)$$

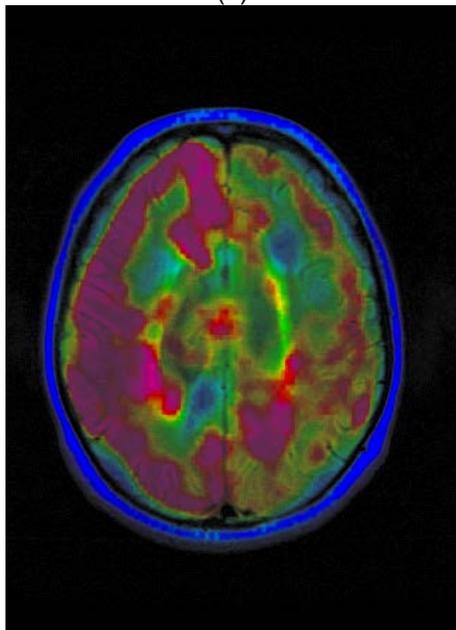
En esta combinación, se obtiene el efecto de oscurecimiento ya mencionado, los colores se muestran pálidos, modificando tanto saturación como brillo, se manifiestan características de ambas imágenes, siendo la mejor opción aumentar los canales S y V al mismo tiempo. Aún así no se observan diferencias considerables con alguno de los métodos ya revisados.



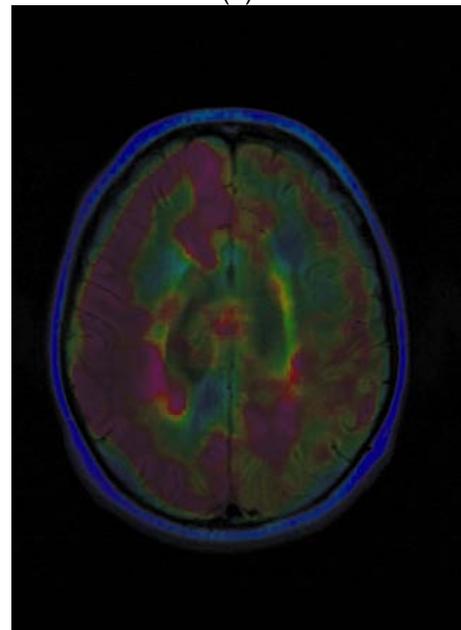
(a)



(b)



(c)



(d)

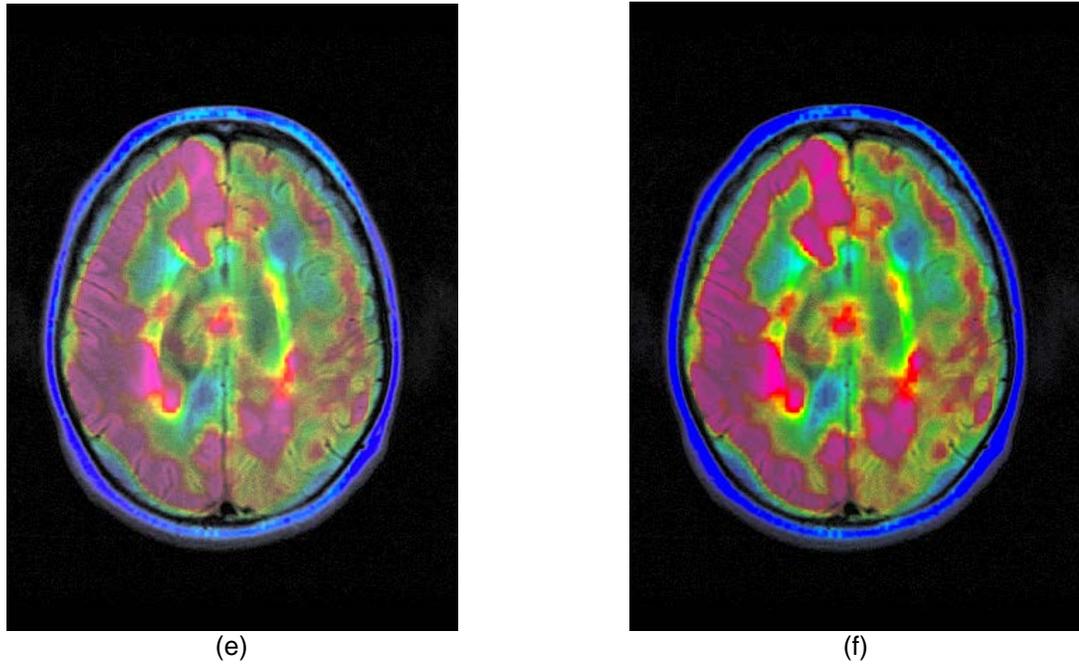


Fig. 3.20. (a) $n_1 = 1, n_2 = 1$, (b) $n_1 = 0.5, n_2 = 1$, (c) $n_1 = 1.5, n_2 = 1$ (d) $n_1 = 1, n_2 = 0.5$, (e) $n_1 = 1, n_2 = 1.5$, (f) $n_1 = 1.5, n_2 = 1.5$.

3.3.2.8. Windowing

Seleccionando un rango de valores de intensidad de la imagen funcional, se obtienen los siguientes resultados (fig. 3.21)

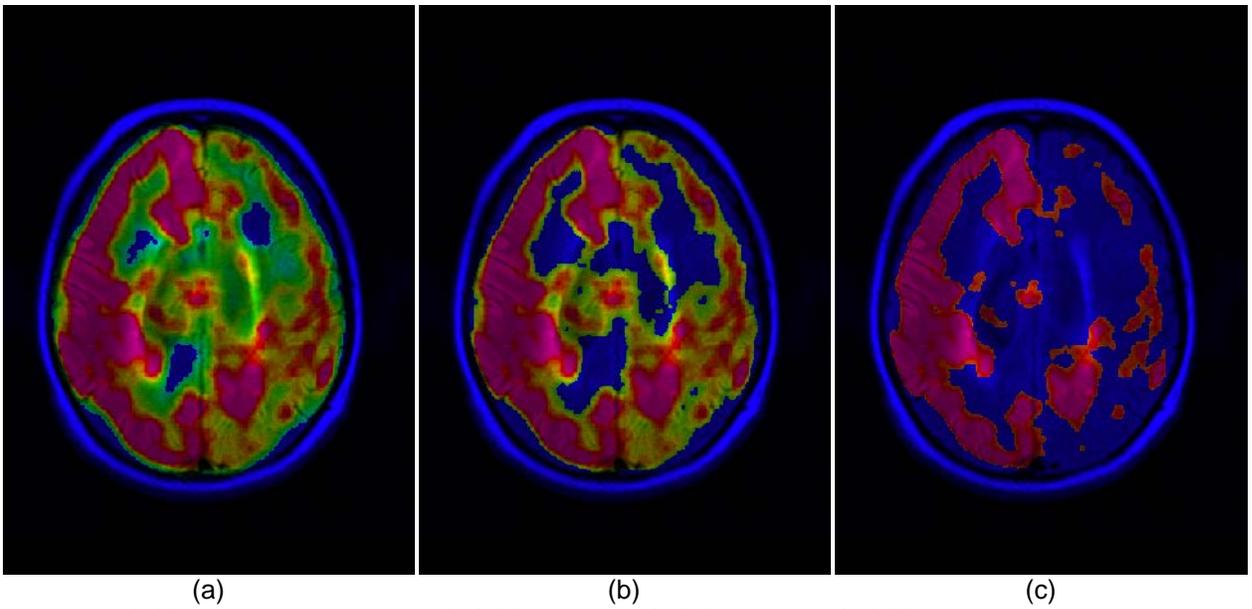
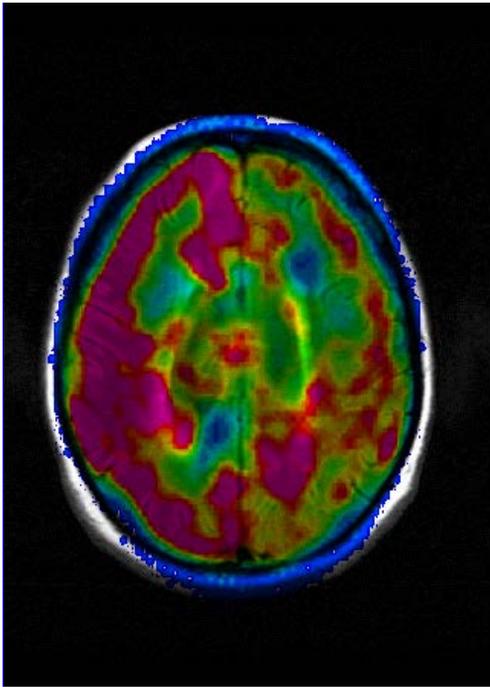


Fig. 3.21. Windowing, (a) $W = [0, 0.25]$, (b) $W = [0, 0.5]$, (c) $W = [0, 0.75]$.

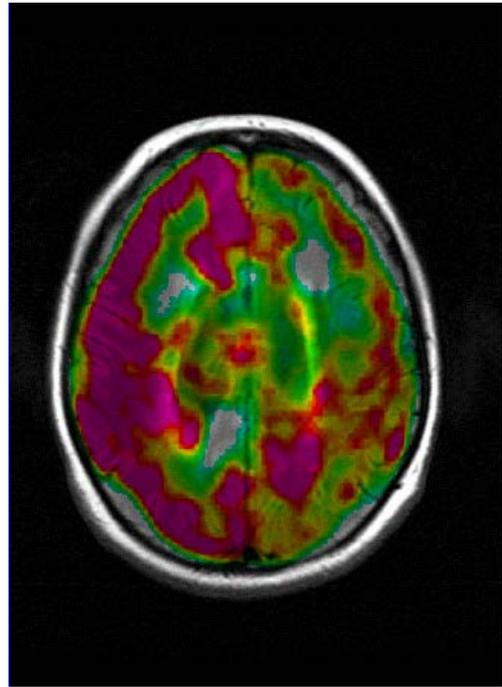
Aunque se facilita ubicar la información funcional respecto a la anatomía y controlar los datos que se desean ver, observar detalles anatómicos se dificulta debido al color azul que se obtiene después de la fusión.

El mapa de color *blue2mag* asigna el color azul a píxeles cuyo valor es cero en I_F , así cuando ocurre la fusión las regiones en donde no existe información funcional pero sí anatómica, ésta se muestra en color azul. Es necesario modificar el mapa de color, de tal forma que píxeles cuyo valor sea cero o cercano a éste se muestren en negro, o más bien en transparente, pero siga apareciendo la información anatómica en niveles de gris. El mapa creado como alternativa fue el *bk2mag* que es muy similar al *blue2mag* solo que se ha introducido negro al principio para valores bajos o nulos de intensidad lo que permitirá que se visualice la modalidad anatómica con su intensidad original, de negro a blanco.

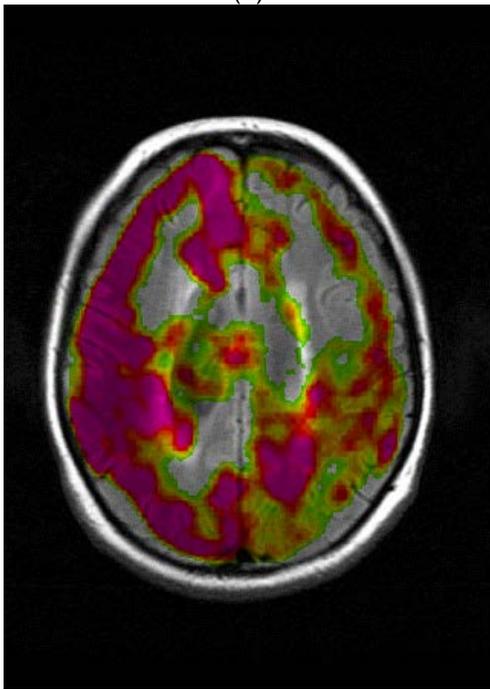
Ésto tiene como efecto que al fusionar $V = I_A$, en la imagen resultante (fig. 3.22) se observe I_A con sus características originales en las zonas donde no hay información funcional, lo cual se observa mejor al realizar el ventaneo.



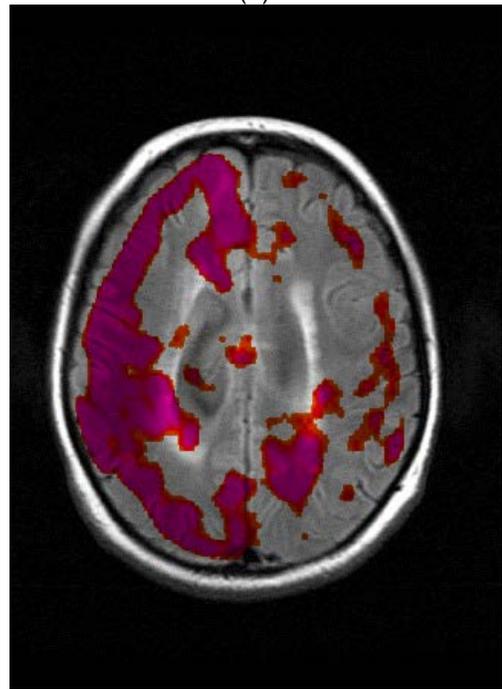
(a)



(b)



(c)



(d)

Fig. 3.22. *Windowing*, (a) $W = [0, 1]$, (b) $W = [0, 0.25]$, (c) $W = [0, 0.5]$, (d) $W = [0, 0.75]$.

3.4. Métodos combinados

En el capítulo dos, referimos que muchas de las técnicas de fusión son combinaciones de distintos acercamientos a solucionar el problema de la fusión, es por eso que se decidió utilizar métodos que involucran la extracción de bordes con el uso de espacios de color.

3.4.1. HSV+Bordes

Con este tipo de fusión (3.10) se busca enfatizar la información anatómica agregando los bordes a los resultados ya obtenidos con la fusión HSV.

$$I_{HSV} = \left(\nabla^2 G_{\sigma} * I_A \right)_{RGB} + \left(H, S, I_A \right)_{HSV2RGB} \quad (3.10)$$

Aunque de cierta manera agregar los bordes puede estorbar un poco para la visualización, da una idea más clara de las estructuras anatómicas que cubre la información funcional. Obviamente es necesario que los bordes detectados correspondan a la información real.

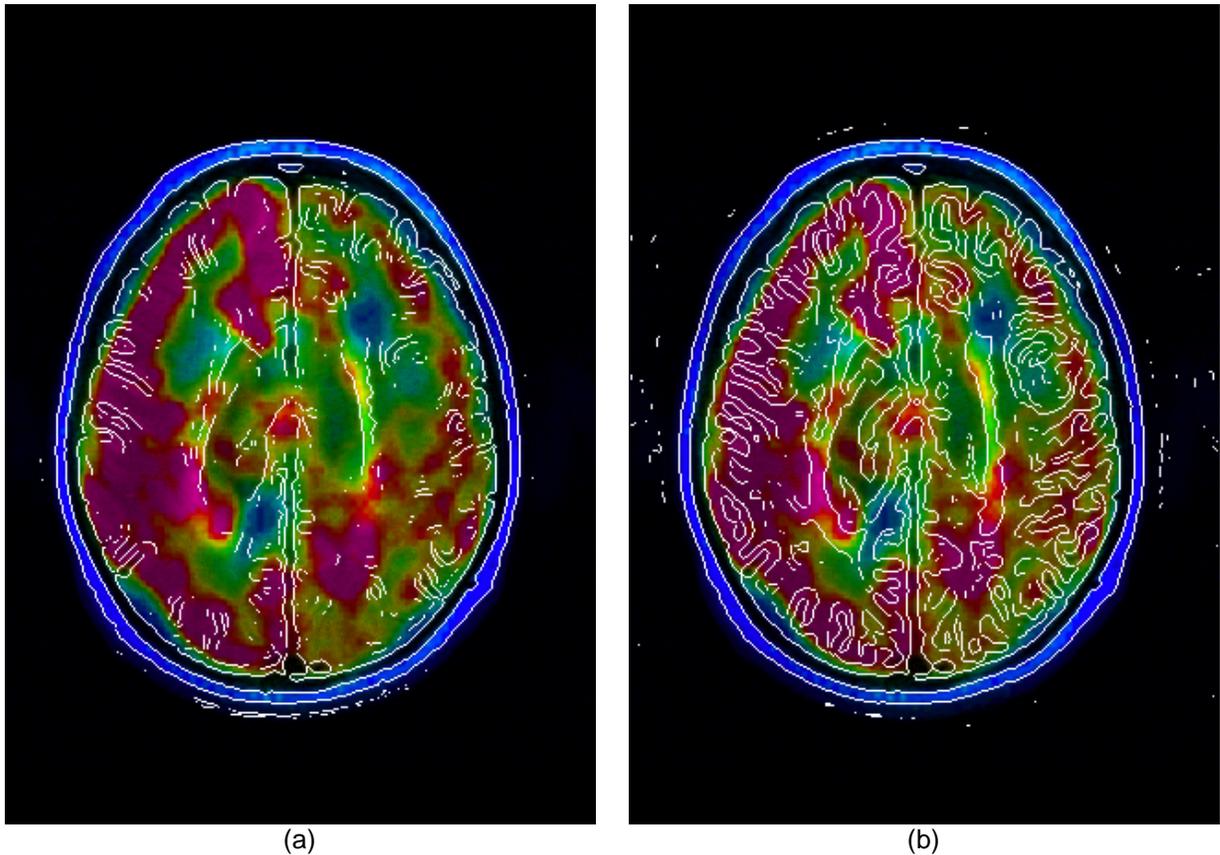


Fig. 3.23. Fusión en el espacio de color HSV + bordes

3.4.2. Bordes coloreados

Otra forma de ver que áreas cubre la información funcional es “modular” los bordes con la información de color de I_F . De acuerdo a (3.11) la información de los bordes de I_A queda coloreada de acuerdo al canal H de I_F .

$$I_{HSV} = I_{A_{RGB}} + \left(\left(\nabla^2 G_{\sigma} * I_A \right) H, S, \nabla^2 G_{\sigma} * I_A \right)_{HSV2RGB} \quad (3.11)$$

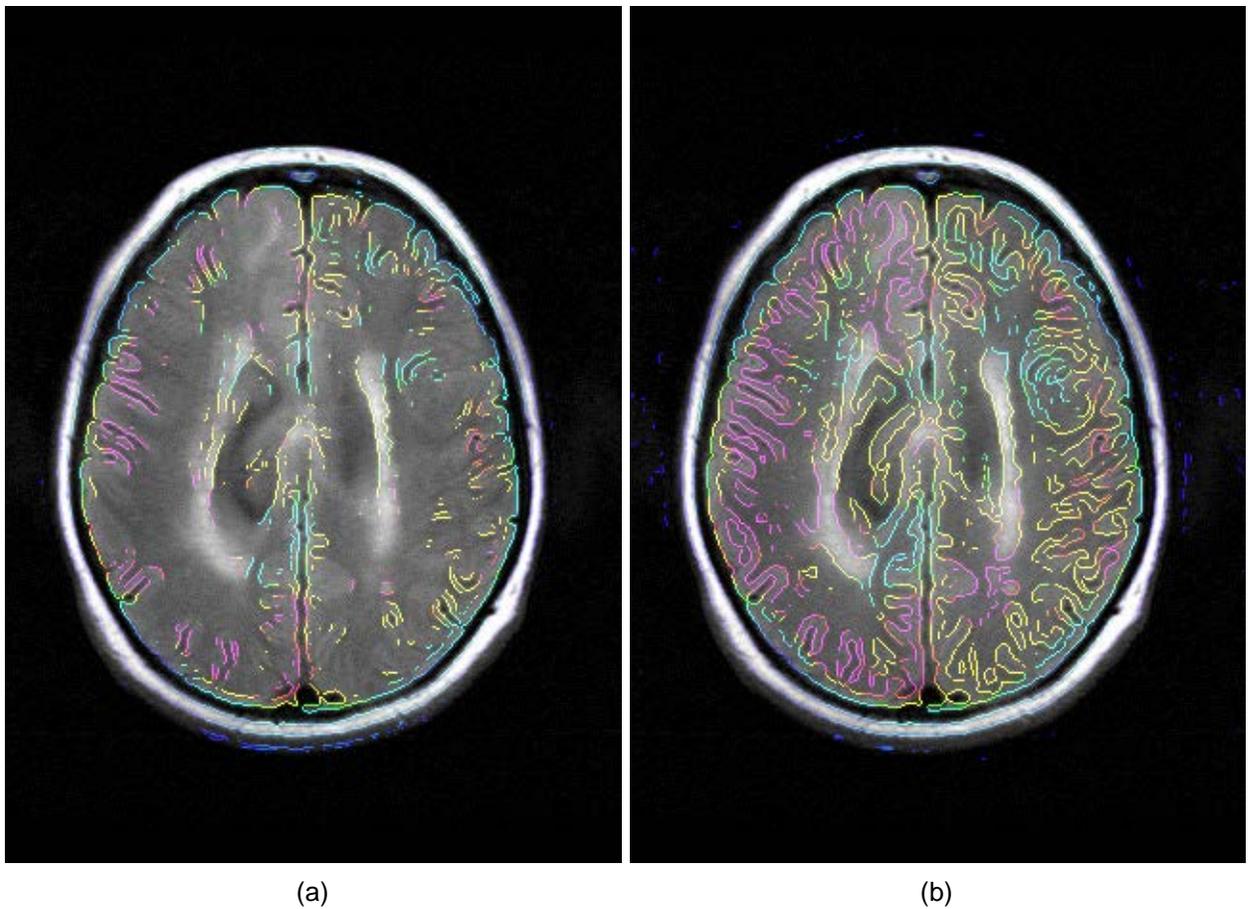


Fig. 3.24. Bordes coloreados.

4. Conclusiones

Debido a que la fusión de imágenes es utilizada en diversos ámbitos existe una falta de unificación en cuanto a métodos y conceptos, este fue uno de los problemas presentados durante la revisión bibliográfica, ya que en algunos casos pese a tratarse de fusión de imágenes del cerebro, estos procedimientos no eran compatibles con nuestros propósitos, o por el contrario, otros que eran ocupados en áreas como imágenes satelitales podrían ser trasladados al ámbito de las imágenes médicas. Consideramos que una forma de solventar estos inconvenientes es mediante una clasificación de objetivos de la fusión de imágenes (ver sección 2.3), que aunque no deja de ser una tarea complicada debido a las mismas discrepancias, facilita la elección y aprovechamiento de métodos que vayan más de acuerdo a una aplicación específica.

Se probaron principalmente tres métodos de fusión de imágenes multimodales que permiten identificar a cada una: *alpha blending*, traslape mínimo y fusión en espacio de color. El primer método evaluado fue el de *alpha blending*, el cual es relativamente sencillo de implementar y de utilizar, ya que la intervención del usuario es mínima; permite ubicar la información funcional dentro del contexto anatómico, esto se facilita si varía el valor de alfa interactivamente, en caso contrario la información plasmada en la imagen final resulta poco significativa, debido a que es difícil distinguir las distintas intensidades presentes en la imagen funcional. Aunque no se presentan diferencias significativas si se despliega una imagen en niveles de gris y la otra en color, o las dos en colores distintos, de esta última forma se incrementa el contraste entre ambas, pero persiste el problema de las intensidades, dificultándose además la ubicación de regiones puntuales.

El segundo método usado fue el de *traslape mínimo*, en el cual no es necesario obtener todos los bordes de la modalidad anatómica, pero es preferible ocupar un operador que introduzca el menor ruido posible, con tal de no dificultar la visualización en la imagen fusionada. En el caso de la imagen funcional, se debe ser cuidadoso con el filtro de

suavizamiento para no eliminar información valiosa. Una vez integradas estas imágenes en una sola, se tiene como resultado una imagen que concentra las características más importantes de cada modalidad sin perder su identidad. El principal problema con este método es en cuanto al procesamiento inicial de las imágenes, debido a que el usuario necesita tener nociones de procesamiento de imágenes o asesoría para poder manipular adecuadamente los parámetros de los operadores ocupados.

Por último, la fusión utilizando espacios de color es la que mayor flexibilidad y opciones de manipulación presenta. El espacio de color HSV, al separar la información de color de aquella de intensidad de una imagen, permite un mejor manejo de los datos presentes en sus canales a diferencia del espacio RGB. La mayoría de las imágenes resultantes permiten la visualización simultánea de ambas modalidades, ya que se preservan rasgos anatómicos así como funcionales, estos últimos debidos al mapa de color utilizado. Aún así, se debe ser cuidadoso al manipular ya que, al cambiarse la información original presente en los canales pueden observarse oscurecimientos o bien, incrementar la intensidad de los colores en las áreas de mayor intensidad de las imágenes anatómicas. Además, al igual que en el método anterior, es necesario contar con nociones relativas a los espacios de color para entender los cambios ocurridos al modificar el contenido de los canales.

Una vez examinados estos métodos se realizaron pruebas ocupando enfoques combinados del espacio de color HSV y la extracción de bordes. De esta manera, uniendo la fusión en HSV y los bordes extraídos, se consiguen resultados más claros, principalmente en cuanto a las intensidades en la imagen funcional, en comparación con la fusión de traslape mínimo. Al igual que en los casos previos, es recomendable que el usuario pueda manipular el detalle de la extracción de los bordes, debido a que a pesar de que se extraigan la mayor cantidad, estos puedan estorbar o confundir durante la visualización, saturando la imagen con información de forma indiscriminada, y sea mejor obtener solamente los contornos de las estructuras anatómicas principales. Otra alternativa es modular los bordes con la información de color de la imagen funcional, a pesar de la aparente pérdida de información, es posible localizar la distribución de la información funcional en la anatomía y la visualización resulta más clara.

Como se ha mencionado reiteradamente la interactividad es importante, esencialmente para compensar las pérdidas de información asociadas a la fusión y además ayuda a mejorar la

visualización. Una de sus desventajas es que el usuario podría requerir de cierto conocimiento técnico y entrenamiento, al cual no está habituado para una adecuada manipulación.

En lo que respecta al uso del color, es una herramienta poderosa para desplegar en una sola imagen distintos tipos de información, ya sea como canales de un espacio de color o utilizando mapas de color. Aún así es importante ser cuidadosos en cuanto a su interpretación ya que durante el proceso de fusión sus características pueden modificarse.

A pesar de los avances obtenidos en cuanto a trabajos previos, todavía hay elementos perfeccionables, por ejemplo optimizar los mapas de color, hacerlos más perceptuales o que presenten con mayor precisión distintos niveles de intensidades. Igualmente, convendría rediseñar la interfaz gráfica de usuario que se implementó para probar los métodos propuestos, de modo que pueda ser empleada por usuarios reales, tales como personal médico o investigadores. Este último punto va ligado a nuestro principal objetivo a futuro que es el de utilizar los métodos propuestos en aplicaciones reales, en colaboración con especialistas en neuroimágenes y con distintas modalidades.

Anexo A. Color y Transformaciones

A.1. Color

El color es el resultado de estimular los receptores ubicados en la retina del ojo humano con radiación electromagnética correspondiente a la región visible del espectro, mejor conocida como luz, la cual tiene longitudes de onda de 400 a 700 nm, provocando el fenómeno de visión y percepción del color [28].

De acuerdo a la CIE (*Commission Internationale de l'Eclairage*, Comisión Internacional de Iluminación) [32] el color es un atributo de la percepción visual que consiste en cualquier combinación de contenido cromático y acromático; y que puede ser descrito por nombres cromáticos (rojo, amarillo, naranja, azul, rosa, etc.) o nombres de colores acromáticos (blanco, gris, negro, etc.) y calificarse (brillante, oscuro, tenue, claro, etc.), o por combinaciones de estos nombres.¹

¹ El color percibido depende de la distribución espectral del estímulo de color, del tamaño, forma, estructura y los alrededores del área del estímulo, del estado de adaptación del sistema visual del observador y la experiencia de éste en situaciones previas o similares de observación [32].

Para poder utilizar el color como indicador visual en el procesamiento digital de imágenes es necesario poder representarlo y expresarlo formalmente, por lo cual se han creado diferentes modelos o sistemas de especificación del color.

A.2. Espacios de color

Un espacio de color es una representación matemática de un conjunto de colores, la cual facilita su creación, manipulación, especificación y visualización, mediante un sistema de coordenadas o parámetros que describen alguna característica del color.

A.2.1. RGB

RGB (*Red, Green and Blue*; rojo, verde y azul) es un modelo de color aditivo² (fig. A.1a) basado en la teoría tricromática del color.³ Sus colores primarios son el rojo, verde y azul, los cuales al mezclarse en diferentes proporciones generan otros colores. Es el espacio de color más usado en procesamiento de imágenes, gráficos de computadora y sistemas multimedia.

Es un sistema coordenado cartesiano [12], usualmente representado gráficamente como un cubo de color RGB (fig. A.1b), donde los vértices del cubo son los colores primarios (rojo, verde y azul) y secundarios (cyan, magenta y amarillo), en el origen se sitúa el negro, y en el vértice más alejado a éste, el blanco. En la línea diagonal que une a estos dos puntos, se extiende la escala de grises. Los colores son puntos dentro del cubo, definidos por vectores desde el origen. La longitud de estos vectores está determinada por los valores máximos que

² Los sistemas de color aditivos producen color sobre un fondo oscuro a través de la combinación de diferentes luces de colores, conocidos como primarios [32].

³ La visión de color tricromática es la habilidad de los humanos y algunos animales de ver diferentes colores mediante la interacción de tres tipos de células sensibles al color llamadas conos. Cada una de ellas contiene un pigmento fotosensible, especialmente susceptible a una determinada longitud de onda de la luz [32].

maneja la imagen, pero por conveniencia generalmente se normalizan o se expresan como porcentaje [13].

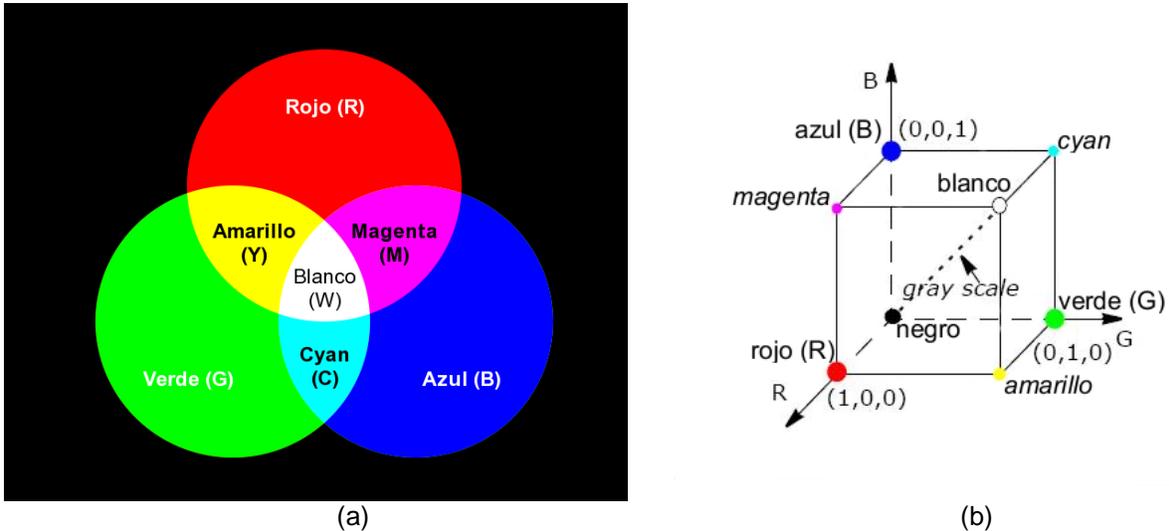


Fig. A.1. (a) Mezcla aditiva de los colores primarios RGB, (b) Representación del sistema RGB. Imagen tomada de [17].

Frecuentemente se utiliza el término *imagen RGB*, que puede expresarse como

$$I_{RGB} = (R, G, B) \tag{A.1}$$

para referirse a un arreglo de píxeles de color de tamaño $m \times n \times 3$ que define los componentes rojo (R), verde (V) y azul (B) para cada píxel individual (fig. A.2). El color de cada píxel está determinado por las intensidades rojas, verdes y azules almacenadas en cada plano de color en la posición del píxel [13].

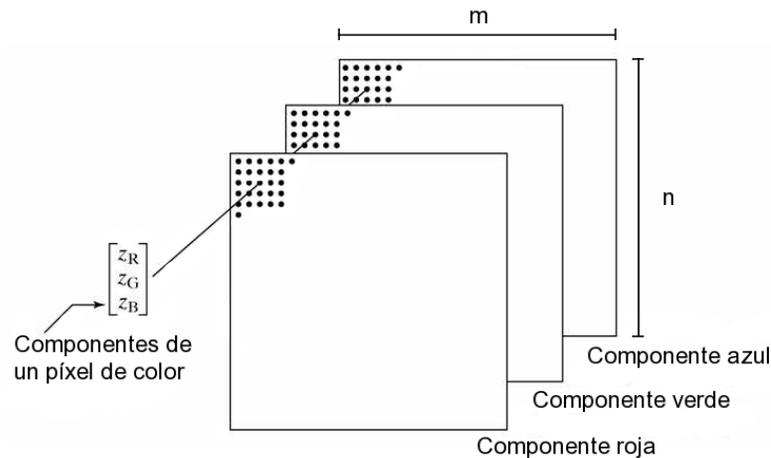


Fig. A.2. Esquema imagen RGB. Imagen tomada de [13].

I_{RGB} puede ser vista como una pila de tres imágenes en niveles de gris cada una asignada a un canal de color. Por lo tanto extendiendo esta idea, se puede pensar en una fusión de imágenes designando cada canal de color a diferentes (máximo tres) tipos de información [33].

A.2.2. Modelos HSI

Existen otros espacios cuyos parámetros están basados en la interpretación humana del color. Atributos como el matiz (H, del inglés *hue*)⁴, saturación (S), luminosidad (L), valor (V) o brillo (Br) son utilizados cuando se describe un color. Aún así, esta familia de modelos denominada genéricamente HSI (*Hue, Saturation and Intensity*; matiz, saturación e intensidad), es una derivación mediante transformaciones de coordenadas del espacio de color RGB [4, 28].

Ejemplos de los espacios más utilizados o mencionados en la bibliografía pertenecientes a esta familia pueden encontrarse en la tabla A.1. Esta variedad de nombres⁵ ha provocado que en repetidas ocasiones se usen indistintamente dificultando asociarlos con una descripción única. Aún así nos centraremos en los modelos HSV y HSL, no sólo por ser de los más utilizados, también porque son de los más consistentes en cuanto a sus especificaciones.

Tabla A.1. Familia de modelos HSI

Nombre modelo	Significado
HSB	<i>Hue, Saturation and Brightness</i> ; matiz, saturación y brillo.
HSI	<i>Hue, Saturation and Intensity</i> ; matiz, saturación y intensidad.
HSL / HLS	<i>Hue, Saturation and Lightness</i> ; matiz, saturación y luminosidad.
HSV	<i>Hue, Saturation and Value</i> ; matiz, saturación y valor.

⁴ El término *hue* también puede ser traducido como tono.

⁵ Que el término usado para la intensidad o el orden de los componentes varíe, se debe a que los nombres de los modelos fueron dados en diferentes momentos por distintas personas [20].

Una de las principales características de los modelos HSI es que separan la información de color de una imagen de su información de intensidad. La información de color está representada por los valores de H y S, mientras que la intensidad (I), que describe el brillo de la imagen, está determinada por la cantidad de luz [4]. Otras características que comparten son:

Tabla A.2. Característica de los modelos HSI

-
- 1) Son espacios de coordenadas cilíndricas (fig. A.3), donde:
 - H es el ángulo alrededor del eje vertical. Comienza con el rojo (0°), sigue el amarillo (60°), verde (120°), cyan (180°), azul (240°), magenta (300°) y finaliza nuevamente con el rojo (360°).
 - S es la distancia radial medida desde el eje vertical. Entre mayor la distancia, más saturado el color.
 - El eje vertical representa I y describe los niveles de gris. Su valor mínimo (parte inferior) es el negro mientras que en su valor máximo (parte superior) se encuentra el blanco [4, 28].
 - 2) En la transformación de RGB a HSI en los puntos correspondientes a $R = G = B$ en el cubo de color RGB, colores acromáticos o grises, $S = 0$ y por lo tanto H no está definido; además en estos puntos, el valor de I está dado por el valor común de R, G y B.
 - 3) Geométricamente equivale a colocar el cubo de color sobre su vértice negro con el vértice blanco justo hacia arriba, la línea que une a estos dos puntos corresponde a I^6 . Para determinar el componente I de cualquier punto de color, se debe pasar un plano perpendicular al eje I que lo contenga, la intersección es un punto I dentro del rango $[0,1]^7$.
 - 4) Los puntos R, G y B que son asignados a un valor común de I forman superficies de intensidad constante, que en el proceso de transformación del cubo RGB a un volumen HSI, cada una es proyectada a un plano perpendicular al eje I, intersectándolo en el origen. La proyección de estas superficies sobre el plano define una forma (triángulo, hexágono, etc), que depende de la función de I escogida y de sus valores específicos⁸.
-

⁶No significa que alguna geometría del espacio HSI se ajuste exactamente a la forma del cubo. Por lo que para representar el color en ambos espacios, los valores de S deben ser distorsionados en el proceso de conversión.

⁷ En el caso que el espacio esté normalizado, también puede referirse en términos de porcentaje (0 – 100%). Lo mismo aplica para S [12].

⁸ Para mayores detalles consultar [20]

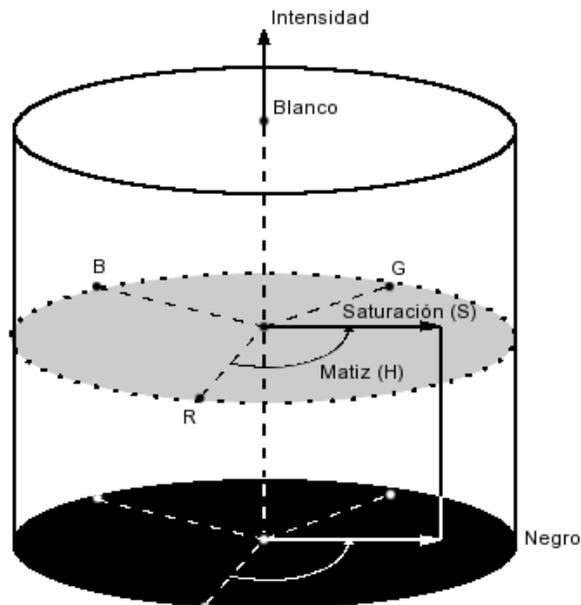


Fig. A.3. Representación general de los modelos HSI. Imagen tomada de [4].

El factor dominante en la selección de un modelo en particular de la familia HSI es la definición de I , ya que éste determina las superficies de intensidad constante y por lo tanto la forma del sólido de color que representa al modelo.

Al igual que en el caso de I_{RGB} , se puede hablar de imágenes HSV o HSL, para referirse a un arreglo de píxeles de color de tamaño $m \times n \times 3$ que define los componentes de matiz, saturación y valor o luminosidad para cada píxel individual

$$I_{HSV} = (H, S, V) \tag{A.2}$$

$$I_{HSL} = (H, S, L). \tag{A.3}$$

A.2.2.1. HSV

Es un sistema de coordenadas cilíndrico generalmente representado en forma de cono o pirámide hexagonal (fig. A.4a). S describe la cantidad de luz blanca que es agregada a un color (H). Entre menos luz blanca tenga el color, más saturado se encuentra éste. Podemos ver que los colores puros, aquellos con la máxima saturación y valor, se encuentran en la parte superior

exterior del modelo y conforme se acerca al eje vertical, manteniendo V constante, S decrece hasta obtener el blanco ($S = 0$); cuando S tiene este valor, H no está definido.

Si V disminuye, y el valor de S es diferente de cero, es como incorporar negro a un color por lo que éste se oscurece; en caso contrario ($S = 0$), se obtienen grises hasta alcanzar el negro ($V = 0$), en este punto tanto H como S no están definidos [10].

A.2.2.2. HSL

Comúnmente este modelo es representado como un doble cono o una pirámide hexagonal (fig. A.4b). En la parte superior del modelo (L tienen su valor máximo) se encuentra el blanco, en la parte inferior (valor mínimo de L) está el negro, en estos dos puntos el valor de H y S no están definidos. Al igual que en el modelo anterior la saturación equivale a la distancia radial, y cuando es igual a cero se obtienen los grises, sólo que en este caso la máxima saturación ($S = 1$) de un color ocurre cuando L está a la mitad de su valor [10].

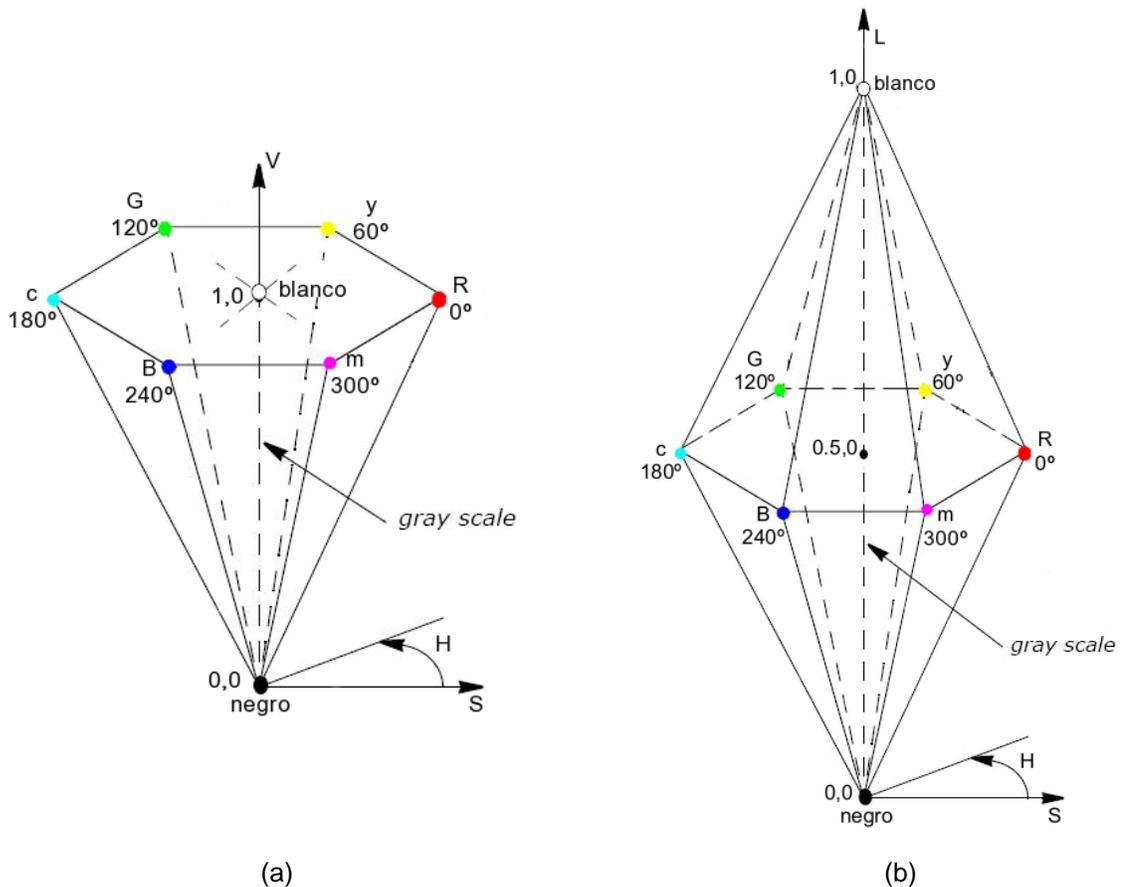


Fig. A.4. (a) Modelo HSV; (b) Modelo HSL. Imágenes tomadas de [17]

A.3. Transformaciones

A.3.1. RGB – HSV

La conversión de RGB a HSV está dada por las siguientes expresiones⁹:

$$M = \max (R, G, B) \quad (A.4)$$

$$m = \min (R, G, B) \quad (A.5)$$

$$V = M \quad (A.6)$$

$$S = \begin{cases} 0 & , \text{ si } M = 0 \\ \frac{M - m}{M} & \end{cases} \quad (A.7)$$

$$H' = \begin{cases} \frac{G - B}{M - m} & , \text{ si } M = R \\ 2 + \frac{B - R}{M - m} & , \text{ si } M = G \\ 4 + \frac{R - G}{M - m} & , \text{ si } M = B \end{cases} \quad (A.8)$$

$$H = \begin{cases} \text{no definido,} & \text{ si } S = 0 \\ 60H' + 360 & , \text{ si } H' < 0 \\ 60H' & \end{cases} \quad (A.9)$$

⁹ Para más información sobre éstas y las siguientes conversiones ver [10, 28]

A.3.2. HSV – RGB

$$i = \left\lfloor \frac{H}{60} \right\rfloor \quad (\text{A.10})$$

$$f = \frac{H}{60} - i \quad (\text{A.11})$$

$$p = V (1 - S) \quad (\text{A.12})$$

$$q = V \left[1 - (S \cdot f) \right] \quad (\text{A.13})$$

$$t = V \left[1 - (S (1 - f)) \right] \quad (\text{A.14})$$

$$(R,G,B) = \begin{cases} (V,V,V), & \text{si } H \text{ no está definido} \\ (V,t,p), & \text{si } i = 0 \\ (q,V,p), & \text{si } i = 1 \\ (p,V,t), & \text{si } i = 2 \\ (p,q,V), & \text{si } i = 3 \\ (t,p,V), & \text{si } i = 4 \\ (V,p,q), & \text{si } i = 5 \end{cases} \quad (\text{A.15})$$

A.3.3. RGB – HSL

$$L = \frac{M+m}{2} \quad (\text{A.16})$$

$$S = \begin{cases} 0, & \text{si } M = m \\ \frac{M-m}{M+m}, & \text{si } L \leq 0.5 \\ \frac{M-m}{2-(M+m)}, & \text{si } L > 0.5 \end{cases} \quad (\text{A.17})$$

$$H' = \begin{cases} \frac{G-B}{M-m}, & \text{si } M=R \\ 2 + \frac{B-R}{M-m}, & \text{si } M=G \\ 4 + \frac{R-g}{M-m}, & \text{si } M=B \end{cases} \quad (\text{A.18})$$

$$H = \begin{cases} \text{no definido}, & \text{si } S=0 \\ 60H' + 360, & \text{si } H' < 0 \\ 60H' & \end{cases} \quad (\text{A.19})$$

A.3.4. HSL – RGB

$$i = \left\lfloor \frac{H}{60} \right\rfloor \quad (\text{A.20})$$

$$f = \frac{H}{60} - i \quad (\text{A.21})$$

$$\begin{array}{ll} \text{Si } L \leq 0.5 & \text{Si } L > 0.5 \\ \max = L (1+S) & \max = L (1+S) + S \end{array} \quad (\text{A.22})$$

$$\text{mid}_1 = L (2fS - 1 - S) \quad \text{mid}_1 = 2 \left[S (1-f) - \max (0.5-f) \right] \quad (\text{A.23})$$

$$\text{mid}_2 = L \left[2S (1-f) + 1 - S \right] \quad \text{mid}_2 = 2 \left[fL - \max (f-0.5) \right] \quad (\text{A.24})$$

$$\begin{array}{ll} \min = L (1-S) & \min = L (1+S) - S \end{array} \quad (\text{A.25})$$

$$(R,G,B) = \begin{cases} (L,L,L), & \text{si } S = 0 \\ (\max, mid_1, \min), & \text{si } i = 0 \\ (mid_2, \max, \min), & \text{si } i = 1 \\ (\min, \max, mid_1), & \text{si } i = 2 \\ (\min, mid_2, \max), & \text{si } i = 3 \\ (mid_1, \min, \max), & \text{si } i = 4 \\ (\max, \min, mid_2), & \text{si } i = 5 \end{cases} \quad (\text{A.26})$$

Las transformaciones de RGB a HSV y viceversa, se encuentran implementadas en MATLAB en las funciones *rgb2hsv* y *hsv2rgb* respectivamente [24].

Anexo B. Métodos de Registro

De acuerdo a Maintz [21] los métodos de registro de imágenes médicas pueden clasificarse por medio de nueve criterios principales:

Tabla B.1. Clasificación métodos de registro imágenes médicas

Criterio	Descripción
1) Dimensionalidad	Cuántas dimensiones espaciales tienen las imágenes (2D, 3D), y si el tiempo también es una de ellas.
2) Naturaleza de la base de registro	Elementos que sirven de apoyo al registro (marcas fiduciaras o "hitos"): <ul style="list-style-type: none">• Extrínseco: marcas ajenas al paciente introducidas en el espacio de la imagen.• Intrínseco: la información de referencia es generada por el propio paciente.• Registro no basado en las imágenes: Es posible, si los sistemas de coordenadas de los escáneres involucrados se encuentran calibrados uno al otro.
3) Naturaleza de la transformación	<ul style="list-style-type: none">• Rígida: solo están permitidas las rotaciones y traslaciones.• Afín: mapea líneas paralelas sobre líneas paralelas.• Proyectiva: mapea líneas sobre líneas.• Elástica: mapea líneas sobre curvas y es "no lineal".
4) Dominio de la transformación	<ul style="list-style-type: none">• Global: la transformación se aplica a la imagen completa• Local: cada sección de la imagen tienen su propia transformación definida, pero los bordes entre secciones deben coincidir (criterio de continuidad).
5) Interacción	Tres niveles de interacción pueden presentarse:

- Automático: el usuario sólo proporciona las imágenes y datos de adquisición.
 - Interactivo: el usuario hace el registro, asistido por software que le proporciona una impresión visual o numérica del estado actual de la transformación.
 - Semiautomático: el usuario puede participar inicializando el algoritmo o dirigiéndolo.
- 6) Procedimiento de optimización Los parámetros que componen la transformación de registro pueden ser calculados directamente de los datos que se tienen disponibles, o mediante métodos de optimización.
- 7) Modalidades involucradas
- Monomodalidad: las imágenes a registrar pertenecen a la misma modalidad
 - Multimodalidad: las imágenes provienen de diferentes modalidades.
 - Modalidad a modelo: Solo una imagen está involucrada, mientras que la otra “modalidad” es un modelo matemático o computacional, ya sea anatómico o fisiológico.
- 8) Sujeto
- Intrasujeto: todas las imágenes a utilizar fueron adquiridas del mismo paciente
 - Intersujeto: se utilizan imágenes de pacientes distintos o también puede usarse un modelo
 - Atlas: una imagen pertenece a un solo paciente mientras la otra está construida de información de una base de datos obtenida utilizando imágenes de varios pacientes, a manera de un “promedio”, o modelo representativo.
- 9) Objeto De acuerdo a la parte del cuerpo de donde es adquirida la imagen (p. ej. de la cabeza se pueden obtener imágenes del cerebro, ojos, dientes, etc.).
-

Anexo C. Proceso de Registro con SPM

SPM es un software orientado al análisis estadístico de imágenes cerebrales, el cual es efectuado en tres etapas principales: procesamiento espacial, estimación de los parámetros de un modelo estadístico y realización de inferencias sobre los parámetros. Dentro de la etapa de procesamiento espacial se llevan a cabo los procesos de realineación, registro, normalización y segmentación.

En esta pequeña guía nos centraremos en el proceso de registro de dos imágenes del mismo paciente pero de diferentes modalidades. Es este el proceso que tuvimos que aplicar antes de realizar la fusión de ambas imágenes.

C.1. Inicio SPM

- 1) Iniciar MATLAB¹
- 2) Escribir en la ventana de comandos (*command window*):

```
>> spm
```

aparecerá la ventana de inicio de SPM

¹ Para instalar y usar el software SPM es necesario tener instalado Matlab en el equipo

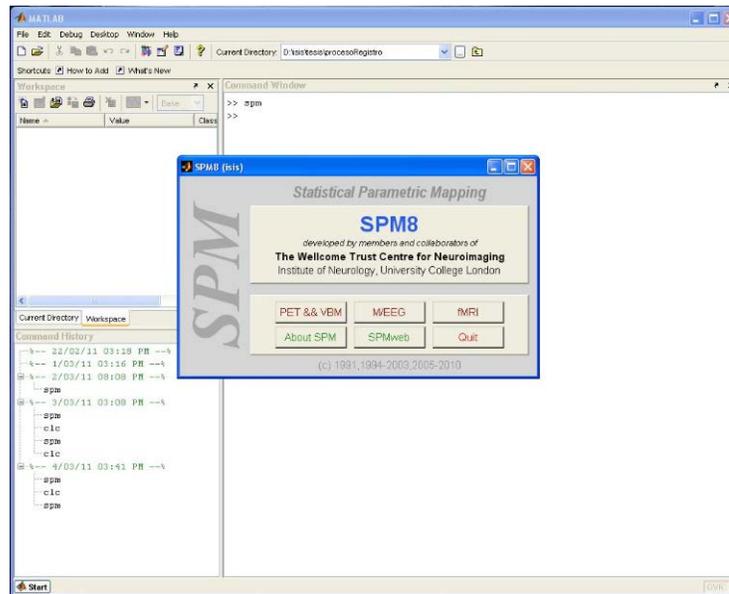


Fig. C.1. Ventana de inicio de SPM8

3) Seleccionar la opción de fMRI (o según el tipo de I_F). Aparecerá la interfaz estándar de SPM

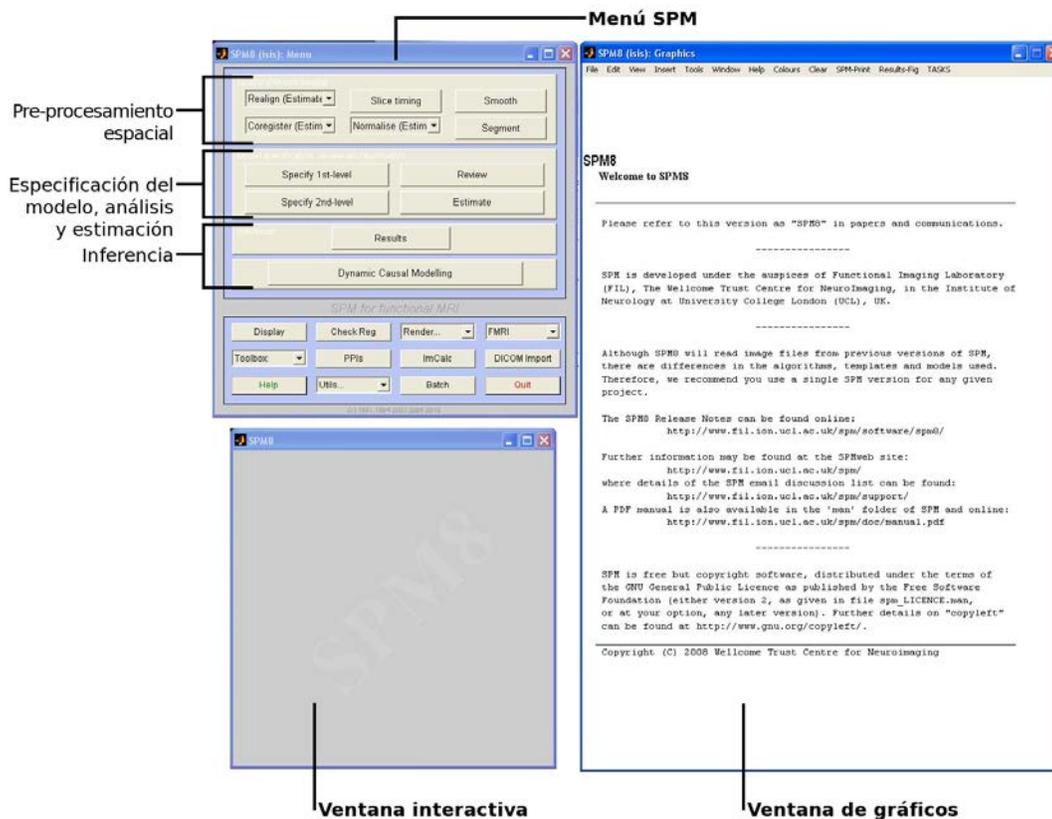


Fig. C.2. Ventanas que componen la interfaz gráfica de SPM y etapas del análisis de SPM

C.2. Realineación

En caso de contar con series temporales de imágenes funcionales del mismo sujeto, éstas deben realinearse para eliminar los artefactos debidos al movimiento del paciente durante el estudio. Si las imágenes² se encuentran realineadas, pasar a la etapa de registro (11).

- 4) Seleccionar en el menú SPM *Realign (Estimate & Reslice)*.

Aparecerá la siguiente ventana

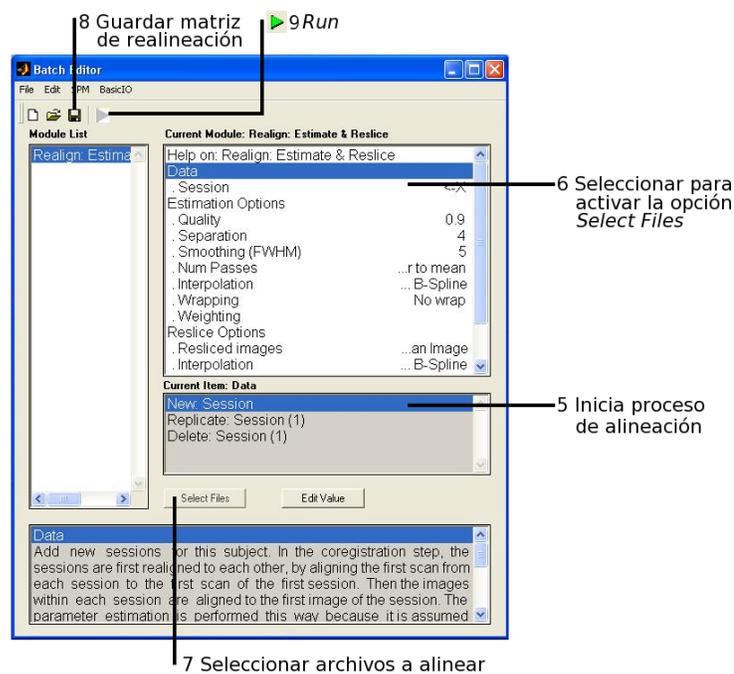


Fig. C.3. Alineación de imágenes

² SPM8 sólo trabaja con imágenes que tengan el formato Nifti-1. SPM8 cuenta con una aplicación para convertir de formato DICOM al Nifti-1, la se encuentra en la parte inferior del menú SPM (DICOM import). Seleccionar, elegir los archivos a convertir y por último indicar la carpeta donde se guardarán las nuevas imágenes

10) Cerrar la ventana y esperar que el proceso termine.

Mientras tanto en la ventana interactiva se mostrará el progreso de la realineación, mientras que en la ventana de gráficos, al finalizar se mostrarán las estimaciones de las traslaciones y rotaciones llevadas a cabo.

En el directorio dónde se encuentran las imágenes funcionales, se colocarán las imágenes realineadas, que podrán reconocerse por contar con el prefijo “r”, y una imagen promediada, que a su vez tendrá el prefijo “mean”, que es la que se utilizará en el registro.

Una vez con las imágenes alineadas se realizará el registro.

C.3. Registro

11) Elegir *coregister (estimate & reslice)* del menú SPM. Esta utilería es usada para registrar diferentes tipos de imágenes de mismo sujeto.

12) Se debe especificar una imagen de referencia y una imagen fuente, la cual se va a mover para que coincida con el destino (imagen de referencia).

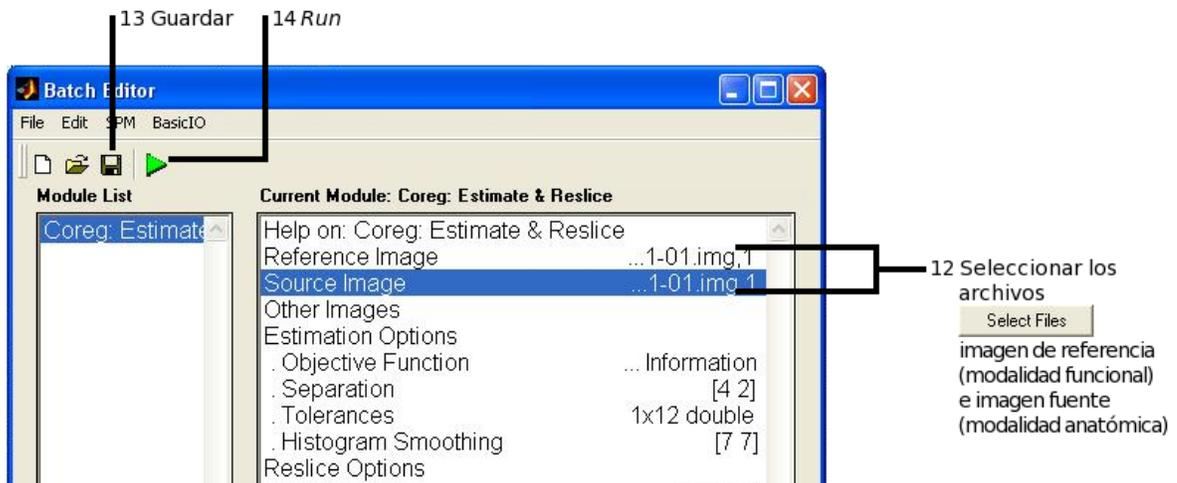


Fig. C.4.Registro de imágenes

- 15) Cerrar ventana.
- 16) Al finalizar se obtendrá una nueva imagen anatómica con las mismas dimensiones y coordenadas que la imagen funcional (la cual también tendrá el prefijo "r").
- 17) Ambas imágenes podrán observarse en la ventana de gráficos al terminar el proceso de registro.

Otro software recomendado para la alineación de imágenes cerebrales es FSL, una paquetería que contiene herramientas para el análisis de imágenes cerebrales, desarrollado por el *FMRIB Analysis Group*, perteneciente a la Universidad de Oxford.

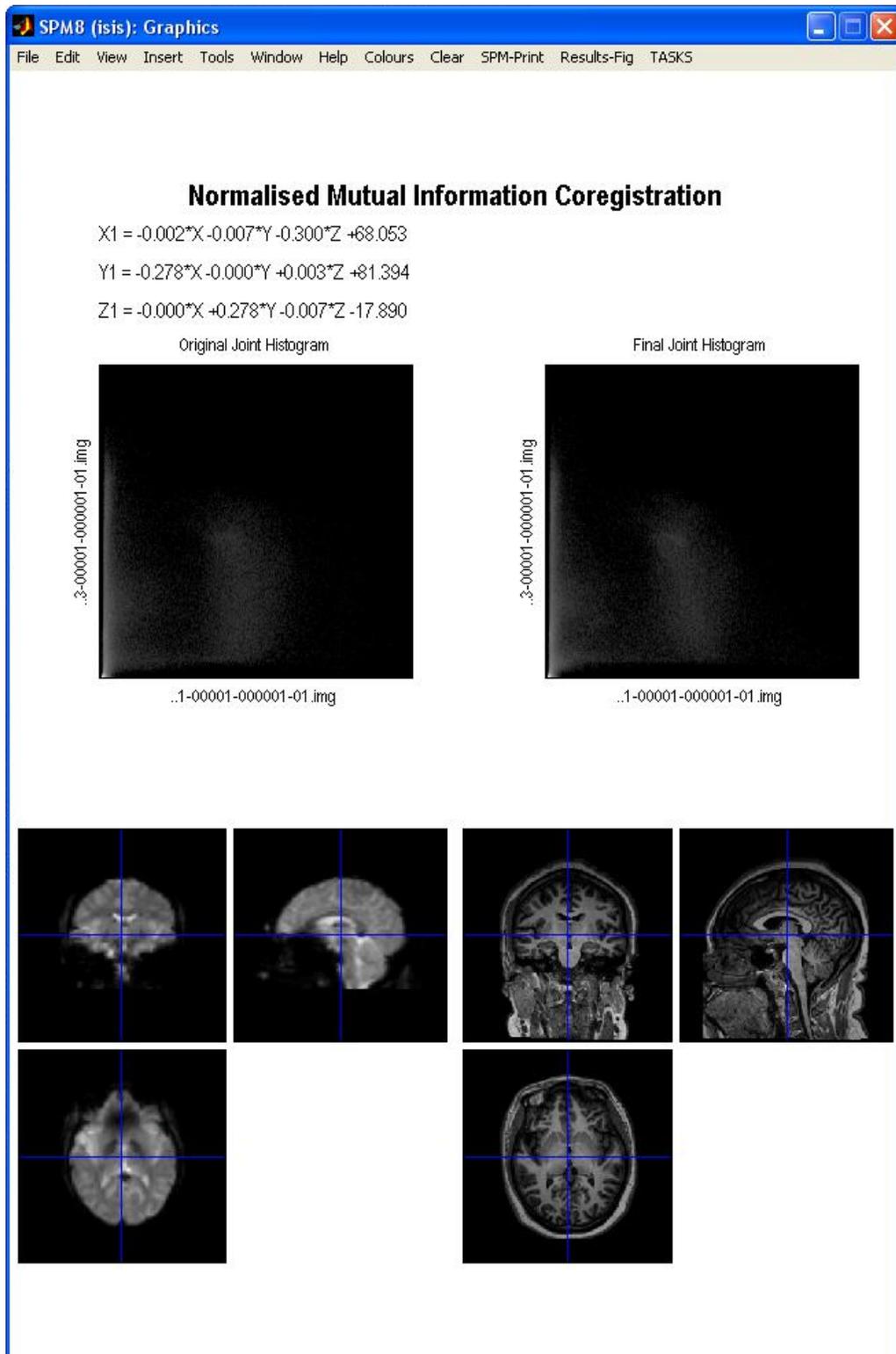


Fig. C.5. Imágenes registradas mostradas en la ventana de gráficos

Bibliografía

- [1] Acharya, T. y Ray, A. K., *Image processing - Principles and applications*, Wiley, 2005. doi: [10.1002/0471745790](https://doi.org/10.1002/0471745790).
- [2] Alpert, N. M., Berdichevsky, D., Levin, Z., Morris, E. D., y Fischman, A. J., "Improved methods for image registration," *NeuroImage*, vol. 3, no. 1, pp. 10-18, feb. 1996. doi: [10.1006/nimg.1996.0002](https://doi.org/10.1006/nimg.1996.0002).
- [3] Bloch, I. y Maître, H., "Fusion in image processing" in *Information Fusion in Signal and Image Processing*, 1st ed. ISTE Ltd, 2008, ch. 3, pp. 47-56.
- [4] Cheng, H.D., Jiang, X.H., Sun, Y. y Wang, J., "Color image segmentation: advances and prospects," *Pattern Recognition*, vol. 34, no. 12, pp. 2259-2281, dic. 2001. doi: [10.1016/S0031-3203\(00\)00149-7](https://doi.org/10.1016/S0031-3203(00)00149-7).
- [5] Chernenko, S., "Article 9: Gaussian filter, or Gaussian blur". Disponible en: <http://www.librow.com/articles/article-9>.
- [6] Escalante - Ramírez, B., "The Hermite transform as an efficient model for local image analysis: An application to medical image fusion," *Computers & Electrical Engineering*, vol. 34, no. 2, pp. 99 – 110, mar. 2008. doi: [10.1016/j.compeleceng.2007.10.002](https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2007.10.002).
- [7] FIL methods group, *SPM – Statistical Parametric Mapping*, Wellcome Trust Centre for Neuroimaging. Disponible en: <http://www.fil.ion.ucl.ac.uk/spm>.
- [8] Fischer, B., y Modersitzki, J., "Ill-posed medicine—an introduction to image registration," *Inverse Problems*, vol.24, no.3, jun. 2008. doi: [10.1088/0266-5611/24/3/034008](https://doi.org/10.1088/0266-5611/24/3/034008).
- [9] Flusser, J., Šroubek, F. y Zitová, B., "Image fusion: principles, methods, and applications" presentado en EUSIPCO 2007, Poznan, Poland.

- [10] Foley, D., van Dam, A., Feiner, S. K., y Hughes, J., *Computer Graphics: Principles and Practice*, 2ª ed. Addison-Wesley, 1990.
- [11] Frackowiak, R. S. J. Ed., "Imaging neuroscience - theory and analysis" in *Human Brain Function*, 2ª ed. Academic Press, 2003, ch.2, sec. 1, pp. 599-655.
- [12] Gonzalez, R. C. y Woods, R. E., *Digital Image Processing*, 3ª ed. Prentice Hall, 2008.
- [13] Gonzalez, R. C., Woods, R. E., y Eddins, S. L., *Digital image processing using MATLAB*, 2ª ed. Gatesmark Publishing, 2009.
- [14] Goshtasby, A. A., *2-D and 3-D image registration for medical, remote sensing, and industrial applications*, Wiley Publishers, 2005.
- [15] Hajnal, J. V., Hill, D. L.G. y Hawkes, D. J., Eds., *Medical Image Registration* (Biomedical engineering series). CRC Press LLC, 2001.
- [16] Hallpike, L. y Hawkes, D. J., "Medical image registration: an overview," *Imaging*, vol. 14, no.6, pp. 455-463, dic. 2002.
- [17] Intel, *Color Models*, Intel Software Network, 2011. Disponible en: http://software.intel.com/sites/products/documentation/hpc/ipp/ippi/ippi_ch6/ch6_color_models.html.
- [18] Kessler, M. L.; "Image registration and data fusion in radiation therapy," *The British Journal of Radiology*, vol. 79, no. 1, pp. 99-108, sep. 2006. doi: [10.1259/bjr/70617164](https://doi.org/10.1259/bjr/70617164).
- [19] Lázaro, I., Marquez, J., Ortiz, J., y Barrios, F., "Multimodal image fusion of the human brain," en *1st Int. Congr. Instrumentation and Applied Sciences*, Cancún, Q.R., 2010.

- [20] Levkowitz, H. y Herman, G. T., "GLHS: A Generalized Lightness, Hue, and Saturation Color Model," *CVGIP: Graphical Models and Image Processing*, vol. 55, no. 4, pp. 271 - 285, jul. 1993. doi: [10.1006/cgip.1993.1019](https://doi.org/10.1006/cgip.1993.1019).
- [21] Maintz, J. B. A. y Viergever, M. A., "A survey of medical image registration", *Medical Image Anal.*, vol. 2, no. 1, pp. 1–36, Mar. 1998.
- [22] Marquez, J. A., Gastellum, A. y Padilla, M. A., "Image-Fusion Operators for 3D Anatomical and Functional Analysis of the Brain," *Engineering in Medicine and Biology Society, 2007. EMBS 2007. 29th Annual International Conference of the IEEE* , pp.833-835, Ago. 2007. doi: [10.1109/IEMBS.2007.4352419](https://doi.org/10.1109/IEMBS.2007.4352419).
- [23] Marquez, J., Gastélum, A. y Padilla, M. A., "Designing image operators for MRI – PET image fusion of the brain," *AIP Conf. Proc.*, vol. 854, no. 1, pp. 90 92, sept. 2006. doi: [10.1063/1.2356412](https://doi.org/10.1063/1.2356412).
- [24] MathWorks, Inc., *MATLAB – Documentation*, MathWorks. Disponible en: <http://www.mathworks.com/help/techdoc/>.
- [25] Mykkänen, J., *Delination of brain structures from functional positron emisión tomography image*, Tampere, Finlandia: University of Tampere, Dept. of Computer and Information Sciences, 2003.
- [26] Nestle, U., Weber, W., Hentschel, M., y Grosu, A., "Biological imaging in radiation therapy: role of positron emission tomography," *Phys. Med. Biol.*, vol.54, no.1, ene. 2009. doi: [10.1088/0031-9155/54/1/R01](https://doi.org/10.1088/0031-9155/54/1/R01).
- [27] Pajares, G. y De La Cruz, J., *Visión por computador - Imágenes digitales y aplicaciones*, 2ª ed. Alfaomega, 2008.
- [28] Plataniotis, K.N. y Venetsanopoulos, A.N., "Color Spaces," en *Color image processing and applications*, Springer-Verlag, 2000.

- [29] Pohl, C. and van Genderen, J. L., "Review article Multisensor image fusion in remote sensing: Concepts, methods and applications," *Int. J. of Remote Sensing*, vol. 19, no. 5, pp. 823-854, 1998. doi: [10.1080/014311698215748](https://doi.org/10.1080/014311698215748).
- [30] Rajadhyaksha, C. D., Parker, J. A., Barbaras, L. y Gerbaudo, V. H., *Normal and benign pathologic findings in 18FDG-PET and PET/CT*, Harvard Medical School, 2004. Disponible en: <http://www.med.harvard.edu/JPNM/chetan/popup.html>.
- [31] Schillaci, O. y Simonetti, G., "Fusion imaging in nuclear medicine—applications of dual-modality systems in oncology," *Cancer Biotherapy & Radiopharmaceuticals*, vol. 19, no. 1, pp. 1-10, feb. 2004. doi: [10.1089/108497804773391621](https://doi.org/10.1089/108497804773391621).
- [32] Sharma, G., Ed., *Digital Color Imaging Handbook*, CRC Press, 2003. doi: [10.1201/9781420041484.fmatt](https://doi.org/10.1201/9781420041484.fmatt).
- [33] Stokking, R., "Integrated visualization of functional and anatomical brain images," Ph.D. dissertation, Utrecht Univ., 1998.
- [34] Wernick, M. N., y Aarsvold, J. N., Eds., *Emission Tomography, The Fundamentals of PET and SPECT*, Academic Press, 2004.