



ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DE CHIMBORAZO

FACULTAD DE CIENCIAS

ESCUELA DE FÍSICA Y MATEMÁTICA

**DESARROLLO DE UNA HERRAMIENTA COMPUTACIONAL
PARA LA FUSIÓN DE IMÁGENES SPECT-TC EN MATLAB DEL
ÁREA DE MEDICINA NUCLEAR CONVENCIONAL DEL
HOSPITAL CARLOS ANDRADE MARÍN**

TRABAJO DE TITULACIÓN

TIPO: TRABAJO EXPERIMENTAL

Presentado previo a la obtención del título de:

BIOFÍSICO

AUTOR: DAVID ISRAEL MARTÍNEZ CRUZ

TUTOR: DRA. MYRIAN CECILIA BORJA

RIOBAMBA-ECUADOR

2018

© (2018), David Israel Martínez Cruz

Se autoriza la reproducción total o parcial, con fines académicos, por cualquier medio o procedimiento, incluyendo la cita bibliográfica del documento, siempre y cuando se reconozca el Derecho de Autor.

ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DE CHIMBORAZO
FACULTAD DE CIENCIAS
ESCUELA DE FÍSICA Y MATEMÁTICA

El Tribunal del Trabajo de Titulación certifica que el trabajo experimental “DESARROLLO DE UNA HERRAMIENTA COMPUTACIONAL PARA LA FUSIÓN DE IMÁGENES SPECT-TC EN MATLAB DEL ÁREA DE MEDICINA NUCLEAR CONVENCIONAL DEL HOSPITAL CARLOS ANDRADE MARÍN” de responsabilidad del Señor David Israel Martínez Cruz, ha sido prolijamente revisado por los Miembros del Tribunal del Trabajo de Titulación, quedando autorizada su presentación.

FIRMA

FECHA

Dra. Myrian Cecilia Borja
**DIRECTORA DEL TRABAJO
DE TITULACIÓN**

Master Nadia Gonzáles López
MIEMBRO DEL TRIBUNAL

Yo, David Israel Martínez Cruz soy responsable de las ideas, doctrinas y resultados expuestos en esta Tesis y el patrimonio intelectual de la Tesis de Grado pertenece a la Escuela Superior Politécnica de Chimborazo.

David Martínez Cruz
0604200170

DEDICATORIA

Familia, amigos, y a mi amada Ivanna Cathaleya.

David Martínez C.

TABLA DE CONTENIDO

RESUMEN	xv
SUMMARY	xvi

CAPITULO I

1	MARCO REFERENCIAL.....	7
1.1	Inicios del diagnóstico por imagen.....	7
1.2	Radiación Electromagnética	9
1.2.1	<i>Radiaciones gamma (γ)</i>	10
1.2.2	<i>Rayos X</i>	11
1.3	Medicina Nuclear	12
1.4	Equipos Médicos.....	15
1.4.1	<i>Tomógrafo (TC)</i>	15
1.4.2	<i>Gammacámara</i>	17
1.5	Tipos de Imágenes Médicas.....	19
1.5.1	<i>Tomografía Computarizada</i>	19
1.5.2	<i>Tomografía Computarizada de Emisión Monofotónica (SPECT)</i>	20
1.6	Fundamentos de Imágenes Médicas	21
1.7	Registro de Imágenes	22
1.7.1	<i>El formato DICOM</i>	23
1.8	Fusión de Imágenes	26
1.9	Dosimetría de Radiación Interna.....	28
1.9.1	<i>Método simple</i>	28
1.9.2	<i>Método MIRD (Método de Fracción Absorbida)</i>	29
1.9.3	<i>Coefficiente de atenuación</i>	32

CAPITULO II

2	ALGORITMOS.....	33
2.1	Algoritmos de Fusión	33
2.1.1	<i>Fusión Simple de Imágenes</i>	36
2.1.1.1	<i>Promedio Simple</i>	36
2.1.1.2	<i>Valor Máximo</i>	36
2.1.1.3	<i>Valor Mínimo</i>	37
2.1.1.4	<i>Análisis de Componentes Principales (PCA)</i>	38
2.1.2	<i>Fusión Basada en Descomposición Piramidal</i>	39

2.1.2.1	<i>Pirámide Gaussiana</i>	40
2.1.2.2	<i>Pirámide Laplaciana</i>	42
2.1.2.3	<i>Pirámide del Contraste</i>	43
2.1.2.4	<i>Pirámide Morfológica</i>	44
2.1.3	<i>Transformada de Wavelets</i>	47
2.1.3.1	<i>Transformada discreta de wavelets DWT</i>	47
2.1.3.2	<i>Transformada de wavelet invariante a traslaciones SIDWT</i>	50
2.1.4	<i>Medidas de calidad de imagen</i>	50
2.1.4.1	<i>Relación señal a ruido máxima (PSNR)</i>	50
2.1.4.2	<i>Error cuadrático medio (MSE)</i>	51
2.1.4.3	<i>Diferencia promedio (AD)</i>	51
2.1.4.4	<i>Diferencia máxima (MD)</i>	52
2.1.4.5	<i>Error absoluto normalizado (NAE)</i>	52
2.1.4.6	<i>Correlación cruzada normalizada (NCC)</i>	53
2.1.4.7	<i>Contenido estructural (SC)</i>	53
2.1.5	<i>Filtros de mejoramientos de Imagen</i>	54
2.1.5.1	<i>Filtro Paso Bajo (LowPass)</i>	54
2.1.5.2	<i>Filtro Paso Alto (Highpass)</i>	54
2.2	<i>Algoritmos de Dosimetría Computacional</i>	55
2.2.1	<i>Importar datos de Excel en MATLAB</i>	55
 CAPITULO III		
3	<i>DISEÑO DE LA APLICACIÓN</i>	57
3.1	<i>Diagrama de flujo del método propuesto</i>	57
3.2	<i>Algoritmo propuesto</i>	58
3.3	<i>Interfaz Gráfica</i>	58
3.4	<i>Creación de la Interfaz Gráfica</i>	58
3.5	<i>Guía de Uso de la Aplicación</i>	61
3.5.1	<i>Módulo Dicom Estáticas</i>	62
3.5.2	<i>Módulo Dicom Dinámicas</i>	63
3.5.3	<i>Módulo de Fusión de Imágenes</i>	64
3.5.4	<i>Módulo de Dosimetría Interna</i>	68
 CAPITULO IV		
4	<i>EXPERIMENTACIÓN</i>	72
4.1	<i>Fusión de Imágenes</i>	72
4.1.1	<i>Preprocesamiento de las imágenes</i>	72

4.1.1.1	<i>Registro de imagen</i>	72
4.1.1.2	<i>Redimensionamiento de imagen</i>	72
4.1.1.3	<i>Mejora de la imagen</i>	73
4.1.2	<i>Técnicas de fusión de imágenes</i>	73
4.2	Dosimetría Interna	73
4.3	Análisis de Resultados	76
4.3.1	<i>Evaluación Cualitativa de la Fusión de Imágenes Médicas</i>	76
4.3.2	<i>Evaluación Cuantitativa de la Fusión de Imágenes Médicas</i>	77
4.3.2.1	<i>Métodos de Fusión Simple</i>	78
4.3.2.2	<i>Métodos de descomposición Piramidal y Wavelets</i>	83
	CONCLUSIONES	94
	RECOMENDACIONES	95
	BIBLIOGRAFÍA	
	ANEXOS	

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1-1: Frecuencia y Longitud de onda de Rayos x y Rayos gamma.....	9
Figura 2-1: Decaimiento del radioisótopo Tc99m.....	11
Figura 3-1: Esquema de la producción de los rayos X.....	12
Figura 4-1: Esquema TC con una fuente de rayos X.....	16
Figura 5-1: Tomógrafo Siemens Somaton Definition Flash	17
Figura 6-1: Esquema General de una Gammacámara.....	18
Figura 7-1: Gammacámara General Electric Infinia.....	18
Figura 8-1: Tomografía Cerebral, corte Axial (Color GRAY).....	19
Figura 9-1: SPECT Cerebral estático, corte Axial (Color JET)	21
Figura 10-1: Esquema de Registro de Imagen.....	23
Figura 11-1: Gráfico de las divisiones MR	25
Figura 12-1: Salida por pantalla de la función dicominfo de MATLAB	25
Figura 13-1: Esquema de radiación emitida por un órgano fuente hacia un órgano objetivo. ..	30
Figura 14-1: Fantoma utilizado para los cálculos y tablas de dosis MIRD.....	31
Figura 1-2: Esquema de Valores Acotados entre 0 – 255	35
Figura 2-2: Imágenes originales utilizadas en el proceso de fusión	35
Figura 3-2: Fusión SPECT/TC - Promedio Simple.....	36
Figura 4-2: Fusión SPECT/TC - Valor Máximo.....	37
Figura 5-2: Fusión SPECT/TC - Valor Mínimo.....	37
Figura 6-2: Fusión SPECT/TC - PCA.....	38
Figura 7-2: Diagrama de fusión de imágenes por descomposición Piramidal	39
Figura 8-2: Esquema de la Operación REDUCE y EXPAND	41
Figura 9-2: Fusión SPECT/TC - Pirámide Gaussiana.....	41
Figura 10-2: Fusión SPECT/TC - Pirámide Laplaciana.....	42
Figura 11-2: Fusión SPECT/TC - Pirámide del Contraste.....	44
Figura 12-2: Fusión SPECT/TC - Pirámide Morfológica	46
Figura 13-2: Estructura de DWT con 3 niveles de descomposición.....	47
Figura 14-2: Diagrama de flujo del algoritmo DWT	47
Figura 15-2: Fusión SPECT/TC - DWT	49
Figura 16-2: Fusión SPECT/TC – SIDWT	50
Figura 1-3: Diagrama de Flujo - Algoritmo Propuesto.....	57
Figura 2-3: Ingreso a Guide - Forma 1	59
Figura 3-3: Ingreso a Guide - Forma 2	59

Figura 4-3: Ventana GUIDE Quick Star	59
Figura 5-3: Ventana de Desarrollo Guide	60
Figura 6-3: Inicio de la Aplicación	61
Figura 7-3: Módulo Dicom Estáticas	62
Figura 8-3: Módulo Dicom Dinámicas	63
Figura 9-3: Módulo de Fusión de Imágenes	64
Figura 10-3: ToolBar – Barra de Herramientas	65
Figura 11-3: Recuadro de Fusión Automática y Manual	65
Figura 12-3: Ajustes de Fusión	65
Figura 13-3: Ajuste de Color	66
Figura 14-3: Fusión SPECT/TC Color Cool	66
Figura 15-3: Fusión SPECT/TC Color Jet	67
Figura 16-3: Ajustes - Tiempo, Estatus	67
Figura 17-3: Panel de Medidas de Calidad de Imagen	68
Figura 18-3: Archivo Datos.xls	68
Figura 19-3: Módulo de Dosimetría Interna	69
Figura 20-3: Selección del Radioisótopo	69
Figura 21-3: Selección del Órgano fuente y el Órgano blanco	70
Figura 22-3: Lista de Órganos y Superficies	70
Figura 23-3: Cálculo de Actividad	70
Figura 24-3: Cálculo de Dosis para un elemento	71
Figura 25-3: Cálculo de Dosis para varios elementos	71

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1-4: Resultados Paciente 1 - Algoritmos de Fusión Simple.....	78
Tabla 2-4: Resultados Paciente 2 - Algoritmos de Fusión Simple.....	79
Tabla 3-4: Resultados Paciente 3 - Algoritmos de Fusión Simple.....	79
Tabla 4-4: Resultados Paciente 4 - Algoritmos de Fusión Simple.....	80
Tabla 5-4: Resultados Paciente 5 - Algoritmos de Fusión Simple.....	80
Tabla 6-4: Resultados Paciente 6 - Algoritmos de Fusión Simple.....	81
Tabla 7-4: Resultados Paciente 7 - Algoritmos de Fusión Simple.....	81
Tabla 8-4: Resultados Paciente 8 - Algoritmos de Fusión Simple.....	82
Tabla 9-4: Resultados Paciente 9 - Algoritmos de Fusión Simple.....	82
Tabla 10-4: Resultados Paciente 10 - Algoritmos de Fusión Simple.....	83
Tabla 11-4: Resultados de Descomposición Nivel (1 - 4) – Gaussiana	84
Tabla 12-4: Resultados de Descomposición Nivel (1 - 4) – Laplaciana	84
Tabla 13-4: Resultados de Descomposición Nivel (1 - 4) – Contraste	85
Tabla 14-4: Resultados de Descomposición Nivel (1 - 4) – Morfológica.....	85
Tabla 15-4: Resultados de Descomposición Nivel (1 - 4) – DWT	86
Tabla 16-4: Resultados de Descomposición Nivel (1 - 4) – SIDWT	86
Tabla 17-4: Resultado de algoritmos de Fusión Piramidal y Wavelets – Paciente 1	87
Tabla 18-4: Resultado de algoritmos de Fusión Piramidal y Wavelets – Paciente 2.....	88
Tabla 19-4: Resultado de algoritmos de Fusión Piramidal y Wavelets – Paciente 3.....	89
Tabla 20-4: Resultado de algoritmos de Fusión Piramidal y Wavelets – Paciente 4.....	89
Tabla 21-4: Resultado de algoritmos de Fusión Piramidal y Wavelets – Paciente 5.....	90
Tabla 22-4: Resultado de algoritmos de Fusión Piramidal y Wavelets – Paciente 6.....	91
Tabla 23-4: Resultado de algoritmos de Fusión Piramidal y Wavelets – Paciente 7.....	91
Tabla 24-4: Resultado de algoritmos de Fusión Piramidal y Wavelets – Paciente 8.....	92
Tabla 25-4: Resultado de algoritmos de Fusión Piramidal y Wavelets – Paciente 9.....	93
Tabla 26-4: Resultado de algoritmos de Fusión Piramidal y Wavelets – Paciente 10.....	93

ÍNDICE DE GRÁFICOS

Gráfico 1-4: Comparativo de algoritmos de Fusión Simple – Paciente 1	78
Gráfico 2-4: Comparativo de algoritmos de Fusión Simple – Paciente 2.....	79
Gráfico 3-4: Comparativo de algoritmos de Fusión Simple – Paciente 3	79
Gráfico 4-4: Comparativo de algoritmos de Fusión Simple – Paciente 4	80
Gráfico 5-4: Comparativo de algoritmos de Fusión Simple – Paciente 5	80
Gráfico 6-4: Comparativo de algoritmos de Fusión Simple – Paciente 6	81
Gráfico 7-4: Comparativo de algoritmos de Fusión Simple – Paciente 7	81
Gráfico 8-4: Comparativo de algoritmos de Fusión Simple – Paciente 8	82
Gráfico 9-4: Comparativo de algoritmos de Fusión Simple – Paciente 9	82
Gráfico 10-4: Comparativo de algoritmos de Fusión Simple – Paciente 10.....	83
Gráfico 11-4: Comparativo de Niveles (1 - 4) Fusión Gaussiana	84
Gráfico 12-4: Comparativo de Niveles (1 - 4) Fusión Laplaciana	84
Gráfico 13-4: Comparativo de Niveles (1 - 4) Fusión Contraste.....	85
Gráfico 14-4: Comparativo de Niveles (1 - 4) Fusión Morfológica.....	85
Gráfico 15-4: Comparativo de Niveles (1 - 4) Fusión DWT.....	86
Gráfico 16-4: Comparativo de Niveles (1 - 4) Fusión SIDWT	86
Gráfico 17-4: Comparativo de algoritmos de Fusión Piramidal y Wavelets – Paciente 1	87
Gráfico 18-4: Comparativo de algoritmos de Fusión Piramidal y Wavelets – Paciente 2	88
Gráfico 19-4: Comparativo de algoritmos de Fusión Piramidal y Wavelets – Paciente 3	88
Gráfico 20-4: Comparativo de algoritmos de Fusión Piramidal y Wavelets – Paciente 4	89
Gráfico 21-4: Comparativo de algoritmos de Fusión Piramidal y Wavelets – Paciente 5	90
Gráfico 22-4: Comparativo de algoritmos de Fusión Piramidal y Wavelets – Paciente 6	90
Gráfico 23-4: Comparativo de algoritmos de Fusión Piramidal y Wavelets – Paciente 7	91
Gráfico 24-4: Comparativo de algoritmos de Fusión Piramidal y Wavelets – Paciente 8	92
Gráfico 25-4: Comparativo de algoritmos de Fusión Piramidal y Wavelets – Paciente 9	92
Gráfico 26-4: Comparativo de algoritmos de Fusión Piramidal y Wavelets – Paciente 10	93

ÍNDICE DE ANEXOS

Anexo A:	Apertura de la Interfaz Gráfica
Anexo B:	Interfaz Gráfica de los Algoritmos de Visualización
Anexo C:	Interfaz Gráfica de los Algoritmos de Fusión
Anexo D:	Interfaz Gráfica de Dosimetría Interna
Anexo E:	Algoritmos de Fusión
Anexo F:	Algoritmos de Ejecución
Anexo G:	Tabla Tc 99m
Anexo H:	Tabla I 131
Anexo I:	Tabla F 18

LISTA DE ABREVIATURAS

A:	Actividad
AD:	(siglas en inglés) Diferencia Promedio
Bq.s:	Bequerelio por segundo
D:	Dosis Absorbida
DICOM:	(siglas en inglés) Imagen Digital y Comunicación en Medicina
DWT:	(siglas en inglés) Transformada Discreta de Wavelet
F 18:	Flúor 18
Gy:	Gray
GUIDE:	(siglas en inglés) Interfase Gráfico de Usuario
H_T:	Dosis Equivalente
Highpass:	(siglas en inglés) Filtro Paso Alto
I 131:	Yodo 131
Lowpass:	(siglas en inglés) Filtro Paso Bajo
MATLAB:	(siglas en inglés) Laboratorio de Matrices
MSE:	(siglas en inglés) Error cuadrático medio
MD:	(siglas en inglés) Diferencia máxima
MBq:	Mega Bequerelios
MIRD:	(siglas en inglés) Método de Fracción Absorbida
mGy:	mili Grays
MRI:	(siglas en inglés) Imagen por Resonancia Magnética
NAE:	(siglas en inglés) Error absoluto normalizado
NCC:	(siglas en inglés) Correlación cruzada normalizada
PCA:	(siglas en inglés) Análisis de Componentes Principales
PET:	(siglas en inglés) Tomografía de Positrones
PSNR:	(siglas en inglés) Relación Señal Ruido Máximo
S:	Dosis media por actividad acumulada
SPECT:	(siglas en inglés) Tomografía Computarizada de Emisión Monofotónica
SIDWT:	(siglas en inglés) Transformada de Wavelet Invariante a Traslaciones
SC:	(siglas en inglés) Contenido Estructural
TC:	Tomografía Computarizada
Tc 99m:	Tecnecio 99 metaestable
μ:	Coefficiente de Atenuación Lineal

RESUMEN

El objetivo del presente trabajo de investigación fue desarrollar una herramienta de fusión de imágenes médicas SPECT/TC y una aplicación de dosimetría interna para medir la dosis absorbida en pacientes del Hospital Carlos Andrade Marín (HCAM). Para ello se elaboró una interfaz gráfica (GUIDE) en MATLAB donde los algoritmos de fusión implementados fueron; Fusión Simple de Imágenes (Promedio Simple, Valor Máximo, Valor Mínimo, Análisis de Componentes Principales), Fusión basada en la Descomposición Piramidal (Pirámide Gaussiana, Pirámide Laplaciana, Pirámide de Contraste, Pirámide Morfológica), y Fusión basada en la transformada discreta de Wavelet (Transformada discreta de wavelets, Método de wavelets invariante a traslaciones), evaluados mediante diferentes medidas de calidad de imagen (Relación señal ruido máximo, Error cuadrático medio, Diferencia promedio, Diferencia máxima, Error absoluto normalizado, Correlación cruzada normalizada, y Contenido estructural). Se usó imágenes cerebrales, pélvicas y pulmonares procedentes de tecnologías radiológicas distintas (SPECT y TC) y relativas a un mismo corte del paciente. Además, se hizo un vínculo entre MATLAB y EXCEL para enlazar los datos de los valores de dosis media por actividad acumulada y la actividad inyectada a través de un algoritmo de dosimetría interna, siendo contrastado mediante ejemplos preexistentes. Se obtuvieron dos herramientas computacionales: la primera para la fusión de imágenes SPECT/TC idónea para el mejoramiento en la calidad en el diagnóstico por imagen, y la segunda para la obtención de la fracción de dosis absorbida de radioisótopos en pacientes oncológicos. Finalmente se recomienda desarrollar un estudio con la adquisición de imágenes médicas de otras fuentes: PET/TC para el mejoramiento de la calidad en el diagnóstico en el área de medicina nuclear molecular.

PALABRAS CLAVE: <BIOFISICA>, <MEDICINA NUCLEAR>, <TOMOGRAFÍA COMPUTARIZADA (TC)>, <TOMOGRAFÍA COMPUTARIZADA DE EMISIÓN MONOFOTÓNICA (SPECT)>, <MATLAB (SOFTWARE)>, <GRAPHICAL USER INTERFASE DEVELOPMENT ENVIRONMENT (GUIDE)>

SUMMARY

The objective of the present work of investigation was to develop a fusion tool of medical images SPECT/CT and an application of internal dosimetry to measure the absorbed doses in patients of the Carlos Andrade Marin Hospital (HCAM). In doing so it was elaborated a graphical interface (GUIDE) in MATLAB the algorithms of implemented fusion were: Simple fusion of images (Simple Average, Maximum Value, Minimum Value, Principal Component Analysis), Fusion based in the Pyramidal Decomposition (Gaussian Pyramid, Laplacian Pyramid, Contrast Pyramid, Morphological Pyramid), and Fusion based in the discrete transformed of Wavelet (Discrete Wavelet Transform, Method of Wavelet Invariant to Movement), evaluated through different sizes of quality of image (Peak Signal to Noise Ratio, Mean Square Error, Average Difference, Maximum Difference, Normalized Absolute Error, Normalized Cross Correlation, and Structural Content) . It was used brain, pelvic and pulmonary images originated in diverse radiological technologies (SPECT and CT) and related to the same cut of the patient. Also, it was made a link between MATLAB and EXCEL to connect the data of the values of media doses for accumulated activity and the activity injected through an algorithm of internal dosimetry, being contrasted by means of preexisting examples. Two computational tools were obtained: the first for the fusion of SPECT/CT suitable for the enhancement in the quality in the diagnostic per image, and the second for the acquisition of the fraction of absorbed dose of radioisotope on oncological patients. Finally, it was recommended it to develop a study with the acquisition of medical images of another source: PET/CT for the strengthening of the quality in the diagnostic in the area of molecular nuclear medicine.

KEY WORDS: <BIOPHYSICS>, <NUCLEAR MEDICINE>, <COMPUTERIZED TOMOGRAPHY (TC)>, <SINGLE PHOTON EMISSION COMPUTED TOMOGRAPHY (SPECT)>, <MATLAB (SOFTWARE)>, <GRAPHICAL USER INTERFACE DEVELOPMENT ENVIRONMENT (GUIDE)>

INTRODUCCIÓN

El diagnóstico médico fue durante miles de años una práctica basada en la exploración física, el tacto fue el primer sentido utilizado para indagar sobre las enfermedades, se añadió un nuevo sentido, el oído, con la introducción del estetoscopio, posteriormente con la llegada de los rayos X, la vista se hizo dueña del diagnóstico médico en muchas enfermedades. Ha pasado más de cien años desde que se descubrió como hacer una imagen del cuerpo humano combinando los rayos X con la fotografía. El premio Nobel de Física se le otorgó a Wilhelm Roentgen en 1901 por este descubrimiento. La combinación de los rayos X y la tecnología computacional producen en 1971 la primera tomografía computarizada (TC) lo que le valió a su inventor Godfrey Hounsfield el Premio Nobel de Medicina en 1979. En las últimas décadas el contexto de imagen médica ha evolucionado a pasos gigantescos, donde el objetivo primordial es generar imágenes del cuerpo humano con propósitos clínicos que buscan revelar, diagnosticar o examinar enfermedades. La integración de la Física, las Matemáticas y las ciencias experimentales para el estudio de la Medicina, han ido perfeccionando el progreso de la tecnología con respecto a potenciar e innovar el procesamiento digital de imágenes médicas. Con los formidables avances en técnicas de adquisición de imágenes como, Resonancia Magnética (MRI), Tomografía Computarizada de Emisión Monofotónica (SPECT), Tomografía por Emisión de Positrones (PET), Radiografías (Rx), entre otras, y con las variadas líneas de empleo de las imágenes médicas pueden diagnosticar múltiples patologías y, por otro lado, simular y planificar las intervenciones quirúrgicas sin necesidad de someter al paciente a continuas pruebas invasivas. Con el tiempo se incorporó un estándar de comunicación que permitiera el libre intercambio de imágenes, así surgió DICOM (Digital Imaging and Communication in Medicine).

El diagnóstico médico ha tenido grandes adelantos debido al procesamiento digital de imágenes, en el cual se realiza una mejora de la misma, para revelar características más aparentes para el observador. El proceso de fusión que se ha desarrollado en este trabajo consistió en tomar un par de imágenes originales procedentes de tecnologías radiológicas distintas (SPECT y TC) relativas a un mismo corte anatómico, luego de ser registradas son fusionadas mediante distintos algoritmos en el entorno MATLAB, obteniendo una nueva imagen, la cual brinda un nuevo fundamento para mejorar en el diagnóstico de la posible dolencia del paciente.

Previo al capítulo I de este proyecto, se hace un planteamiento formal del problema, se instituyen antecedentes que existen en este camino de investigación, se justifica la necesidad de desarrollar una herramienta computacional para la fusión de imágenes médicas planteando objetivos claros y desarrollables.

En el Capítulo I se menciona el conocimiento primordial y necesario para realizar esta investigación, incluyendo una breve revisión de los inicios del diagnóstico por imagen, los equipos utilizados en Medicina Nuclear, el registro de imágenes médicas, así como también una breve descripción sobre la dosimetría interna.

En el Capítulo II se detalla a fondo los algoritmos utilizados para la fusión de imágenes, las medidas de calidad de imagen utilizadas para evaluar dichas imágenes, así como también los algoritmos utilizados para desarrollar una aplicación de dosimetría interna, la cual es un extra, pero de suma importancia en el diagnóstico al usar radionúclidos.

En el Capítulo III se especifica el diseño de la herramienta computacional (aplicación), la cual incluye la generación de una interfaz gráfica por medio del software MATLAB y el uso de toda la herramienta computacional, tanto para la fusión de imágenes como para dosimetría interna.

El Capítulo IV detalla toda la parte experimental, que incluye la obtención de imágenes y las técnicas de fusión empleadas, así como también unos breves cálculos que evalúan el módulo de dosimetría interna.

Concluyendo, en el Capítulo V con la explicación de los resultados obtenidos en la parte experimental y se exteriorizan las conclusiones y recomendaciones oportunas.

ANTECEDENTES

Las investigaciones realizadas sobre el procesamiento de imágenes médicas han permitido desarrollar nuevas aplicaciones, una de estas es la fusión de imágenes médicas. Esta técnica se basa en la unión de dos imágenes de partida de tecnologías radiológicas distintas, con el fin de obtener una nueva imagen perfeccionada con nuevas y mejores características.

Irene Sánchez de la Universidad Politécnica de Madrid, en su trabajo sobre el Procesado de imágenes médicas en MATLAB nos dice que, la relación entre la ingeniería y la medicina cada vez se está haciendo más estrecha, y debido a esto se ha creado una nueva disciplina, la bioingeniería, la cual cobra gran interés debido al rápido desarrollo de nuevas tecnologías que en particular permiten, facilitan y mejoran la obtención de diagnósticos médicos respecto de los métodos tradicionales. Dentro de la bioingeniería, el campo que está teniendo mayor desarrollo es el de la imagen médica, gracias al cual se pueden obtener imágenes del interior del cuerpo humano con métodos no invasivos y sin necesidad de recurrir a la cirugía. (SANCHEZ, 2014, p. 96)

En el trabajo “Procesamiento de Imágenes en Medicina Nuclear” Margarita Núñez de la Universidad Técnica Tecnológica UdelaR de Montevideo dice que, los programas de adquisición de datos constituyen una pequeña fracción del software para aplicaciones clínicas disponible en una computadora de medicina nuclear. Una vez adquiridos, los datos generalmente deben sufrir algún tipo de procesamiento a fin de que la información recogida adquiera o aumente su valor de diagnóstico. (NUÑEZ, 2008, p. 2)

Roberto A. Isoardi de la Universidad Nacional de Cuyo en Argentina, en su trabajo sobre la “Optimización de Análisis y Registración de Imágenes Tomográficas” explica que el imagenólogo especialista puede realizar algunos procesos en forma manual, pero la complejidad de ciertas imágenes, entre ellas las cerebrales, motiva el desarrollo de algoritmos computacionales que automaticen y optimicen varias tareas. Un ejemplo es la identificación, numeración y caracterización de determinadas estructuras normales o patológicas en la imagen, que hasta un experto puede hacer a veces de forma incompleta o inadecuada. (ISOARDI, 2010, p. 11)

PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

En el Área de Medicina Nuclear Convencional del Hospital Carlos Andrade Marín se realiza diagnósticos de enfermedades de tipo cardíacas, oncológicas y neuronales. Los equipos de la unidad asisten al médico especialista en el diagnóstico de diferentes y variadas enfermedades como, tumores benignos y malignos, afecciones cardíacas, diagnóstico temprano de trastornos neurológicos y enfermedades neurológicas degenerativas.

Todos los estudios que en la unidad de Medicina Nuclear se realizan tienen un importante rol en la sociedad, ya que pertenece a la red del Instituto Ecuatoriano de Seguridad Social (IESS). Los equipos utilizados en la unidad son de valiosa adquisición, pero tienen ciertas limitaciones como; la antigüedad del equipo, y que cada equipo actúa de forma unilateral al momento de realizar interpretaciones diagnósticas, lo que evita estar a la par con la tecnología. El procesamiento de imágenes médicas ha crecido considerablemente en términos de aplicaciones, una de ellas es la Fusión de Imágenes de distinta modalidad de adquisición para crear imágenes surrealistas (no reales), que emula la calidad de la imagen de un equipo híbridos de última generación que ya tienen incorporado dichas aplicaciones.

Con esto nace la necesidad de implementar una herramienta para la fusión de imágenes de los equipos que se tienen dentro del Área de Medicina Nuclear Convencional, la cual colaborará en el diagnóstico de distintas enfermedades que se pueden presentar en el Hospital Carlos Andrade Marín. Esta herramienta computacional se vuelve una prioridad por la gran demanda de pacientes que se atiende a diario en esta Área.

JUSTIFICACIÓN

Justificación Teórica

Los estudios de las técnicas y aplicaciones de fusión de imágenes existentes muestran que la fusión de imágenes puede proporcionar una imagen de salida con una calidad mejorada. La fusión de mediciones múltiples puede reducir el ruido y, por lo tanto, elimina sus limitaciones individuales. Se encuentran disponibles varios algoritmos de fusión que van desde píxeles simples a sofisticadas transformaciones en el dominio wavelet. El sistema de fusión de imágenes tiene varias ventajas sobre la fuente de imagen única ya que la imagen fusionada resultante tiene una mayor relación señal / ruido, mayor robustez y fiabilidad.

Justificación Práctica

El diseño de una herramienta computacional de fusión de imágenes médicas SPECT/TC es de un alto beneficio al facilitar la detección y seguimiento de tumores malignos ya que se observa con mayor definición el órgano que capta el radiofármaco y la localización anatómica de la masa tumoral dentro de un órgano. Con esta herramienta computacional el personal del área de Medicina Nuclear Convencional del Hospital Carlos Andrade Marín tiene un elemento de apoyo en el momento de la interpretación de las imágenes, y estar a la par con desarrollo de nuevas tecnologías que en particular permiten, facilitan y mejoran la obtención de diagnósticos médicos respecto de los métodos tradicionales.

OBJETIVOS

Objetivo General

- Desarrollar una Herramienta Computacional en Matlab para la fusión de Imágenes Médicas SPECT/TC del área de medicina nuclear convencional del Hospital Carlos Andrade Marín.

Objetivos Específicos

- Estudiar el estado del arte objeto de investigación.
- Construir una herramienta computacional en Matlab para la fusión de imágenes médicas SPECT/TC, así como también, una aplicación de dosimetría interna para la unidad convencional de medicina nuclear del Hospital Carlos Andrade Marín.
- Evaluar la funcionalidad de la herramienta computacional construida para la fusión de las imágenes médicas SPECT/TC, de igual forma, la aplicación de dosimetría interna de la unidad convencional de Medicina Nuclear del Hospital Carlos Andrade Marín.

CAPITULO I

1 MARCO REFERENCIAL

1.1 Inicios del diagnóstico por imagen

La imagen médica es calificada como la técnica en la cual se afirma la medicina para generar imágenes de la fisiología y morfología humana, de manera parcial o general, con el único objetivo de emplearse en el área de la exploración médica, para poder puntualizar el funcionamiento del organismo humano y sus investigaciones de forma más inexorable, o bien como una herramienta de diagnóstico clínico.

El profesor Wilhelm Konrad Roentgen, catedrático de la Universidad de Wurzburg, Alemania, descubrió los rayos X en 1895. La trascendencia que desde esa época adquirió el estudio de los rayos X queda de manifiesto por el hecho de que seis hombres de ciencia recibieron el Premio Nobel por investigaciones en este campo, desde de que el mismo Roentgen fuera galardonado con el primer Premio Nobel en Física en 1901. Así mismo, analizó los rayos catódicos y se interesó especialmente en la fluorescencia, creó un ambiente de oscuridad en una habitación y envolvió el tubo de rayos catódicos en un cartón negro. Después activo ese tubo y descubrió un rayo de luz que no salía del tubo. A cierta distancia de este tubo descubrió que en una hoja de papel cubierta de cianuro de platino era la que resplandecía. Por lo tanto, Roentgen determinó que los rayos catódicos creaban una especie de radiación muy penetrante y fuerte, pero invisible, más tarde pudo afirmar que la radiación atravesaba gruesas capas de papel e incluso metal. Este físico dio el nombre de rayos X a este descubrimiento, pues desconocía la naturaleza de la radiación. (FIGUERO & , 2007, pp. 49-50)

Becquerel, quien conocía los trabajos de Wilhelm Konrad Roentgen, se interesó en investigar la relación entre la fosforescencia producida por los rayos X de Roentgen y la producida por la radioactividad. En 1896, casi accidentalmente, hizo un importante descubrimiento; encontró que la fluorescencia y la producción de rayos X se interrumpen inmediatamente cuando la energía externa excitante se detiene, sin embargo, la fosforescencia permanece por cierto tiempo después de suprimir la excitación. Un día nublado de 1896, Becquerel no pudo emplear la energía solar como fuente externa, así que decidió guardar las placas fotográficas en una gaveta donde también guardaba cristales que contenían uranio. Días después, para su sorpresa, encontró que las placas

estaban veladas; habían sido expuestas a unas emisiones misteriosas provenientes del uranio, pero notó que las emisiones no necesitaban la presencia de fuentes externas de energía; los cristales de uranio emitían rayos por si solos, espontáneamente. Este pequeño incidente permitió descubrir la radioactividad, descubrimiento que abrió caminos a la ciencia moderna. (TUCCI, 2012, pp. 48-50)

Posteriormente los esposos Curie dedicaron su vida a la investigación relacionada con la radioactividad y lograron establecer algunas de las propiedades de los materiales radioactivos. Comenzó con compuestos químicos que contenían uranio, y pronto determinó que la intensidad de los rayos dependía exclusivamente de la cantidad de uranio presente en el compuesto, y no de otras características como su estado sólido o líquido o su pureza. La intensidad de los rayos pudo ser medida gracias a que Becquerel ya había notado que las emanaciones provenientes del uranio hacían que el aire se volviera conductor de la electricidad, es decir, se ionizaba. La cantidad de iones que se producía en un volumen de aire era proporcional a la intensidad de las radiaciones. Utilizando el electroscopio, un instrumento muy sensible que permite detectar la presencia de carga eléctrica creado por el científico inglés William Gilbert (1544-1603), midió las emanaciones provenientes de varias sustancias capaces de alterar la conductividad del aire. (TUCCI, 2012, pp. 48-50)

Los científicos de la época afirmaban que los átomos se habían creado al principio de los tiempos, no cambiaban ni era posible cambiarlos. Marie dudaba de tal afirmación, sospechaba que algo pasaba dentro del átomo de uranio cuando se producían los rayos. Ensayando con otros elementos, descubrió que el torio, un elemento sumamente raro, también producía radiaciones. Después de un arduo trabajo, los Curie lograron aislar e identificar además otro elemento, el radio. Para describir el comportamiento del polonio y el radio, Marie creó el término radiactividad o radioactividad. También encontró que la tasa de emisión de radiaciones disminuía con el tiempo y que dicha disminución podía calcularse y predecirse. Pero su mayor logro fue comprender que la radiactividad es una propiedad del átomo y no una emanación separada e independiente. A pesar de el gran avance aportado por los esposos Curie, los científicos de la época no conocían la estructura del átomo, tuvieron que esperar por los trabajos realizados por muchos otros, entre los que se destaca Ernest Rutherford. (TUCCI, 2012, pp. 48-50)

Como los Rayos X producen daños en los tejidos biológicos, el desarrollo tecnológico en imagenología médica ha estado orientado a la búsqueda de otros procedimientos, que permitan el diagnóstico médico haciendo uso de imágenes obtenidas con la cantidad mínima de radiación ionizante o, de ser posible, sin ella. Así surgieron la Tomografía Computarizada (TC), el Ultrasonido, la Resonancia Magnética (RM), la Medicina Nuclear, la Magnetoencefalografía, la Tomografía por impedancia Eléctrica y otros procedimientos que seguirán siendo propuestos por

los laboratorios de investigación, universidades y empresas. A todos estos procedimientos se les engloba hoy en día bajo el término de Imagenología Médica. (MORA & PASSARIELLO, 2005, p. 1)

1.2 Radiación Electromagnética

La radiación electromagnética es una propagación ondulatoria de energía eléctrica y magnética cuyas intensidades varían en planos perpendiculares. Todas tienen la misma velocidad en el vacío ($c = 300.000 \text{ km/segundos}$), diferenciándose por las diferentes longitudes de onda o frecuencia, de la que depende su energía. Entre las radiaciones electromagnéticas tenemos la radiación ionizante que pueden ser Rayos Gamma o Rayos X. (ORNELAS, 2009, p. 3)

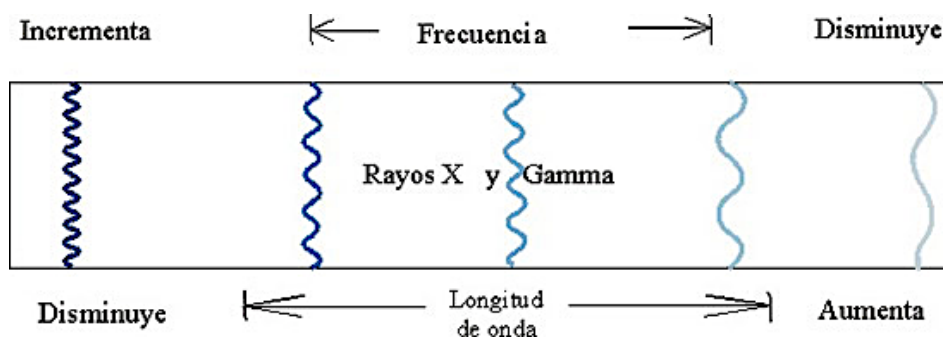


Figura 1-1: Frecuencia y Longitud de onda de Rayos x y Rayos gamma
Fuente: David Martínez 2017

La radiación ionizante se trata de la capacidad de introducir una carga neta dentro de un átomo neutro. La ionización es el proceso por el cual se arranca un electrón de un átomo. El conjunto formado por el electrón libre y el átomo con carga positiva resultante se denomina par iónico. Si un átomo recibe un aporte energético suficiente es posible separar de él uno o varios electrones, quedando entonces el átomo eléctricamente descompensado, su número de cargas positivas es superior al de las negativas, y constituye un átomo ionizado, o más precisamente un ión positivo. El fenómeno constituye la ionización atómica que también puede deberse a un aporte de electrones al átomo, aunque en este caso se originaría su ionización negativa y se transformaría en un ión negativo. Los iones atómicos suelen ser muy reactivos y tienden a recuperar su estabilidad mediante la captura de cargas libres o mediante su unión a otros átomos dando lugar a compuestos químicos. Cuando la energía aportada no resulta suficiente para arrancar electrones del átomo, puede ser para desplazar electrones desde capas internas completas hasta otras más externas incompletas, creándose así huecos en las primeras. Se dice entonces que el átomo está excitado, y el fenómeno se llama excitación atómica. Estos huecos internos son ocupados espontáneamente por electrones más externos, que caen de un nivel de energía a otro más bajo, emitiéndose al exterior la diferencia. La excitación del átomo también puede producirse a nivel de su núcleo por variación de la energía nuclear. Análogamente, la excitación nuclear se resuelve

también con la emisión espontánea de energía, de forma más o menos compleja y con la participación o no de la corteza electrónica. El fenómeno atómico que se produce en las ionizaciones es el siguiente: durante la absorción de energía, se van a producir saltos electrónicos, entre las distintas capas, hasta la salida definitiva de un electrón del átomo. Las radiaciones ionizantes se pueden clasificar en ondas electromagnéticas y corpusculares. Las electromagnéticas son, rayos X, rayos γ (gamma) y rayos UV, y las corpusculares las cuales son aquellas con masa y energía suficiente de ionización donde se puede destacar las siguientes partículas: α , β^- , β^+ , n, p, etc... (ORNELAS, 2009, pp. 4-5)

1.2.1 Radiaciones gamma (γ)

La radiación gamma es un flujo de ondas electromagnéticas de alta energía. Las radiaciones gamma suelen tener su origen en el núcleo excitado. A menudo, tras emitir una partícula alfa o beta, el núcleo tiene todavía un exceso de energía, que elimina en forma de ondas electromagnéticas de elevada frecuencia. Cuando un núcleo excitado emite esta radiación no varía ni su masa ni su número atómico, solo pierde una cantidad de energía proporcional a la frecuencia de la radiación emitida. Es una radiación de naturaleza electromagnética, capaz de ser producida por materiales radiactivos como el Tecnecio⁹⁹ ó el Cobalto⁶⁰ utilizados en Medicina Nuclear tanto en el diagnóstico como en el tratamiento, y el Cesio 137 que se usa sobre todo para la calibración de instrumentos de medición de radiactividad. Como todas las demás formas de radiación electromagnética, estas ondas no tienen masa ni carga, e interaccionan con la materia colisionando con las capas electrónicas de los átomos con los que se cruzan, perdiendo lentamente su energía, por lo que pueden atravesar grandes distancias. Debido a su pequeña longitud de onda, tiene un gran poder de penetración, siendo capaz de atravesar cientos de metros en el aire, el cuerpo humano y las materias de poca densidad, así como láminas de acero de hasta 10 cm de espesor y son detenidas solamente por capas grandes de hormigón, plomo (espesores de 12 mm), o agua. Frente a su alto poder de penetración, posee menor capacidad de ionización que las partículas alfa y beta. (ORNELAS, 2009, p. 6)

El Radioisótopo más utilizado para la producción de rayos gamma para el diagnóstico en medicina nuclear es el tecnecio 99m. Es un isotopo trazador radiactivo y la energía de sus rayos gamma es aproximadamente de 140 keV, es adecuada para la detección. El hecho de que tanto su semivida física como su semivida biológica sean muy cortas, conduce a una eliminación muy rápida del cuerpo, después de un proceso de formación de imágenes. Una ventaja adicional es que el rayo gamma es de simple energía, sin acompañamiento de emisión beta, y eso permite una alineación más precisa de los detectores de imágenes. El tecnecio-99m se produce mediante el bombardeo del molibdeno 98Mo, con neutrones. El 99Mo resultante, decae con una semivida de 66 horas, a

un estado metaestable de Tc. Este proceso permite la producción de ^{99m}Tc para fines médicos. Como el ^{99}Mo es un producto de fisión del ^{235}U , se puede separar de los otros productos de la fisión, y usarse para generar ^{99m}Tc . Para fines médicos, el ^{99m}Tc se usa en la forma de pertechnetato, TcO^{4-} . El isótopo tecnecio ^{99m}Tc es inusual, ya que tiene una vida media de emisión gamma de 6,03 horas. Esto es muy largo para un decaimiento electromagnético lo más típico son 10^{-16} segundos. Con tal larga semivida para el estado excitado que conduce a este decaimiento, este estado se denomina estado metaestable, y esa es la razón para designarlo 99m . (HYPERPHYSICS, 2000)

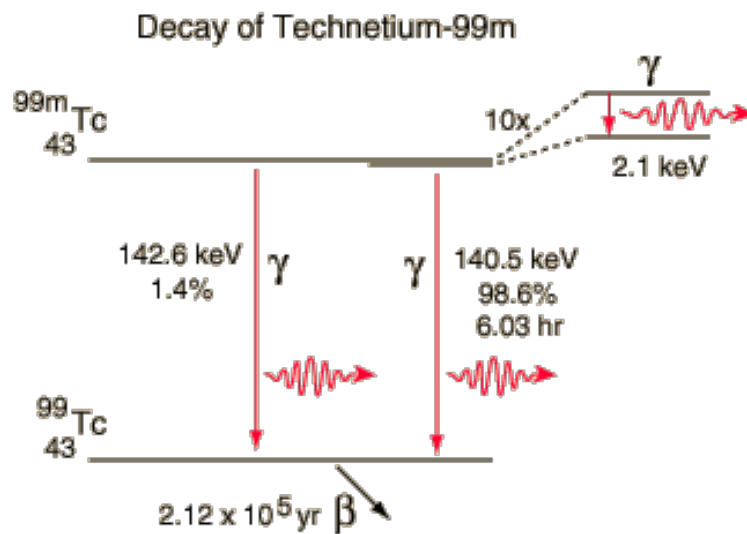


Figura 2-1: Decaimiento del radioisótopo Tc99m

Fuente: <http://hyperphysics.phy-astr.gsu.edu/hbasees/Nuclear/imgnuc/tc99m.gif>

1.2.2 Rayos X

Como anteriormente se había planteado, los Rayos X fueron descubiertos en 1895 por Roentgen, y fueron el primer ejemplo conocido de radiación ionizante de naturaleza electromagnética. Los Rayos X se producen por el choque contra la materia de electrones acelerados a gran velocidad. En cualquier aparato de Rayos X existe un cátodo emisor de electrones y un ánodo conectado a un potencial fuertemente positivo respecto al cátodo, que atrae a los electrones y que les sirve de blanco contra el que éstos chocan. En general, en los tubos de rayos X actuales, se emplea tungsteno como cátodo, y se ha conseguido una modulación muy fina de la energía de las radiaciones emitidas, y por tanto, de su penetración, a fin de conseguir imágenes más definidas. Los rayos X son radiaciones electromagnéticas de longitud de onda corta, que se propagan en línea recta y a la velocidad de la luz. Tiene gran capacidad de penetración, por lo que se utilizan para obtener imágenes para el diagnóstico. Su poder ionizante es débil, aunque esto no quiere

decir que en determinadas circunstancias no puedan causar lesiones. Los rayos x constituyen el principal riesgo de irradiación por vía externa, produciéndose en los generadores de radiodiagnóstico (aparatos de rayos x), en los microscopios electrónicos, en los tubos catódicos de los televisores, etc. Los rayos X no se olfatean, no se oyen y no se sienten. Al colisionar con la materia producen distintos tipos de efectos; entre los principales están la ionización y la fluorescencia. (ORNELAS, 2009, p. 7)

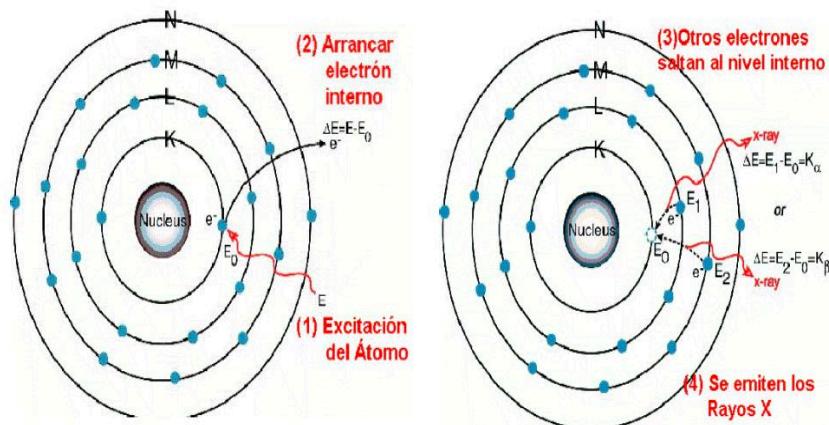


Figura 3-1: Esquema de la producción de los rayos X
Fuente: <http://www.monografias.com/trabajos104/fisica-nuclear-y-particulas/img14.png>

1.3 Medicina Nuclear

Al igual que con el desarrollo de cualquier campo de la ciencia o la medicina, la historia de la medicina nuclear es un tema complejo que involucra contribuciones de un gran número de científicos, ingenieros y médicos. Los orígenes de la medicina nuclear se remontan a los últimos años del siglo XIX y al descubrimiento de la radioactividad por parte de Henri Becquerel (1896) y del radio por Marie Curie (1898). Estos desarrollos se acercaron poco después del descubrimiento de los rayos X en 1895 por Wilhelm Roentgen. Tanto las radiografías como las fuentes de radio se adoptaron rápidamente para aplicaciones médicas y se usaron para crear imágenes de sombras en las que la radiación se transmitía a través del cuerpo y hacia placas fotográficas. Esto permitió a los médicos ver dentro del cuerpo humano de forma no invasiva por primera vez y fue particularmente útil para la obtención de imágenes de los huesos. Los rayos X pronto se convirtieron en el método de elección para producir radiografías, porque las imágenes podían obtenerse más rápidamente y con mejor contraste que las proporcionadas por el radio u otros radionúclidos naturales que estaban disponibles en ese momento. Aunque el campo de las imágenes de rayos X de diagnóstico ganó aceptación rápidamente, la medicina nuclear tuvo que esperar nuevos desarrollos. (CHERRY, et al., 2012, pp. 4-5)

Los fundamentos biológicos de la medicina nuclear se establecieron entre 1910 y 1945. En 1913, Georg de Hevesy desarrolló los principios del radiotrazador y fue el primero en aplicarlos a un sistema biológico. El primer estudio en humanos que empleó trazadores radiactivos fue probablemente el de Blumgart y Weiss (1927), que inyectaron una solución acuosa de radón por vía intravenosa y midieron el tiempo de tránsito de la sangre desde un brazo al otro usando una cámara de niebla como detector de radiación. En la década de 1930, con la invención del ciclotrón por Lawrence, fue posible producir artificialmente nuevos radionúclidos, ampliando así la gama de procesos biológicos que podrían estudiarse. Una vez más, Georg de Hevesy estuvo a la vanguardia del uso de estos nuevos radionúclidos para estudiar procesos biológicos en plantas y en glóbulos rojos. Finalmente, al final de la Segunda Guerra Mundial, las instalaciones del reactor nuclear que se desarrollaron como parte del Proyecto Manhattan comenzaron a utilizarse para la producción de isótopos radiactivos en cantidades suficientes para aplicaciones médicas. (CHERRY, et al., 2012, pp. 4-5)

La década de 1950 vio el desarrollo de la tecnología que le permitió a uno obtener imágenes de la distribución de radionúclidos en el cuerpo humano en lugar de solo contabilizar en unos pocos puntos de medición. Los principales hitos incluyeron el desarrollo del escáner rectilíneo en 1951 por Benedict Cassen. La cámara Anger, el precursor de todos los modernos sistemas de imágenes de fotón único de medicina nuclear, desarrollado en 1958 por Hal Anger. En 1951, Wrenn y colaboradores también describieron el uso de emisores de positrones y las ventajosas propiedades de imagen de estos radionúclidos. Hasta principios de la década de 1960, el campo emergente de la medicina nuclear utilizaba principalmente el Yodo 131 en el estudio y diagnóstico de trastornos tiroideos y una variedad de otros radionúclidos que individualmente eran adecuados solo para unos pocos órganos específicos. El uso de ^{99m}Tc para imágenes en 1964 por Paul Harper y sus colegas cambió esto, y fue un importante punto de inflexión para el desarrollo de la medicina nuclear. Los rayos gamma emitidos por ^{99m}Tc tenían muy buenas propiedades para la obtención de imágenes. También demostró ser muy flexible para etiquetar una amplia variedad de compuestos que podrían usarse para estudiar prácticamente todos los órganos del cuerpo. Igualmente, importante, podría producirse en forma de generador de vida relativamente larga, lo que permitiría a los hospitales tener un suministro disponible del radionúclido. Hoy en día, ^{99m}Tc es el radionúclido más utilizado en medicina nuclear. El desarrollo importante fue la matemática para reconstruir imágenes tomográficas a partir de un conjunto de vistas angulares alrededor del paciente. Esto revolucionó todo el campo de las imágenes médicas (lo que llevó a TC, PET, SPECT y MRI) porque reemplazó la representación bidimensional de la distribución de radioactividad tridimensional, con una verdadera representación tridimensional. Esto permitió el desarrollo del PET por Phelps y SPECT por Kuhl durante la década de 1970 y marcó el comienzo de la era moderna de la medicina nuclear. (CHERRY, et al., 2012, pp. 4-5)

La ciencia y la práctica clínica de la medicina nuclear implican la administración de trazas de compuestos marcados con radioactividad, que se utilizan para proporcionar información de diagnóstico en una amplia gama de estados de la enfermedad. Aunque los radionúclidos también tienen algunos usos terapéuticos, con principios de física subyacentes similares. En su forma más básica, un estudio de medicina nuclear implica inyectar en el cuerpo un compuesto, que está marcado con un radionúclido que emite rayos gamma o que emite positrones. El compuesto radiomarcado se denomina radiofármaco, o más comúnmente, un marcador o radiotrazador. Cuando el radionúclido se descompone, se emiten rayos gamma o fotones de alta energía. La energía de estos rayos gamma o fotones puede salir del cuerpo sin dispersarse o atenuarse. Una cámara de rayos gamma sensible a la posición puede detectar los rayos gamma o los fotones y formar una imagen de la distribución del radionúclido y, por lo tanto, del compuesto. (CHERRY, et al., 2012, pp. 1-2)

Existen dos clases de imágenes de medicina nuclear, las imágenes de fotón único, que incluye la tomografía computarizada de emisión monofotónica (SPECT), y las imágenes de positrones, que incluye la tomografía por emisión de positrones (PET). Las imágenes de fotón único usan radionúclidos que se descomponen por emisión de rayos gamma. Se obtiene una imagen plana tomando una imagen de la distribución de radionúclidos en el paciente desde un ángulo particular. Esto da como resultado una imagen con poca información de profundidad, pero que aún puede ser útil para el diagnóstico, por ejemplo, en escaneos de hueso, donde no hay mucha absorción del trazador en el tejido que se encuentra arriba y debajo de los huesos. Para el modo tomográfico de imágenes de fotón único (SPECT), los datos se recogen desde muchos ángulos alrededor del paciente. Esto permite reconstruir imágenes transversales de la distribución del radionúclido, proporcionando así la información de profundidad que falta en las imágenes planas. Las imágenes de positrones utilizan radionúclidos que se descomponen por emisión de positrones. El positrón emitido tiene una vida muy corta y, después de la aniquilación con un electrón, produce simultáneamente dos fotones de alta energía que posteriormente son detectados por una cámara de imagen. Una vez más, las imágenes tomográficas se forman mediante la recopilación de datos desde muchos ángulos alrededor del paciente, lo que resulta en imágenes de PET. (CHERRY, et al., 2012, pp. 1-2)

El poder de la medicina nuclear radica en su capacidad para proporcionar medidas precisamente sensibles de una amplia gama de procesos biológicos en el cuerpo. Otras modalidades de imágenes médicas como la resonancia magnética (RM), las imágenes por rayos X y la tomografía computarizada por rayos X (TC) proporcionan imágenes anatómicas excepcionales, pero tienen una capacidad limitada para proporcionar información biológica. Por ejemplo, los métodos de resonancia magnética generalmente tienen un límite inferior de detección en el rango de

concentración milimolar (6×10^{17} moléculas por ml de tejido), mientras que los estudios de medicina nuclear detectan de forma rutinaria sustancias marcadas radioactivamente en el rango nanomolar (6×10^{11} moléculas por ml de tejido) o picomolar (6×10^8 moléculas por mL de tejido). Esta ventaja de sensibilidad, junto con la selección cada vez mayor de compuestos radiomarcados, permite que los estudios de medicina nuclear se dirijan a los procesos biológicos muy específicos subyacentes a la enfermedad. Ejemplos de los diversos procesos biológicos que se pueden medir mediante técnicas de medicina nuclear incluyen la perfusión tisular, el metabolismo de la glucosa, el estado del receptor de somatostatina de los tumores y la densidad de los receptores de dopamina en el cerebro. (CHERRY, et al., 2012, pp. 1-2)

Debido a que los detectores de radiación pueden detectar fácilmente cantidades muy pequeñas de radioactividad, y debido a que los radioquímicos pueden etiquetar los compuestos con una actividad específica muy alta, es posible formar altos niveles de radiactividad, imágenes de alta calidad, incluso con concentraciones de compuestos nano molares o picomolares. Por lo tanto, las cantidades mínimas de un compuesto, generalmente por debajo de las concentraciones milimolares a micromolares que generalmente se requieren para los efectos farmacológicos, se pueden inyectar y seguir con seguridad sin perturbar el sistema biológico. La dosis segura para estudios en humanos se establece a través de una cuidadosa dosimetría para cada nuevo radiofármaco aprobado para uso humano. (CHERRY, et al., 2012, pp. 1-2)

1.4 Equipos Médicos

Existe una gran variedad de equipos médicos que se utiliza en el diagnóstico por imagen, pero a continuación se detalla los equipos utilizados para la obtención de las imágenes requeridas para la realización del proyecto en cuestión.

1.4.1 Tomógrafo (TC)

En un sistema de imagen de tomografía computarizada (TC), un haz de rayos X se dirige al paciente y la radiación atenuada formará la imagen, la cual es medida por un receptor cuya respuesta se transmite a un ordenador. Tras analizar la señal del receptor, el ordenador reconstruye la imagen y la muestra en un monitor. La reconstrucción de la sección anatómica en el ordenador se consigue mediante ecuaciones matemáticas (algoritmos) adaptadas para procesos informatizados. (BUSHONG, 2010, p. 368)

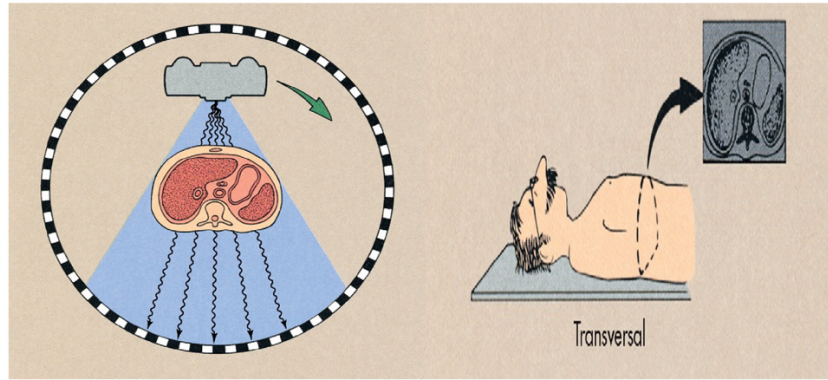


Figura 2-1: Esquema TC con una fuente de rayos X
 Fuente: (BUSHONG, 2010, p. 371)

La Tomografía Computarizada es un tipo especial de procedimiento radiológico que implica la medición indirecta del debilitamiento, o atenuación, de los rayos x en numerosos puntos o posiciones localizadas alrededor del paciente explorado. Básicamente, lo único que conocemos es lo que sale del tubo de rayos x, lo que llega al detector, la situación del tubo de rayos x y el detector para cada posición. Se podría decir que todo lo demás se deduce a partir de esta información. La mayoría de los cortes de TC están orientados verticalmente al eje corporal a lo que se llama habitualmente cortes o secciones axiales o transversales. Para cada corte el tubo de rayos x rota alrededor del paciente para obtener un grosor de sección preseleccionado. La mayoría de los sistemas de TC emplean la rotación continua y el diseño del haz en abanico, con este diseño el tubo y el detector están estrictamente acoplados y rotan continuamente alrededor del área de rastreo mientras los rayos x son emitidos y detectados. Así, los rayos x que han atravesado al paciente, alcanzan los detectores situados enfrente del tubo. La apertura en abanico del haz va desde los 40 a 60 grados, dependiendo del diseño particular del sistema, y viene definido por el ángulo que se origina en el foco del tubo de rayos x y que se extiende hasta los límites externos del detector. Típicamente, las imágenes son producidas con cada rotación de 360 grados, permitiendo la adquisición de un elevado número de datos y la aplicación de la dosis adecuada. Mientras se realiza el rastreo se obtiene los perfiles de atenuación, también conocidos como muestras o proyecciones. Los perfiles de atenuación no son otra cosa que una colección de señales obtenidas desde todos los canales del detector en una determinada posición angular de la unidad tubo-detector. Mientras la mesa del paciente se mueve continuamente a través del gantry, se realiza una radiografía digital sobre la que pueden planificarse los cortes deseados. Para un examen TC de la columna o de la cabeza, el gantry se angula hasta una orientación óptima. Los datos obtenidos en el canal del detector son transmitidos, perfil a perfil, a la electrónica del detector como señales eléctricas correspondientes a la atenuación real de los rayos x. Estas señales son digitalizadas y transmitidas al procesador de la imagen. (HOFER, 2001, pp. 6-7)



Figura 3-1: Tomógrafo Siemens Somaton Definition Flash
Fuente: HCAM, 2016

1.4.2 Gammacámara

Una Gammacámara se puede usar para estudios de imágenes estáticas, en los que se puede registrar una imagen de una distribución de radionúclidos. Se pueden obtener imágenes contiguas individuales de todo el cuerpo escaneando toda la longitud del paciente. Esto se puede lograr moviendo la cama o el equipo mientras se ajusta el cálculo del posicionamiento. Los estudios clínicos de cuerpo entero importantes incluyen exploraciones óseas del esqueleto y la localización de tumores o sus metástasis en el cuerpo. La Gammacámara también se puede usar para estudios dinámicos de imágenes, tomando varias imágenes por segundo, en los que se pueden observar cambios en la distribución de radionúclidos, esto permite que se obtenga información fisiológica, como la velocidad de captación y eliminación del marcador en un órgano de interés. Las imágenes también se pueden sincronizar con las señales del electrocardiograma, lo que permite formar imágenes del corazón en diferentes fases del ciclo cardíaco, lo que proporciona información importante sobre la función cardíaca. Los principales componentes de una Gammacámara son; un colimador, un cristal de centelleo de Yoduro de Sodio dopado con talio (NaI (Tl)), una guía de luz y una serie de tubos fotomultiplicadores. (CHERRY, et al., 2012, pp. 195-197)

El colimador usado en una Gammacámara consiste comúnmente en una placa de plomo que contiene una gran cantidad de agujeros por el cual se controla que los rayos γ sean detectados, aceptados y direccionados. Las salidas de cada tubo fotomultiplicador (PM) se amplifican y digitalizan utilizando un convertidor que transforma la señal analógica a digital (ADC). Las ubicaciones X-Y para cada rayo gamma que interactúa en el cristal de NaI (Tl) se calculan a partir de las señales digitalizadas. El cristal de centelleo de NaI (Tl) está provisto por una matriz de

tubos de PM, en lugar de un único tubo de PM. Las señales de los tubos de PM se alimentan a circuitos lógicos de posición electrónicos o digitales, que determinan la ubicación XY de cada evento de centelleo. (CHERRY, et al., 2012, pp. 195-197)

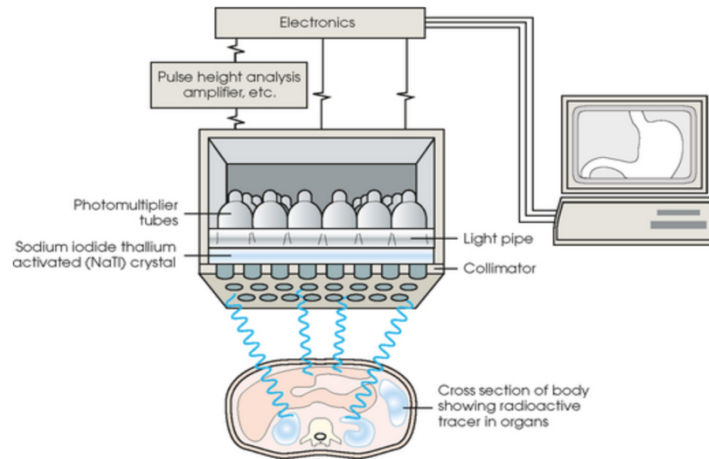


Figura 4-1: Esquema General de una Gammacámara
Fuente: (BUSHONG, 2010, p. 205)

Una imagen se forma a partir de un histograma de la cantidad de eventos en cada posible ubicación X-Y. Se requieren grandes cantidades de eventos para formar una imagen interpretable porque cada píxel debe tener un número suficiente de conteos para lograr un nivel aceptable de señal a ruido. Debido a que las imágenes a menudo se forman en matrices de 64×64 o 128×128 píxeles, los requisitos de conteo son de 103 a 104 veces más altos que para un detector de conteo simple. (CHERRY, et al., 2012, pp. 195-197)



Figura 5-1: Gammacámara General Electric Infinia
Fuente: HCAM, 2016

1.5 Tipos de Imágenes Médicas

Al igual que los equipos médicos, existe una gran variedad de imágenes médicas que se utiliza en el diagnóstico por imagen, pero a continuación se detalla las imágenes obtenidas por los equipos médicos descritos para la realización del proyecto.

1.5.1 Tomografía Computarizada

Los cortes de una Tomografía computarizada están orientados perpendicularmente al eje corporal, y se denominan cortes axiales o transversales. Cada uno de estos cortes tomográficos es como una “rebanada” más o menos delgada, compuesta de un número determinado de elementos volumétricos. En el monitor se representan imágenes bidimensionales (píxels) de estos elementos de volumen (voxels). Es decir, cada píxel es la representación de un volumen tridimensional (Fig. 1-8). En un TC convencional se adquieren secuencialmente una serie de imágenes, separadas por espacios iguales, a través de una región específica. Tras cada corte hay una breve pausa, que permite el avance de formación continuada hasta la siguiente posición preestablecida. (MUÑIZ, 2006, p. 208)

Si se disponen de estudios de TC previos conviene comparar las imágenes. Previa a la realización de una TC deben retirarse todos los objetos metálicos (joyas, cremalleras o corchetes metálicos, etc.) con el fin de evitar artefactos. (MUÑIZ, 2006, p. 208)

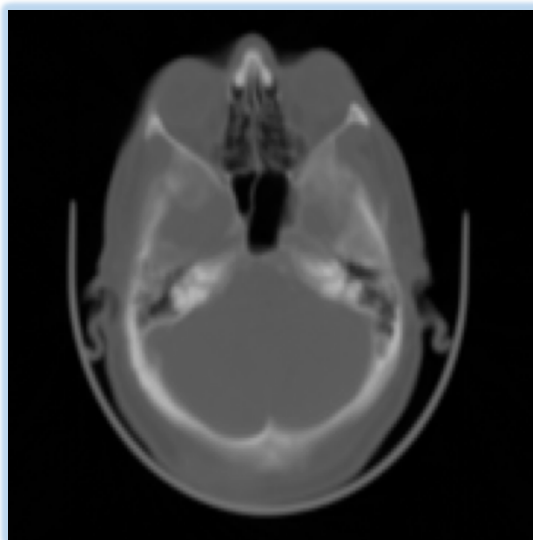


Figura 6-1: Tomografía Cerebral, corte Axial (Color GRAY)

Fuente: David Martínez, 2018 - Examen cerebral tomográfico.

1.5.2 Tomografía Computarizada de Emisión Monofotónica (SPECT)

La Tomografía Computarizada de Emisión Monofotónica (SPECT) se ha convertido en un procedimiento de rutina en la mayoría de los departamentos de medicina nuclear. Un SPECT proporciona importantes desafíos técnicos para el tecnólogo de medicina nuclear, en comparación con las imágenes planas, en las áreas de adquisición de SPECT, se realiza reconstrucción de imágenes y procesamiento de datos. Muchos nuevos avances en la metodología SPECT están disponibles, como la reconstrucción iterativa, la fusión multimodal y la SPECT cardiaca avanzada. Las imágenes SPECT son exigentes y requieren una cuidadosa atención a los protocolos de adquisición apropiados, ya sean circulares o no circulares, y el pos-procesado se vuelve más complejo con la adición de algoritmos de reconstrucción iterativa y corrección de la atenuación, entre otros. Comprender los principios de SPECT es esencial no solo para producir escaneos de la más alta calidad sino también para identificar artefactos de imágenes. Los métodos de reconstrucción han mejorado, tanto en términos de calidad de imagen reconstruida como de velocidad de reconstrucción; ahora son prácticos para uso rutinario. Las exploraciones de SPECT se ven como cortes en las dimensiones transversales, sagitales o coronales, y para aplicaciones cardíacas, reorientadas en cortes oblicuos de eje corto o largo (Fig. 1-9). Usando la tecnología actual, se puede renderizar una representación tridimensional de la superficie o el volumen del órgano y se puede ver la imagen SPECT como un objeto verdaderamente tridimensional. La SPECT es muy parecida a una radiografía, pero la fuente de radiación es la desintegración gamma de un radionúclido dentro del cuerpo y no los rayos X generados por un aparato externo. Como en una radiografía, cada una de las imágenes que se obtienen es bidimensional, pero pueden combinarse muchas imágenes tomadas desde distintas posiciones alrededor del paciente para obtener una imagen tridimensional. Esta imagen tridimensional puede después manipularse informáticamente para obtener secciones dimensionales del cuerpo en cualquier orientación. La SPECT utiliza los rayos gamma que producen isótopos radioactivos como el tecnecio 99m. Estos isótopos se introducen en el cuerpo humano como parte de moléculas biológicamente activas. El procedimiento es similar al de la tomografía por emisión de positrones (PET), pero en la SPECT es el isótopo el que produce directamente el rayo gamma, mientras en la PET el isótopo produce un positrón que después se aniquila con un electrón para producir los dos rayos gamma. Estos dos rayos gamma salen en direcciones opuestas y su detección simultánea permite localizar el isótopo de forma más precisa que en la SPECT. La SPECT es, sin embargo, más simple porque pueden usarse isótopos más fáciles de obtener y de vida media más larga. (MARK & WILLIAM, 2000, pp. 233-234)

La ventaja de las imágenes SPECT es que la información fuera del plano se elimina, y al eliminar la información fuera del plano el SPECT mejora significativamente el contraste de la imagen sobre las imágenes planas y tiene la capacidad de separar las estructuras superpuestas. Se puede

obtener un aumento de hasta 6 veces en el contraste de la imagen con las técnicas de imagen SPECT, y la interpretación visual de los escaneos se beneficia de este contraste mejorado. La resolución espacial no se mejora fundamentalmente mediante el escaneo SPECT y el beneficio principal del escaneo SPECT reside en el contraste de imagen mejorado. Clínicamente, la capacidad de ver la imagen reconstruida en múltiples planos y separar las estructuras superpuestas puede obviar la necesidad de múltiples imágenes. Una posible ventaja adicional de la exploración con SPECT radica en una mejor cuantificación de la función cardíaca, en la determinación del volumen del tumor / órgano y en la cuantificación de la captación de radioisótopos. Los problemas de atenuación y dispersión de rayos gamma se pueden manejar mejor con SPECT (aunque todavía no completamente) sobre las imágenes planas de proyección, ya que la ubicación espacial de las características y la perspectiva le permite evaluar la cantidad de tejido atenuante entre la superficie de la piel y el órgano de interés. (MARK & WILLIAM, 2000, pp. 233-234). La instrumentación y el software utilizados para la obtención de imágenes SPECT han mejorado significativamente en los últimos 20 años. Las exploraciones SPECT proporcionan información útil adicional, pero también requieren una atención más cuidadosa a la Gammacámara y al control de calidad de la computadora, particularmente cuando se utilizan sistemas de Gammacámara con cabezales múltiples. (MARK & WILLIAM, 2000, pp. 233-234)

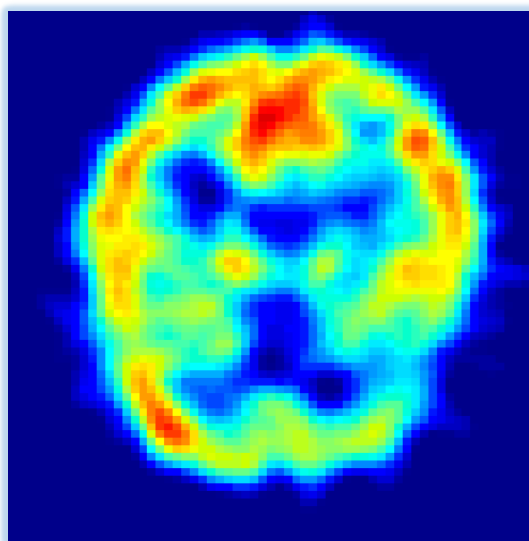


Figura 7-1: SPECT Cerebral estático, corte Axial (Color JET)
Fuente: David Martínez, 2018 - Examen cerebral tomográfico.

1.6 Fundamentos de Imágenes Médicas

Para crear imágenes del cuerpo humano, la ciencia médica utiliza una extensa diversidad de formas de energía capaces de penetrar diferentes tejidos y al mismo tiempo interactuar dentro de los mismos hasta cierto límite. El campo de emisión es modulado por el objeto y medido por un sensor. El resultado final de este proceso siempre produce una distribución de niveles de gris o

tonos de color, la cual representa una imagen capaz de ser visualizada. En cuanto al concepto de calidad de imagen se define dentro del entorno del diagnóstico médico. Así, por ejemplo, desde un punto de vista puramente técnico, el área oscura detrás de una estructura ósea en una imagen de ultrasonido se descarta debido a que corresponde a una distorsión o artefacto de esta imagen. Sin embargo, para el médico esta información tiene valor de diagnóstico. Es decir, técnicamente es posible cuantificar o valorar las características de calidad de una imagen en particular tal como resolución espacial, contraste, ruido y distorsión; pero el valor relativo de estas características está definido por el usuario. El usuario de un sistema de imágenes médicas está solamente interesado en un método para evaluar la calidad de las imágenes generadas por el sistema. Sin embargo, el diseñador necesita además una comparación de las características de transferencia de las distintas etapas que componen el mismo. Las dos características más importantes para evaluar la calidad son la resolución espacial y el contraste de la imagen, las cuales pueden ser derivadas a partir de la función de transferencia de modulación (MTF-Modulation Transfer Function). Por otro lado, existen otros criterios que se utilizan para valorar características como la distorsión y el ruido de la imagen. Existen métodos que pretenden dar una respuesta al problema de la evaluación de la calidad intentando evaluar la percepción de estructuras de muestra predefinidas las cuales pueden ser obtenidas por fantasmas. Estos métodos hacen posible evaluar el sistema de acuerdo a características relevantes para el médico. Las modalidades, tales como Tomografía Computarizada, Resonancia Magnética Nuclear, Ecografía, etc., ya tienen una naturaleza digital. En un sentido amplio, una imagen digital $f(x, y)$ es la representación de una imagen obtenida utilizando diferentes procedimientos: proyecciones radiológicas convencionales (RX), ultrasonografía, tomografía computarizada, o resonancia magnética nuclear. Las coordenadas para la ubicación de estructuras anatómicas son x, y . El valor de $f(x, y)$ de la posición (x, y) es llamado nivel de gris y es un entero no negativo. Dependiendo del procedimiento de digitalización utilizado, los valores de nivel de gris pueden tener los siguientes rangos: 0-255 (8bits), 0-511(9bits), 0-1023 (10bits), 0-2047 (11bits), 0-4095 (12bits). Estos niveles representan propiedades físicas o químicas de las estructuras. Las dimensiones de la imagen se expresan en píxeles, indicando la cantidad de filas y columnas de la imagen. La visualización de las imágenes médicas puede realizarse mediante la impresión de la imagen en una placa radiográfica o en un papel térmico; o bien, visualizarlo en un monitor en forma temporal. (GRAFFIGNA, 2003, pp. 1-2)

1.7 Registro de Imágenes

El paso a la obtención de imágenes mediante el sistema digital se está realizando con gran rapidez, ya que ofrece varias ventajas significativas con respecto a la radiografía convencional. Cuando la exploración se ha completado, las imágenes pueden guardarse en un soporte impreso para poderlas clasificar, transportar y almacenar para su revisión en el futuro. (BUSHONG, 2010, p. 427)

El registro es la determinación de una transformación geométrica de los puntos en una vista de un objeto con los puntos correspondientes en otra vista del mismo objeto o en otro objeto. El término vista incluye imágenes 3D y 2D, las imágenes 3D las obtenemos de modalidades tomográficas como: TAC, RMN, PET, SPECT. Las imágenes 2D se obtienen de proyecciones como en rayos-X ó de cortes individuales como en ultrasonido. En aplicaciones médicas el objetivo de cada vista es una región anatómica. Las dos vistas pueden provenir del mismo paciente lo que constituye un problema de registro intra-paciente, o pueden provenir de distintos pacientes registro inter-paciente. Las entradas para un algoritmo de registro son las dos vistas que se desea registrar, la salida es una transformación geométrica, que mapea los puntos en una vista a los puntos correspondientes en la otra. El registro es adecuado en la medida en que mapea todos los puntos correspondientes. La determinación de un criterio de correspondencia adecuado es específica del dominio de las imágenes, en nuestro caso la anatomía humana. Para que el registro sea útil el mapeo que produce debe poder aplicarse en el diagnóstico y tratamiento clínico. Una aplicación clínica común del registro es la fusión de dos modalidades diferentes, como en este estudio SPECT – TC. (ARAMBULA, 2012, p. 103)

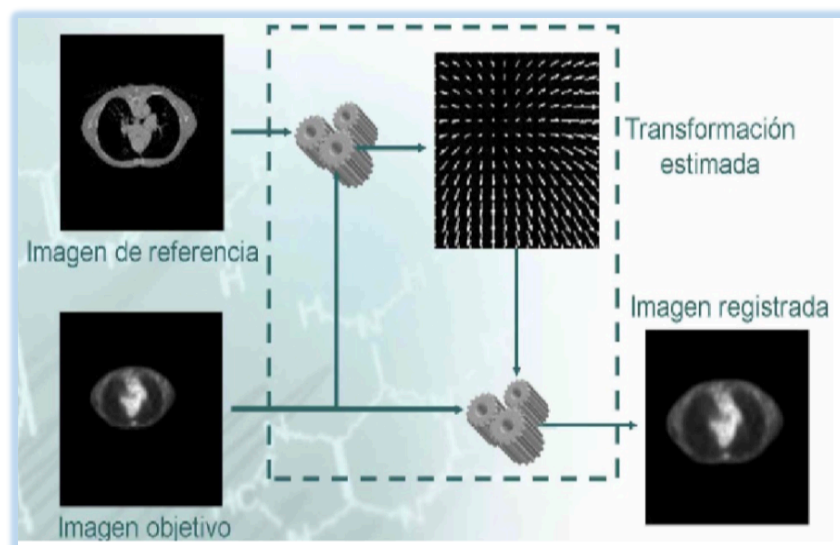


Figura 8-1: Esquema de Registro de Imagen
Fuente: David Martínez 2017

1.7.1 El formato DICOM

Vivimos una época en la que las formas de la información sufren un proceso de digitalización. Las imágenes, por supuesto, no han podido escapar a este proceso. La fotografía, el cine, la televisión, el diseño gráfico e, incluso, el diseño industrial produce miles de imágenes digitales, que son almacenadas en algún soporte físico, enviadas por un medio de transmisión electrónico, presentadas en una pantalla o impresas en papel. Por lo cual, debido a la creciente tendencia hacia

la digitalización en los hospitales, especialmente en el diagnóstico por imagen, y la necesidad de comunicaciones médicas, ha puesto en notoriedad la necesidad de estandarizar los protocolos de comunicación y los formatos de la información. Uno de los estándares más exitosos hasta la fecha es DICOM siglas de Digital Imaging and Communications in Medicine. (CLINIC CLOUD, 2014)

DICOM es un protocolo estándar de comunicación entre sistemas de información y a la vez un formato de almacenamiento de imágenes médicas que aparece como solución a los problemas de interoperabilidad entre tipos de dispositivos. Una imagen médica por sí misma no aporta suficiente información. Para que sea correctamente interpretada es necesario que vaya acompañada de datos del paciente y de la adquisición. Por eso formatos tradicionales como el .jpeg o el .png se quedan cortos. El formato DICOM cuenta con objetos IOD (Information Object Definition), formados por la imagen y su información asociada (Son una representación lógica de objetos del mundo real) y DIMSE (DICOM Message Service Element), operaciones que pueden realizarse sobre un objeto. IOD y DICOM forman SOP, la unidad funcional de DICOM. (CLINIC CLOUD, 2014)

MATLAB y la Caja de herramientas de procesamiento de imágenes proporcionan un acceso fácil a los datos de los archivos DICOM. Acceder a datos en archivos DICOM se vuelve tan fácil como trabajar con imágenes TIFF o JPEG. En imágenes médicas, un paciente está sujeto a un estudio de imágenes, que puede contener múltiples series de imágenes. Cada serie se realiza en una sola modalidad, como un dispositivo de MR, TC o de rayos X, y puede tener múltiples imágenes relacionadas. Supongamos que tenemos un estudio que consiste en una serie de 20 imágenes cerebrales transversales de MRI y queremos leerlas en MATLAB, Supongamos que sabemos que cada imagen es 256 por 256 y contiene datos firmados de 16 bits. Podemos leer la serie con el siguiente código:

```
% Asigna previamente la matriz de imágenes de 256x256 por 1 por 20.
X = repmat(int16(0), [256 256 1 20]);
% Lee la serie de imágenes.
for p=1:20
    filename = sprintf('brain_%03d.dcm', p);
    X(:,:,1,p) = dicomread(filename);
end
% Muestra la pila de imágenes.
montage(X, [])
```

Después de ejecutar este código, el espacio de trabajo de MATLAB contiene una matriz 4-D con los datos de la imagen, y aparece un gráfico de las divisiones MR.

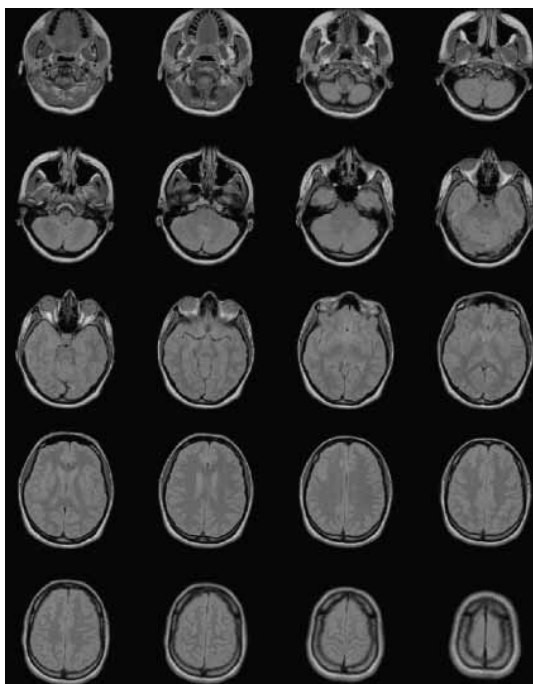


Figura 9-1: Gráfico de las divisiones MR
Fuente: Jeff Mather, MathWorks, 2015

La Caja de herramientas de procesamiento de imágenes mediante la función `dicominfo` devuelve los metadatos de un archivo DICOM. (Ver Figura 1.12). El nombre de los archivos aparece con la extensión 'dcm'. En MATLAB existen una serie de funciones que permiten tratar con imágenes en formato DICOM, como por ejemplo la función `dicomread` que permite leer la imagen, la función `dicomwrite` que genera una imagen en formato DICOM, o la función `dicominfo` que muestra la información contenida en la cabecera.

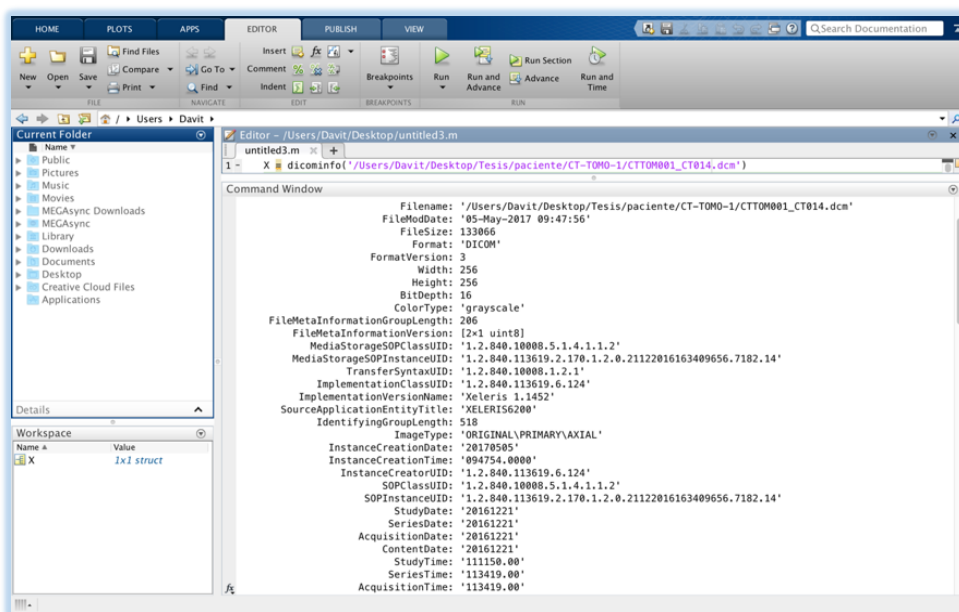


Figura 10-1: Salida por pantalla de la función `dicominfo` de MATLAB
Fuente: David Martínez, 2017 - Matlab 2016

1.8 Fusión de Imágenes

La fusión de imágenes es la técnica de combinar varias imágenes de fuentes multimodales con su respectiva información complementaria para formar una nueva imagen, que incluye todas las características comunes y adicionales de las imágenes individuales. Con los recientes desarrollos rápidos en el dominio de las tecnologías de imágenes, los sistemas multisensoriales se han convertido en una realidad en amplios campos como la teledetección, las imágenes médicas, la visión artificial y las aplicaciones militares. La fusión de imágenes proporciona una forma efectiva de reducir este volumen creciente de información al extraer toda la información útil de las imágenes de origen. La fusión de imágenes proporciona un método eficaz para permitir la comparación y el análisis de datos de un multisensor con información complementaria sobre la región en cuestión. La fusión de imágenes crea nuevas imágenes que son más adecuadas para la percepción humano / máquina y para otras tareas de procesamiento de imágenes como la segmentación, la detección de objetos o el reconocimiento de objetivos en aplicaciones tales como la detección remota y las imágenes médicas. (PATEL, 2017, p. 1002)

El sistema médico está bajo muchos factores de presión para ofrecer los más altos servicios de manera eficiente. Para brindar un soporte real para el diagnóstico, las imágenes deben procesarse con diferentes algoritmos, para una mejor precisión. Una fusión basada en transformadas tiene algunas ventajas sobre otros métodos simples, como la compactación de energía, características reducidas, etc. Los coeficientes de transformación son representativos de los píxeles de la imagen. Las investigaciones clínicas se basan cada vez más en imágenes médicas y los médicos se enfrentan a menudo con la dificultad de integrar la gran cantidad de datos. Los especialistas deben visualizar y comparar imágenes de diferentes modalidades médicas y correlacionar la información observada con los datos clínicos y auxiliares. Una fusión de imágenes multimodal puede ser muy útil para aplicaciones clínicas como el diagnóstico, la modelización del cuerpo humano o la planificación del tratamiento. La fusión de imágenes tomadas a diferentes resoluciones, intensidad y por diferentes técnicas ayuda a los médicos a extraer las características que pueden no ser normalmente visibles en una sola imagen por diferentes modalidades. El uso de fusión en radioterapia y cirugía de cráneo. Aquí, la información proporcionada por una Tomografía Computarizada de Emisión Monofotónica (SPECT) y la tomografía computarizada (TC) de rayos X es complementaria. La TC proporciona la mejor información sobre el tejido más denso y la SPECT ofrece la mejor información sobre los tejidos blandos. Los tejidos blandos normales y patológicos se visualizan mejor mediante SPECT, mientras que la estructura del hueso tisular se visualiza mejor mediante TC. La imagen compuesta, no solo proporciona información sobresaliente de ambas imágenes simultáneamente, sino que también revela la posición relativa de los tejidos blandos con respecto a la estructura ósea. La fusión de imágenes tomadas a

diferentes resoluciones, intensidad y por diferentes técnicas ayuda a los médicos a extraer las características que pueden no ser normalmente visibles en una sola imagen por diferentes modalidades. Este trabajo tiene como objetivo la fusión de imágenes registradas de TC y SPECT. (SINGH, 2014, p. 7350)

Los algoritmos de fusión de imágenes se pueden clasificar en diferentes niveles: bajo, medio y alto; o pixel, función y niveles simbólicos. El método de nivel de píxel funciona en el dominio espacial o en el dominio de transformación. El requisito previo para tal operación es que las imágenes hayan sido adquiridas por sensores homogéneos, de modo que las imágenes reproduzcan propiedades físicas similares o comparables de la escena. Las técnicas de fusión píxel por píxel incluyen operaciones aritméticas básicas, operaciones lógicas y operaciones probabilísticas, así como operaciones matemáticas ligeramente más complicadas. Los valores de imagen incluyen niveles de grises de píxeles, valores de mapa de características y etiquetas de mapa de decisiones. Los métodos de fusión, como promediar, el análisis de componentes principales (PCA) y los métodos basados en descomposición piramidal, caen bajo los enfoques de dominio espacial. Los algoritmos de nivel de característica normalmente segmentan la imagen en regiones contiguas y fusionan las regiones utilizando sus propiedades. Las características utilizadas pueden calcularse por separado de cada imagen o pueden obtenerse mediante el procesamiento simultáneo de todas las imágenes. En los últimos años, el estudio de la fusión de imágenes médicas multimodales atrae mucha atención con el aumento de la demanda de aplicaciones clínicas. El plan de radioterapia, por ejemplo, a menudo se beneficia de la información complementaria en imágenes de diferentes modalidades. El cálculo de la dosis se basa en los datos de la tomografía computarizada (TC), mientras que el trazado del tumor a menudo se realiza mejor en la Tomografía Computarizada de Emisión Monofotónica (SPECT). Para diagnóstico médico, un TC proporciona la mejor información sobre tejido más denso con menos distorsión, un SPECT proporciona mejor información sobre tejido blando con más distorsión. La idea de combinar imágenes de diferentes modalidades se vuelve muy importante y la fusión de imágenes médicas se ha fusionado como un nuevo y prometedor campo de investigación. (SINGH, 2014, p. 7350). Cualquier información tiene sentido solo cuando es capaz de transmitir el contenido. La claridad de la información es importante. La fusión de imágenes es un mecanismo para mejorar la calidad de la información de un conjunto de imágenes. Mediante el proceso de fusión de imágenes, la buena información de cada una de las imágenes dadas se fusiona para formar una imagen resultante cuya calidad es superior a cualquiera de las imágenes de entrada. Esto se logra aplicando una secuencia de operadores en las imágenes que haría prominente la buena información en cada una de las imágenes. La imagen resultante se forma combinando dicha información ampliada de las imágenes de entrada en una única imagen. Las diferentes modalidades se pueden fusionar usando la regla de Fusión. La regla de selección de

Fusión incluye elegir las características principales de las imágenes de entrada. Los valores absolutos más altos de los coeficientes los cuales corresponden a características como los bordes o las singularidades. La fusión de imágenes encuentra su aplicación en una amplia gama de áreas. Se usa para diagnóstico y tratamiento médico. Las imágenes de un paciente en diferentes formatos de datos pueden fusionarse. Estas formas pueden incluir imágenes de resonancia magnética (MRI), tomografía computarizada (TC), tomografía por emisión de positrones (PET) y Tomografía Computarizada de Emisión Monofotónica (SPECT). En radiología y radiación oncológica, estas imágenes tienen diferentes propósitos. Por ejemplo, las imágenes de TC se utilizan con más frecuencia para determinar las diferencias en la densidad del tejido, mientras que las imágenes de SPECT se utilizan generalmente para diagnosticar tumores cerebrales. La fusión de imágenes también se utiliza en el campo de la teledetección, donde las imágenes multivariadas como imágenes térmicas, imágenes IR, imágenes UV, imágenes ópticas ordinarias, etc. pueden fusionarse para obtener una mejor imagen de un satélite. (MOHINDRU, 2014, p. 11579)

1.9 Dosimetría de Radiación Interna

La absorción de energía de la radiación ionizante puede dañar los tejidos vivos. Esto se usa como ventaja en la terapia con radionúclidos, pero es una limitación para las aplicaciones de diagnóstico porque es un peligro potencial para el paciente. En cualquier caso, es necesario analizar cuantitativamente la distribución de energía en los tejidos corporales para garantizar una prescripción terapéutica precisa o para evaluar los riesgos potenciales. La radiobiología se encarga del estudio de los efectos de la radiación en organismos vivos. Uno de los factores más importantes a considerar en la evaluación de los efectos de la radiación en un órgano es la cantidad de energía de radiación depositada en ese órgano. Hay dos métodos generales mediante los cuales se pueden realizar estos cálculos: el método clásico y el método de fracción absorbida. Aunque el método clásico es algo más simple, y los resultados por los dos métodos no son muy diferentes, el método de fracción absorbida, también conocido generalmente como el método MIRD, después de la evaluación del Comité de dosis de radiación interna médica de la Sociedad de Medicina Nuclear, llega a la conclusión que es más versátil y brinda resultados más precisos. Por lo tanto, ha ganado una amplia aceptación como el método estándar para realizar cálculos de dosimetría interna. (CHERRY, et al., 2012, p. 407)

1.9.1 Método simple

La dosis de radiación (D), se refiere a la cantidad de energía de radiación depositada en un tejido corporal que actúa como absorbente por gramo de material. La unidad básica de la dosis de radiación es el gray, abreviado Gy. Un gray es equivalente a la absorción de un Julio (J) de energía

por un kilogramo de masa de material irradiado. La dosis equivalente (H_T), es una cantidad que tiene en cuenta el daño biológico relativo causado por la radiación que interactúa con un tejido u órgano particular. El daño tisular depende del tipo y la energía de la radiación, y cómo exactamente la radiación deposita su energía en el tejido. Por ejemplo, una partícula α tiene un corto alcance en el tejido y deposita toda su energía en una región muy localizada. Por el contrario, los rayos γ y los electrones depositan su energía en un área más amplia. Para radiaciones de interés en medicina nuclear (rayos γ , rayos X, electrones y positrones) el factor de ponderación de radiación es igual a 1. Por lo tanto, la dosis equivalente en Sv (o rem) es numéricamente igual a la dosis absorbida en Gy (o rads). (CHERRY, et al., 2012, p. 407)

1.9.2 Método MIRD (Método de Fracción Absorbida)

El método de dosimetría de fracción absorbida permite calcular la dosis de radiación administrada a un órgano blanco a partir de la radioactividad contenida en uno o más órganos fuente en el cuerpo. La fuente y el objetivo pueden ser el mismo órgano y, de hecho, frecuentemente el contribuyente más importante a la dosis de radiación es la radioactividad contenida en el propio órgano blanco. En general, los órganos que no sean el órgano blanco se consideran órganos fuente si contienen concentraciones de radioactividad que exceden la concentración promedio en el cuerpo. El procedimiento general para calcular la dosis de radiación a un órgano blanco a partir de la radioactividad en un órgano fuente es un proceso de tres pasos:

1. Se determina la cantidad de actividad y el tiempo dedicado por la radioactividad en el órgano fuente. Obviamente, cuanto mayor es la actividad y cuanto mayor es el tiempo que está presente, mayor es la dosis de radiación administrada.
2. Se calcula la cantidad total de energía de radiación emitida por la radioactividad en el órgano fuente. Esto depende principalmente de la energía de las emisiones de radionúclidos y su frecuencia de emisión (número por desintegración).
3. Se determina la fracción de energía emitida por el órgano fuente que es absorbida por el órgano objetivo. Esto depende del tipo y la energía de las emisiones (características de absorción en los tejidos del cuerpo) y de las relaciones anatómicas entre los órganos fuente y objetivo (tamaño, forma y distancia entre ellos).

Cada uno de estos pasos implica ciertas dificultades. El paso 2 implica las características físicas del radionúclido, que generalmente se conocen con precisión. El paso 3 involucra la anatomía del paciente, que puede ser bastante diferente de un paciente a otro. El paso 1 es quizás el más

problemático. Los datos sobre la distribución de radiofármacos que están disponibles generalmente se obtienen a partir de estudios en un número relativamente pequeño de seres humanos o animales. (CHERRY, et al., 2012, pp. 408 - 409)

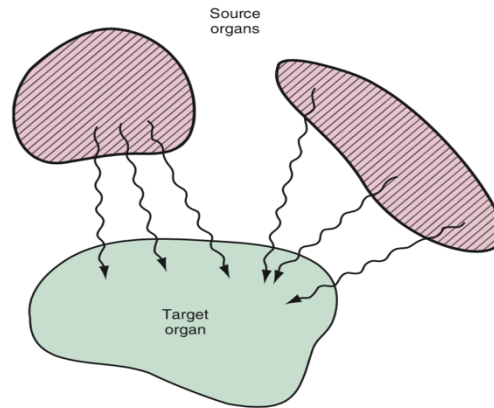


Figura 11-1: Esquema de radiación emitida por un órgano fuente hacia un órgano objetivo.
Fuente: (CHERRY, et al., 2012, p. 409)

Existen variaciones en el metabolismo y distribución de radionúclidos entre los seres humanos, especialmente en diferentes estados de enfermedad. Además, la distribución de la radioactividad dentro de un órgano puede ser o no homogénea, lo que conduce a nuevas incertidumbres en la especificación de dosis para ese órgano. Debido a estas complicaciones y variables, los cálculos de dosis de radiación se hacen para modelos anatómicos que incorporan tamaños y formas anatómicas "promedio". Las dosis de radiación que se calculan son valores promedio de (D) para los órganos en este modelo anatómico. Se hace una excepción cuando uno está específicamente interesado en una dosis superficial a un órgano de la actividad contenida dentro de ese órgano, por ejemplo, la dosis a la pared de la vejiga que resulta del contenido de la vejiga, se considera que tiene un valor de la mitad de la dosis promedio para el órgano objetivo, en este caso, el contenido de la vejiga. (CHERRY, et al., 2012, p. 410)

A pesar de los modelos matemáticos utilizados en el modelo de fracción absorbida, los resultados obtenidos son solo estimaciones de valores promedio. Por lo tanto, deben usarse solo con fines de guía para evaluar los posibles efectos de la radiación en un paciente. Los modelos de fantomas utilizados durante muchos años fueron el Cristy y Eckerman, publicados por el comité MIRD de la Society of Nuclear Medical, desarrollaron posteriormente una serie de modelos que representaban recién nacidos, niños de 1 año, niños de 5 años y 10 años, jóvenes de 15 años y adultos.

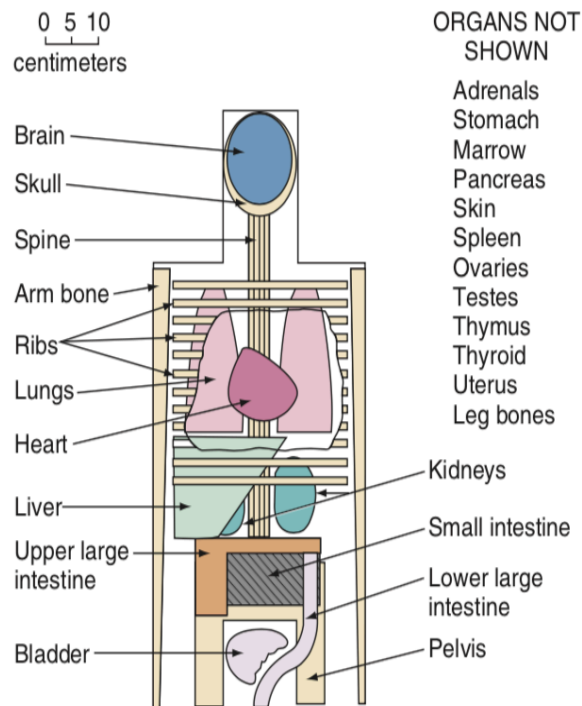


Figura 12-1: Fantoma utilizado para los cálculos y tablas de dosis MIRD.
Fuente: (CHERRY, et al., 2012, p. 409)

Para el fantoma de Ekerman en su modelo masculino adulto, la mayoría de los valores para la fracción absorbida (ϕ) son similares al modelo desarrollado originalmente por el comité MIRD, sin embargo, también existen algunas diferencias significativas, como en la masa para la médula ósea. En consecuencia, los modelos Cristy y Eckerman ahora han reemplazado al modelo MIRD anterior. Los cálculos de la fracción absorbida (ϕ) son complejos, y las tablas son bastante largas para las radiaciones "penetrantes" (fotones con energía ≥ 10 keV) debido a la dependencia energética de la atenuación y absorción del fotón; sin embargo, la situación es más simple para las radiaciones no penetrantes (fotones con energía < 10 keV), por lo que se puede suponer que toda la energía emitida se "absorbe localmente", es decir, dentro del órgano fuente mismo. Para estas emisiones, $\phi = 1$ cuando el objetivo y la fuente son el mismo órgano, $\phi = 0$ de otra manera. En los cálculos de dosimetría, es útil sumar las constantes de dosis absorbidas en equilibrio para las radiaciones no penetrantes y tratarlas como un parámetro único, porque las fracciones absorbidas para todas estas emisiones son iguales. Los cálculos de la dosis de radiación para las radiaciones penetrantes pueden ser bastante tediosos, especialmente cuando existen múltiples emisiones para tener en cuenta. El problema ha sido simplificado por la introducción de la Dosis media por actividad acumulada (S), conocido también como factor de dosis (DF). (CHERRY, et al., 2012, p. 415)

La cantidad S tiene unidades de Gy / Bq.seg. Se ha calculado para diferentes pares de órganos fuente-objetivo para una amplia variedad de radionucleidos de interés en medicina nuclear. Las

tablas Tc99m, Yodo 131, Flúor 18 (Ver Anexo) presentan valores de S para 99mTc, 131I y 18F, respectivamente. Dados los valores de S y la actividad acumulada (A), la dosis promedio para un órgano viene dada por la ecuación $D = S \times A$. Cuando se representan situaciones simplificadas en las que solo participan unos pocos órganos y donde las actividades acumuladas de los órganos son relativamente fáciles de estimar, se puede realizar un cálculo con error mínimo. En muchos casos, los cálculos son más complicados, con curvas complejas de tiempo-actividad y una distribución más amplia del radiofármaco entre los diferentes órganos. Para facilitar los cálculos de dosimetría, se ha desarrollado una aplicación en MATLAB para calcular la dosis absorbida en órganos principales a partir de radionúclidos comúnmente empleados utilizando los datos de los fantasmas Cristy y Eckerman de anatomía humana. Esto simplifica en gran medida los cálculos de la dosis, aunque todavía es necesario proporcionar los datos de actividad acumulada para cada órgano. (CHERRY, et al., 2012, p. 415)

1.9.3 Coeficiente de atenuación

El coeficiente de atenuación lineal de la radiación de una determinada longitud de onda es propio de cada material, pero varía con su estado físico. De ese modo, el valor de este coeficiente para el hielo no es el mismo que para el agua o para el vapor de agua. Con el fin de soslayar este problema, se suele utilizar el coeficiente de atenuación másico, μ , que no es sino el coeficiente de atenuación lineal del material dividido entre su densidad. (GOMEZ, 2004, p. 161)

CAPITULO II

2 ALGORITMOS

2.1 Algoritmos de Fusión

La Fusión de Imágenes es un proceso de combinación de la información relevante de un conjunto de imágenes, en una sola imagen, donde la imagen fusionada resultante será más informativa y completa que cualquiera de las imágenes de entrada. En este documento se implementa tres categorías de algoritmos de fusión de imágenes: los algoritmos básicos de fusión, los algoritmos basados en pirámides y los algoritmos básicos mediante la transformada wavelet, desarrollados mediante distintos algoritmos en el entorno GUI (Interfaz Gráfica) en MATLAB, los mismo que pueden ser utilizados para diagnóstico cerebral, pélvico, pulmonar, renal, etc. Los códigos de programación de los algoritmos en MATLAB se encuentran completos en el Anexo al final de este documento.

El trabajo de investigación en el apartado de fusión de imágenes se ha centrado en la en las siguientes tres etapas: Fusión Simple de Imágenes, Fusión basada en la Descomposición Piramidal, Fusión basada en la transformada discreta de Wavelet. Las imágenes utilizadas para la demostración de visualización de los diferentes tipos de fusión son cortes cerebrales axiales.

Los esquemas de fusión antiguos realizan la fusión directamente en las imágenes de origen. Esto incluiría operaciones como promediar, sumar, restar y omisión de las intensidades de píxeles de las imágenes de entrada que se fusionarán. Estos métodos a menudo tienen efectos secundarios graves, como la reducción del contraste de la imagen, pero estos métodos son buenos para ciertos casos particulares en los que las imágenes de entrada tienen un alto brillo y un alto contraste. Los métodos de fusión antiguos considerados fueron:

- ✓ Promedio Simple
- ✓ Valor Máximo
- ✓ Valor Mínimo
- ✓ Análisis de Componentes Principales (PCA)

Para el apartado de la transformada piramidal se genera la imagen fusionada a partir de las transformaciones de la pirámide de las imágenes fuente, y luego la imagen fusionada se obtiene

tomando la transformada inversa de la pirámide. La transformada de pirámide podría proporcionar información sobre los cambios bruscos de contraste, a los que el sistema visual humano es particularmente sensible y también podría proporcionar localización de dominio espacial y de frecuencia. Los métodos de fusión de pirámide considerados fueron:

- ✓ Pirámide Gaussiana
- ✓ Pirámide Laplaciana
- ✓ Pirámide de Contraste
- ✓ Pirámide Morfológica

Las transformadas de Wavelet pueden tomarse como un tipo especial de descomposición de pirámides. Conserva la mayoría de las ventajas para la fusión de imágenes, pero tiene un soporte teórico mucho más completo. Los métodos de transformación wavelet considerados son:

- ✓ Transformada discreta de wavelets DWT
- ✓ Método de wavelets invariante a traslaciones SIDWT

En primer lugar, se procede a leer las imágenes de entrada haciendo uso de la función `dicomread`, para a continuación convertir los coeficientes de la imagen al tipo de dato que se requiere, doble en este caso, y normalizar toda la matriz, pasando todos los valores a positivo y acotándolos entre 0 y 255. En la figura 2.2 se muestran un SPECT y un TC cerebral respectivamente, siendo el objetivo conseguir una imagen fusionada con la máxima calidad posible.

```
function handles = AbirImagen(handles,OneOrTwo)
[filename, pathname] = uigetfile({'*.dcm','Imagen (*.dcm)'},...
 'Seleccione una Imagen','../..'); %Abre un Directorio
if ~isequal(filename,0)
    im=dicomread(fullfile(pathname, filename)); % Lee Archivo Dicom
    im=imresize(im,[512 512]); % Rescala la Imagen
    im=double(im); % Normaliza la Matriz
    im=im-min(im(:)); % Acota los valores en 0 y 255
    im=im/max(im(:))*255;
% Se ubica las imagenes en cada axes SPECT y TC respectivamente
    if (OneOrTwo==1)
        handles.Image1=im;
        axes(handles.Image1Axes);
        imshow(handles.Image1,[]);%Muestra la Imagen en el Axes
    else
        handles.Image2=im;
        axes(handles.Image2Axes);
        imshow(handles.Image2,[]);
    end
end
```

Una forma de representar la acotación de los valores de la imagen se muestra en la figura 2.1, donde se tiene valores comprendidos entre 0 y 255, dependiendo de la escala de grises. Previamente normalizando los valores con el comando double, el cual coloca al 255 para la tonalidad blanca y 0 para la tonalidad negra.

255	255	254	255	255	255	255	254	255	255
255	244	254	255	255	255	255	254	244	255
236	223	254	255	255	255	255	254	225	234
184	200	232	247	252	252	247	233	202	182
131	163	190	206	214	214	207	191	164	128
103	116	142	157	165	165	158	143	117	99
134	78	91	104	111	111	105	92	78	129
214	76	75	75	76	76	75	75	76	210
255	177	76	75	75	75	75	76	172	255
255	255	214	133	95	95	132	211	255	255

Figura 1-2: Esquema de Valores Acotados entre 0 – 255
Fuente: David Martínez, 2018

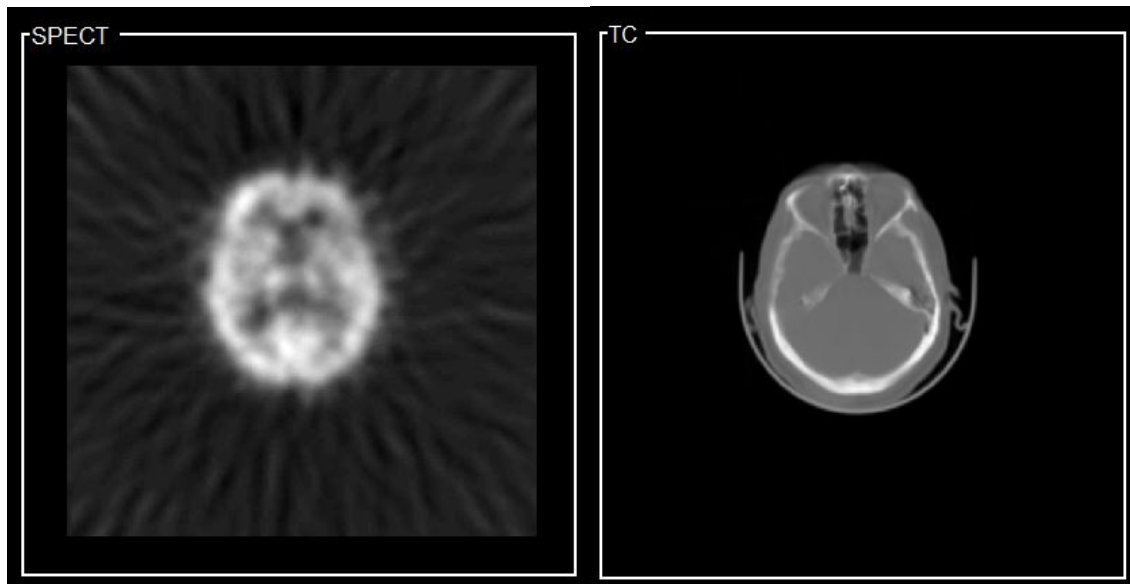


Figura 2-2: Imágenes originales utilizadas en el proceso de fusión
Fuente: David Martínez, 2018 (izq.) SPECT (der.) TC

2.1.1 Fusión Simple de Imágenes

2.1.1.1 Promedio Simple

Esta técnica es probablemente una de las técnicas de fusión más simples y consiste en encontrar el valor promedio de intensidad de las imágenes de entrada. Por ejemplo, en el caso de dos imágenes, el valor del píxel P (i, j) de cada una de las imágenes es tomado, sumado y luego dividido por 2. El resultado de dicha división es asignado al correspondiente píxel de la imagen de salida fusionada. La ecuación (1) muestra la operación general de esta técnica, donde F es la imagen resultante, I_k son las imágenes de entrada y k es el número de imágenes de entrada. (CHAMACHE, 2016, p. 11)

$$F(i, j) = \frac{1}{k} \sum_{k=1}^k I_k(i, j) \quad (1)$$

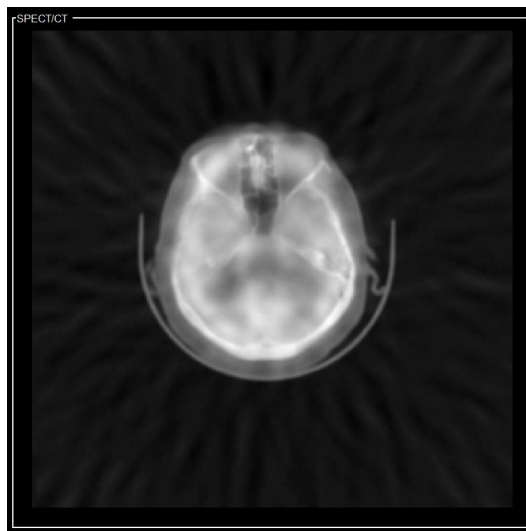


Figura 3-2: Fusión SPECT/TC - Promedio Simple.
Fuente: David Martínez, 2018

2.1.1.2 Valor Máximo

En esta técnica la imagen resultante se obtiene seleccionando el valor de intensidad máximo correspondiente a ambas imágenes, esto debido a que las regiones de las imágenes que se encuentran enfocadas tienden a tener píxeles de mayor intensidad. La figura 2.4 muestra el resultado de la fusión mediante la técnica de valor máximo aplicada sobre las imágenes de la figura 2.2. (CHAMACHE, 2016, p. 12)

$$F(i, j) = \text{MAX}\{I_1(i, j)I_2(i, j)\} \quad (2)$$

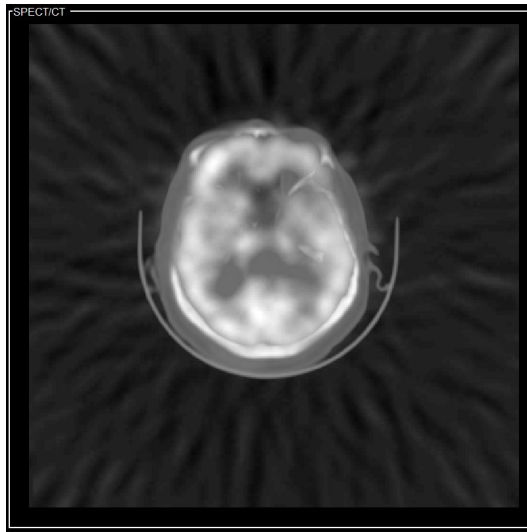


Figura 4-2: Fusión SPECT/TC - Valor Máximo.
Fuente: David Martínez, 2018

2.1.1.3 Valor Mínimo

En esta técnica la imagen resultante se obtiene seleccionando el valor de intensidad mínimo correspondiente a ambas imágenes a fusionar. En la Figura 2.5 se observa el resultado de aplicar esta técnica sobre las imágenes a fusionar de la figura 2.2. (CHAMACHE, 2016, p. 13)

$$F(i, j) = \text{MIN}\{I_1(i, j)I_2(i, j)\} \quad (3)$$



Figura 5-2: Fusión SPECT/TC - Valor Mínimo.
Fuente: David Martínez, 2018

2.1.1.4 Análisis de Componentes Principales (PCA)

En esta técnica se transforma un número de variables correlacionadas en un número de variables no correlacionadas llamadas componentes principales. El primer componente principal es la varianza de mayor tamaño, el segundo componente principal es la segunda varianza de mayor valor y así sucesivamente. De esta forma se tiene un conjunto de imágenes para ser fusionadas y organizadas en vectores de dos columnas, luego se debe calcular la matriz de covarianza del vector de dos columnas. Posteriormente, se calculan los autovalores (D) y autovectores (V) de la covarianza resultante. Tanto D como V tienen una dimensión de 2x2, luego del cálculo se procede a ordenar V de forma decreciente con el fin de ubicar los valores más altos en la primera columna. (CHAMACHE, 2016, p. 13)

La imagen fusionada sigue la siguiente ecuación:

$$F(i, j) = P_1 I_1 + P_2 I_2 \quad (4)$$

Donde I_1 e I_2 son las imágenes fuente, mientras que P_1 y P_2 son los componentes normalizados y se calculan de la siguiente manera:

$$P_1 = \frac{V(1)}{\sum_i V} \text{ y } P_2 = \frac{V(2)}{\sum_i V} \quad (5)$$

donde V (1) y V (2) corresponden a los valores de la primera columna luego de que se ordene V de forma decreciente. La figura 2.6 muestra el resultado de la fusión mediante la técnica PCA.

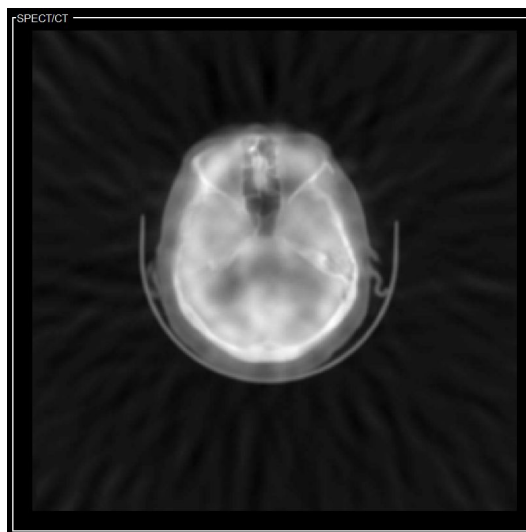


Figura 6-2: Fusión SPECT/TC - PCA.
Fuente: David Martínez, 2018

2.1.2 Fusión Basada en Descomposición Piramidal

En esta técnica la imagen original es el resultado de la unión de un grupo de imágenes que se encuentran a distintas escalas. Este tipo de transformación posee las siguientes fases:

- ✓ Descomposición.
- ✓ Generación de la imagen fusionada para la recomposición
- ✓ Recomposición.

La fase de descomposición es el proceso por el cual se genera una pirámide en base a una imagen original dada de forma que cada nivel de la pirámide es el resultado de una transformación realizada sobre la imagen del nivel anterior. Estas transformaciones, en líneas generales, consisten en que las imágenes de entrada pasan a través de un filtro, lineal o morfológico dependiendo del tipo de pirámide que se va a construir, luego se submuestran, normalmente a la mitad de su tamaño, de forma que estos resultados se convierten en entradas para el siguiente nivel. Estas transformaciones se repiten N veces, donde N es el número de niveles que tendrá la pirámide final. La siguiente fase, consiste en aplicar la técnica de fusión correspondiente en el nivel de descomposición N . Con la imagen fusionada en este nivel, se aplica un proceso de recomposición para obtener la imagen final fusionada al mismo nivel de resolución que las originales. En la fase de recomposición, se realiza un sobremuestreo de la imagen para luego ser combinada con la imagen del nivel inferior y así N veces, donde N es el mismo número de niveles utilizados en la descomposición. (CHAMACHE, 2016, pp. 14-15)

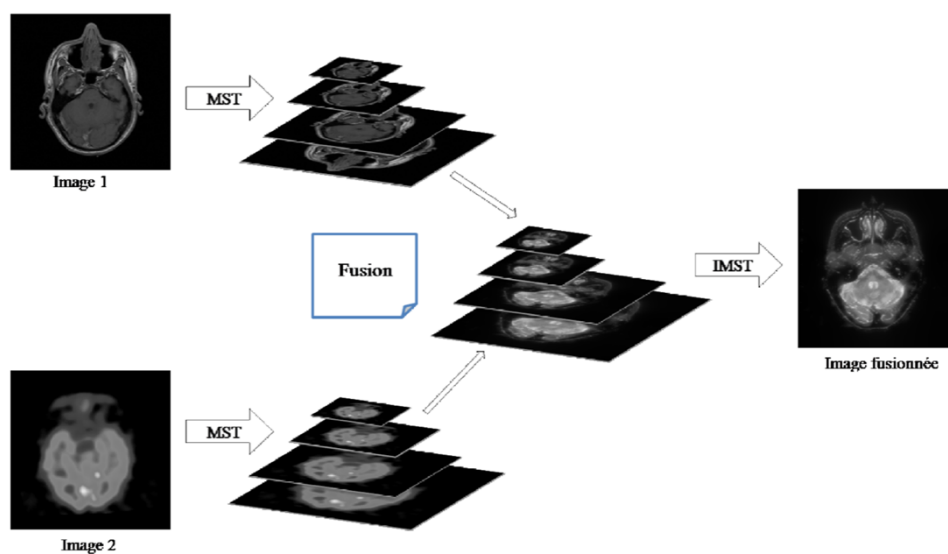


Figura 7-2: Diagrama de fusión de imágenes por descomposición Piramidal
Fuente: David Martínez, 2018

2.1.2.1 Pirámide Gaussiana

Esta pirámide es la base para el trabajo con otros tipos de pirámides y consiste en pasar la imagen original g_0 a través de un filtro paso-bajo y obtener así una imagen g_1 , que se considera como una versión reducida de la imagen original g_0 . Repitiendo los mismos pasos se obtiene g_2 como una versión reducida de g_1 y así sucesivamente. La función que genera el siguiente nivel de la pirámide es llamada REDUCE, debido a que la imagen de un nivel tiene una resolución menor al del nivel anterior, por lo cual se tiene:

$$g_k = REDUCE(g_{k-1}) \quad (6)$$

$$g_k = \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 w(m, n) g_{k-1}(2i + 2m, 2j + n) \quad (7)$$

Donde $w(m, n)$ es la función de pesos, la cual debe cumplir ciertas restricciones. Para simplicidad se hace w separable, de tal manera que se tiene:

$$w(m, n) = \hat{w}(m)\hat{w}(n) \quad (8)$$

donde $w(m)$ es normalizada y simétrica:

$$\sum_{m=-2}^2 \hat{w}(m) = 1 \quad (9)$$

$$\hat{w}(i) = \hat{w}(-i) \quad \text{para } i = 0, 1, 2. \quad (10)$$

Una restricción adicional establece que todos los nodos en un determinado nivel deben contribuir con el mismo peso total ($= 1/4$) a los nodos del nivel inmediatamente superior. Estas tres restricciones se cumplen cuando:

$$\hat{w}(0) = a$$

$$\hat{w}(-1) = \hat{w}(1) = \frac{1}{4}$$

$$\hat{w}(-2) = \hat{w}(2) = \frac{1}{4} - \frac{a}{2}$$

donde el coeficiente a se elige en el intervalo $[0.3, 0.6]$. Para obtener la imagen, en The Laplacian Pyramid as a Compact Image Code , desarrollada por PETER J. BURT se define una función EXPAND, definida según las ecuaciones (11) y (12) (BURT, 1983, pp. 538-539)

$$g_{l,0} = g_l \tag{11}$$

$$g_{l,n} = \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 w(m,n) g_{l,n-1} \left(\frac{i-m}{2}, \frac{j-n}{2} \right) \tag{12}$$

Si se aplica la función EXPAND l veces a la imagen g_l , obtenemos $g_{l,l}$, la cual tiene el mismo tamaño que la imagen original g_0 . La figura 2.9 muestra la descomposición mediante la pirámide gaussiana al cuarto nivel aplicada sobre una de las imágenes de la figura 2.2

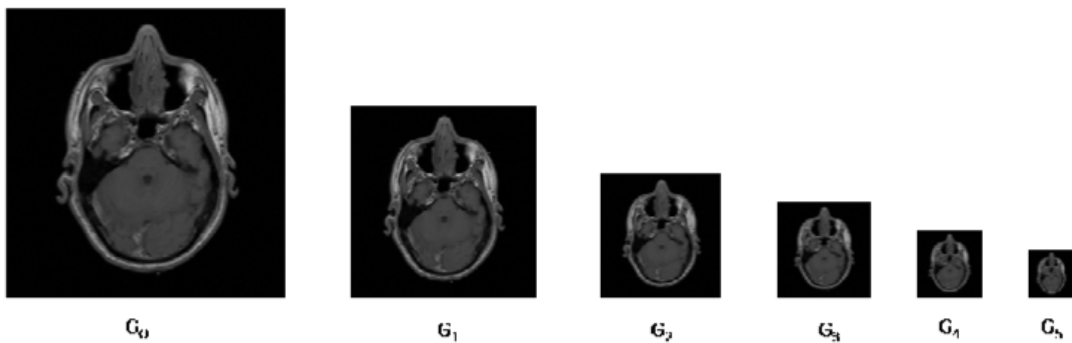


Figura 8-2: Esquema de la Operación REDUCE y EXPAND
Fuente: David Martínez, 2018

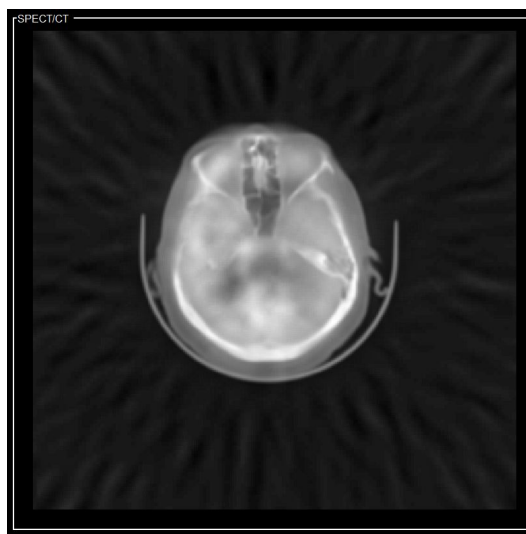


Figura 9-2: Fusión SPECT/TC - Pirámide Gaussiana
Fuente: David Martínez, 2018 – Nivel de Descomposición 1

2.1.2.2 Pirámide Laplaciana

La representación de la pirámide laplaciana se introdujo en 1983 (BURT, 1983). Esta técnica está basada en la obtención de una secuencia de imágenes error L_1, L_2, \dots, L_N . Cada una de estas imágenes es la diferencia entre dos niveles de la pirámide gaussiana. Para $0 \leq l \leq N$, se tiene:

$$L_l = g_l - g_{l+1,1} \quad (13)$$

Mientras que la pirámide gaussiana es vista como un conjunto de copias de la imagen original que han sido filtradas con un filtro paso-bajo, en la pirámide laplaciana estas copias son filtradas por un filtro paso-banda. Para recuperar la imagen original, se vuelve a utilizar la función EXPAND y la suma de todos los niveles de la pirámide laplaciana.

$$g_0 = \sum_{l=0}^N L_{l,1} \quad (14)$$

El procedimiento consiste en usar la función de expandir con el nivel más alto (L_N) y luego sumarlo al nivel inferior (L_{N-1}), se vuelve a utilizar la función expand con la imagen resultante de esta suma y ese resultado se suma con el nivel inferior (L_{N-2}) y así sucesivamente hasta llegar al nivel 0, donde se encuentra la imagen base g_0 .

$$g_l = L_l + EXPAND(g_{l+1}) \quad (15)$$

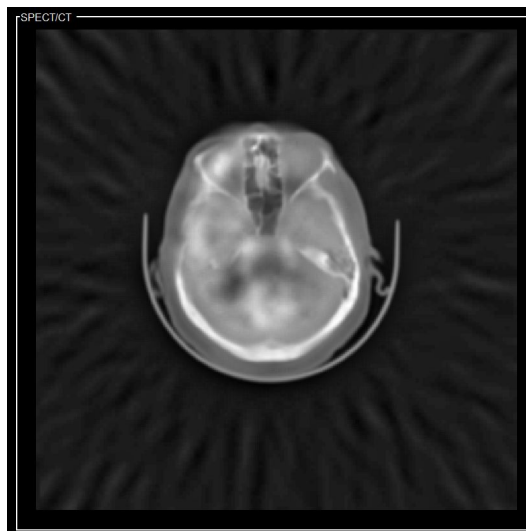


Figura 10-2: Fusión SPECT/TC - Pirámide Laplaciana
Fuente: David Martínez, 2018 - Nivel de Descomposición 1.

2.1.2.3 Pirámide del Contraste

Esta técnica se deriva de la técnica de pirámide laplaciana propuesta en "The Laplacian Pyramid as a Compact Image Code", desarrollada por PETER J. BURT. Por lo cual el primer paso para la construcción de la pirámide de contraste es generar la construcción de la pirámide gaussiana, para lo cual se recurre a la ecuación (7). Luego de ello, se debe construir la componente de baja frecuencia. Este proceso se expresa mediante la siguiente ecuación:

$$E_k(i, j) = 4 \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 w(m, n) g_{k+1}(2i + 2m, 2j + n) \quad (16)$$

Donde E representa la imagen de los componentes de baja frecuencia y w(m, n) los pesos asociados a cada nivel de descomposición representado por g_{k+1} . Tras lo cual se procede a completar la construcción de la pirámide de contraste, el proceso es descrito por la siguiente ecuación:

$$C_k(i, j) = G_k(i, j) / (E_k(i, j) - U(i, j)) \quad \text{para } k = 0, \dots, N - 1 \quad (17)$$

donde C_k es la capa k de la pirámide contraste, U (i, j) es una matriz unidad con la misma resolución que las imágenes originales a fusionar y G_k es el nivel k de la pirámide gaussiana la cual está descrita por la ecuación (7). Una vez construida una pirámide de contraste para cada imagen, se procede a realizar la fusión la cual está descrita por la ecuación (18). El contraste refleja la claridad local de una imagen, expresada en función del máximo valor de intensidad y el mayor de los valores absolutos es el que se refleja en el trabajo "Image fusion algorithm based on contrast pyramid and application" desarrollado por M. Li y Y. Dong.

$$RC_k(i, j) = C_{l,n}(i, j) \quad \text{para } k = 0, \dots, N - 1 \quad (18)$$

$$n = \operatorname{argmax} |C_k(i, j)| \quad \text{para } L = 1, \dots, L$$

Para el proceso de reconstrucción se utilizan las siguientes expresiones:

$$E_k(i, j) = 4 \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 w(m, n) G_{k+1} \left(\frac{i+m}{2}, \frac{j+n}{2} \right) \quad \text{para } k = 0, \dots, N - 1 \quad (19)$$

$$G_k(i, j) = (RC_k(i, j) + U(i, j)) \times (E_k(i, j)) \text{ para } k = 0, \dots, N - 1 \quad (20)$$

La figura 2.11 muestra el resultado de la fusión mediante la técnica de pirámide de contraste al primer nivel de descomposición aplicada sobre las imágenes de la figura 2.2

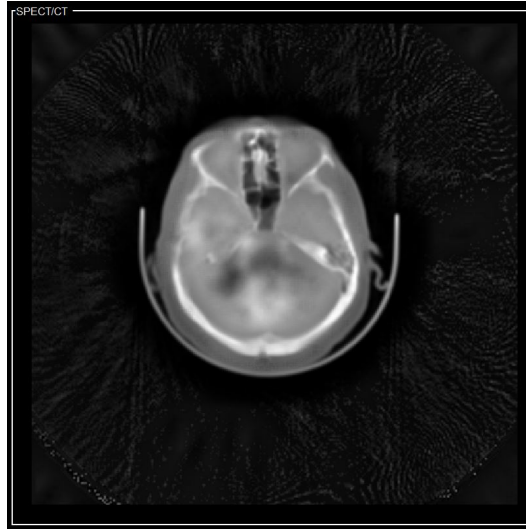


Figura 11-2: Fusión SPECT/TC - Pirámide del Contraste
Fuente: David Martínez, 2018 - Nivel de Descomposición 1

2.1.2.4 Pirámide Morfológica

Mientras que en "The Laplacian Pyramid as a Compact Image Code", desarrollada por PETER J. BURT, se propone el uso de filtros lineales para generar la pirámide, G. K. Matsopoulos, S. Marshall, y J. N. H. Brunt, en su trabajo "Multiresolution morphological fusion of MR and CT images of the human brain" proponen el uso de filtros morfológicos. Estos filtros tienen la ventaja de rapidez computacional a la vez que mantienen las propiedades de borde de las imágenes. Esta técnica es utilizada para imágenes en escala de grises y se fundamenta en las operaciones morfológicas de dilatación, erosión, apertura y cierre. La apertura y cierre son operaciones morfológicas utilizadas en la construcción de la pirámide, mientras que la erosión y la dilatación operan sobre la región de soporte del elemento estructural. (G. K. Matsopoulos, 1994, p. 138)

Por lo tanto, dada una imagen de entrada $f(x, y)$, el elemento estructural $g(x, y)$ y B que es el soporte de g . Se definen los operadores morfológicos de la siguiente manera:

$$\text{Dilatación } (A \oplus B)(x, y) = \max_{i, j \in B} \{f(x - i, y - j)\} \quad (21)$$

$$(22)$$

$$\text{Erosión } (A \ominus B)(x, y) = \min_{i, j \in B} \{f(x + i, y + j)\}$$

$$\text{Apertura } f \circ B = (f \ominus B) \oplus B \quad (23)$$

$$\text{Cierre } f \bullet B = (f \oplus B) \ominus B \quad (24)$$

El teorema de muestreo morfológico propuesto en "The digital morphological sampling theorem", desarrollado por R. M. Haralick, X. Zhuang, C. Lin, y J. S. J. Lee, indica que una imagen, previa a ser muestreada, primero debe ser morfológicamente filtrada con un apropiado elemento estructural, ya sea por una operación de apertura y/o cierre. Los pasos para la fusión utilizando esta técnica son los siguientes:

- ✓ Se obtiene una pirámide morfológica para cada una de las imágenes de entrada.
- ✓ Se construye una pirámide de diferencia morfológica para cada una de las pirámides resultantes del paso anterior.
- ✓ Se construye una pirámide intermedia mediante la combinación de la información de las dos pirámides de diferencia en cada uno de los niveles.
- ✓ Finalmente, utilizando operaciones morfológicas y la pirámide intermedia resultante de la etapa anterior, se produce la imagen fusionada.

Para la construcción de la pirámide morfológica se tiene:

$$P_t = \{MF_g(I_{t-1})\}_{S_t} \quad 1 \leq t \leq N \quad (25)$$

Donde $MF_g(I_t)$ es el resultado de aplicar el filtrado morfológico a la imagen I en el nivel t y S_t representa el submuestreo correspondiente al nivel t de la pirámide. La pirámide de Diferencia D constituye un grupo de imágenes, en la cual cada imagen contiene detalles dentro de una restringida gama de escalas y, por tanto, contiene sólo aquellas características de la imagen perdidas entre las etapas de filtrado. Esta pirámide de diferencia puede ser calculada como la diferencia entre los niveles sucesivos de P y queda definida de la siguiente manera:

$$D(P_t) = P_t - PRC(P_{t-1}) \quad (26)$$

$$PRC(P_t) = (Dilatación_M P_t)_{S_{t-1}} = (Cierre_M P_t)_{S_{t-1}} \quad (27)$$

donde PRC es un resultado basado en la operación de dilatación o cierre de un elemento estructural M al nivel t. Finalmente, se construye una pirámide intermedia, ID. Esta nueva pirámide combina información de las pirámides de diferencia en cada uno de los niveles. En el caso de fusión de dos imágenes, esta pirámide intermedia queda definida de la siguiente manera:

$$ID(C)_t(i, j) = D(A)_t(i, j) \quad Si \quad \|D(A)_t(i, j)\| > \|D(B)_t(i, j)\| \quad (28)$$

de otra forma:

$$ID(C)_t(i, j) = D(D)_t(i, j)$$

donde D(A), D(B) representa las pirámides de diferencia de las dos imágenes de origen y el ID(C) representa la pirámide de diferencia intermedia de la imagen fusionada. Esta imagen fusionada se obtiene mediante la siguiente fórmula:

$$R_t = ID_t + PRC(ID_{t-1}) \quad y \quad R_N = ID_N \quad (29)$$

Donde PRC ha sido definida en la ecuación (27) e ID_t es la imagen intermedia en el nivel t. La figura 2.12 muestra el resultado de la fusión mediante la técnica de pirámide morfológica al primer nivel de descomposición aplicada sobre las imágenes de la figura 2.2

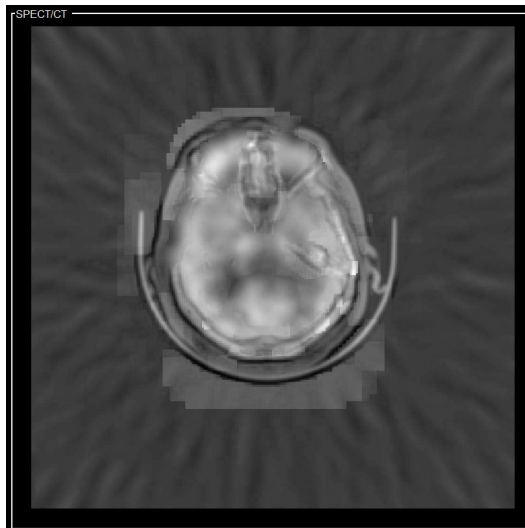


Figura 12-2: Fusión SPECT/TC - Pirámide Morfológica
Fuente: David Martínez, 2018 - Nivel de Descomposición 1

2.1.3 Transformada de Wavelets

2.1.3.1 Transformada discreta de wavelets DWT

La transformada discreta de wavelets, también conocida como DWT por sus iniciales en inglés, se basa en una teoría similar a la de la pirámide gaussiana, salvo que en este caso no es necesario almacenar la pirámide gaussiana y es suficiente con las cuatro pirámides correspondientes a los coeficientes de aproximación (bajas frecuencias de la imagen) y los coeficientes de detalle horizontales, verticales y diagonales (altas frecuencias en cada uno de los ejes o en ambos). (MALLAT, 1989, pp. 674-693)

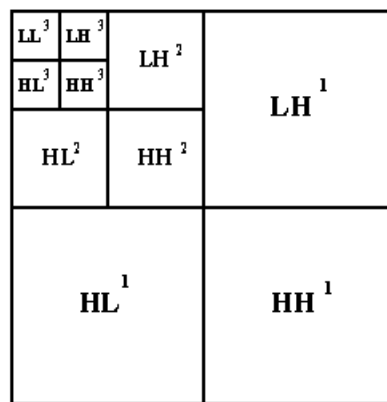


Figura 13-2: Estructura de DWT -3 N Descomp.
Fuente: David Martínez, 2018 – 1, 2, 3 Niveles de Descomposición –
H Banda de Frecuencia Alta – L Banda de Frecuencia baja

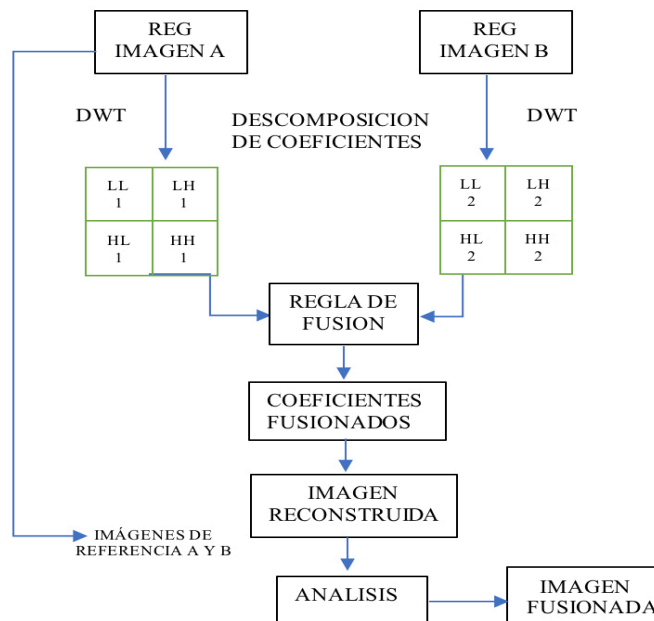


Figura 14-2: Diagrama de flujo del algoritmo DWT
Fuente: David Martínez, 2018

En líneas generales, definimos el nivel k de las pirámides de wavelets como:

$$LL_k(x, y) = [w_L^T L_k(x, y)]_{1\downarrow 2} \quad (30)$$

$$LH_k(x, y) = [w_L^T L_k(x, y)]_{1\downarrow 2} \quad (31)$$

$$HL_k(x, y) = [w_L^T H_k(x, y)]_{1\downarrow 2} \quad (32)$$

$$HH_k(x, y) = [w_L^T H_k(x, y)]_{1\downarrow 2} \quad (33)$$

Donde la notación $1 \downarrow 2$ se refiere a eliminar la mitad de las filas de la imagen, dejando intacto el número de columnas. L y H son pasos intermedios, obtenidos de la imagen original I del siguiente modo:

$$L_k(x, y) = [w_L I_k(x, y)]_{2\downarrow 1} \quad (34)$$

$$LH_k(x, y) = [w_H I_k(x, y)]_{2\downarrow 1} \quad (35)$$

En todos los casos w_L y w_H son los núcleos de paso bajo y paso alto respectivamente. En el caso de la transformada de wavelets se pueden utilizar cualquiera de los definidos para las diferentes familias de wavelets, siendo relativamente habitual utilizar uno de los más sencillos como son los de Haar. (Amolins, 2007, p. 250)

$$w_L = \frac{1}{\sqrt{2}} [1 \ 1] \quad (36)$$

$$w_H = \frac{1}{\sqrt{2}} [-1 \ 1] \quad (37)$$

La pirámide se forma aplicando esta descomposición de modo recursivo en la subimagen, es decir, sobre los coeficientes de aproximación. Para realizar la reconstrucción se aplican las mismas transformaciones sobre las cuatro subimágenes del siguiente modo:

$$LL_k^{-1}(x, y) = w_{L^{-1}}^T [w_{L^{-1}} LL_k(x, y)]_{1\downarrow 2}]_{2\downarrow 1} \quad (38)$$

$$LH_k^{-1}(x, y) = w_{L^{-1}}^T [w_{L^{-1}} LH_k(x, y)_{1\downarrow 2}]_{2\downarrow 1} \quad (39)$$

$$HL_k^{-1}(x, y) = w_{L^{-1}}^T [w_{H^{-1}} HL_k(x, y)_{1\downarrow 2}]_{2\downarrow 1} \quad (40)$$

$$HH_k^{-1}(x, y) = w_{L^{-1}}^T [w_{H^{-1}} HH_k(x, y)_{1\downarrow 2}]_{2\downarrow 1} \quad (41)$$

donde los núcleos $w_{L^{-1}}$ y $w_{H^{-1}}$ se definen como:

$$w_{L^{-1}} = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (42)$$

$$w_{H^{-1}} = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 & -1 \end{bmatrix} \quad (43)$$

Por último, la imagen reconstruida se obtiene a partir de la siguiente expresión:

$$\hat{I} = LL_k^{-1}(x, y) + LH_k^{-1}(x, y) + HL_k^{-1}(x, y) + HH_k^{-1}(x, y) \quad (44)$$

En la Figura 2.15 se puede apreciar el resultado de la fusión realizada por aplicación de este método.

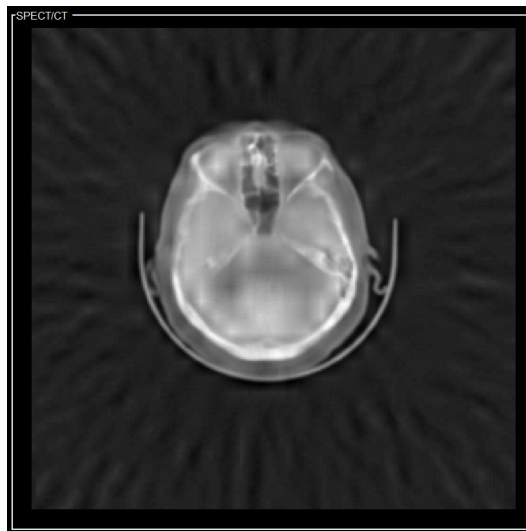


Figura 15-2: Fusión SPECT/TC - DWT
Fuente: David Martínez, 2018 - Nivel de Descomposición 1

2.1.3.2 Transformada de wavelet invariante a traslaciones SIDWT

La transformada de wavelet invariante a traslaciones o SIDWT, propuesta por Rockinger, O. (1997) en su trabajo “Image Sequence Fusion Using a Shift-Invariant Wavelet Transform” surgió como solución a un problema característico de todos los métodos de descomposición en pirámide que se hace especialmente acusado en el caso de la pirámide DWT: las transformadas de dos imágenes que sean prácticamente iguales, pero desplazadas unos píxeles, son muy diferentes. (Beylkin, 1992, p. 1716).

Para evitar esto la pirámide SIDWT propone modificar características de la pirámide DWT. En primer lugar, se eliminan todos los redimensionados y en segundo lugar los filtros y serán distintos para cada nivel de la pirámide, añadiendo cada vez un cierto número de ceros entre sus coeficientes para evitar las distorsiones de fase.

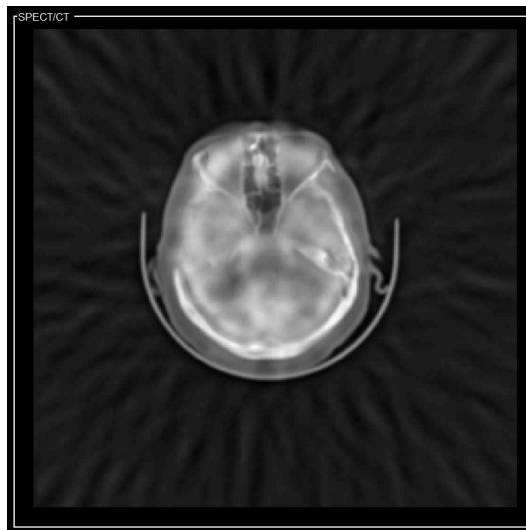


Figura 16-2: Fusión SPECT/TC – SIDWT
Fuente: David Martínez, 2018 - Nivel de Descomposición 1

2.1.4 Medidas de calidad de imagen

2.1.4.1 Relación Señal Ruido Máximo (PSNR)

$$PSNR = 10x \log_{10} \left(\frac{(2^n - 1)^2}{MSE} \right) \quad (45)$$

Se define como el logaritmo de la relación entre el cuadrado del valor máximo y el error cuadrático medio multiplicado por el valor 10, n es el número de bits de la imagen, en el caso de

una imagen en escala de grises, el valor de n es igual 8. A mayores valores mayor calidad de la imagen. Esto básicamente proyecta la relación entre el valor más alto posible de los datos y el error obtenido en los datos. En nuestro caso, a nivel de píxel, el valor más alto posible es 255. Es decir, en una imagen de escala de grises de 8 bits, el valor máximo posible tiene cada bit como 1 -> 11111111; que es igual a 255. El error entre la imagen fusionada y la imagen perfecta se calcula como el Error Cuadrático Medio y el valor de la relación si se obtiene. Si tanto las imágenes fusionadas como las perfectas son idénticas, entonces el valor de MSE sería 0. En ese caso, el valor de PSNR permanecerá indefinido. (MOHINDRU, 2014, p. 11580)

2.1.4.2 Error cuadrático medio (MSE)

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (A_{ij} - B_{ij})^2 \quad (46)$$

Donde, m es la altura de la imagen que implica el número de filas de píxeles, n es el ancho de la imagen, lo que implica el número de columnas de píxeles. A (i, j) es el valor de densidad de píxeles de la imagen perfecta. Siendo B (i, j) los valores de densidad de píxeles de la imagen fusionada. El error cuadrático medio es uno de los métodos de proyección de error más utilizados, donde el valor de error es la diferencia de valor entre los datos reales y los datos resultantes. La media del cuadrado de este error proporciona el error o la diferencia real entre el resultado ideal y el resultado obtenido. Aquí, el cálculo se realiza a nivel de píxel. Se debe considerar un total de m x n píxeles. La diferencia entre la densidad de píxeles de la imagen perfecta y la imagen fusionada es cuadrada y la media de la misma es el error considerado. Mientras más se aproxime a cero, las imágenes comparadas tienden a ser iguales y por tanto valores bajos de este nivel expresan una mayor calidad de la imagen. (MOHINDRU, 2014, p. 11580)

2.1.4.3 Diferencia promedio (AD)

$$AD = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (|A_{ij} - B_{ij}|) \quad (47)$$

Donde, m es la altura de la imagen que implica el número o las filas de píxeles, n es el ancho de la imagen, lo que implica el número de columnas de píxeles. A (i, j) son los valores de densidad de píxeles de la imagen perfecta. B (i, j) son los valores de densidad de píxeles de la imagen fusionada. La diferencia promedio, según lo explica el término en sí mismo, es el valor promedio

de la diferencia entre los datos ideales y los datos resultantes. En nuestro caso, se consideran los valores de píxel correspondientes de la imagen perfecta A y de la imagen fusionada B. La diferencia de los valores de densidad de píxeles correspondientes se promedia para obtener la medida. Esta medida ayuda a proporcionar la diferencia promedio general entre los píxeles correspondientes de las dos imágenes, lo que nos muestra un valor que especifica, qué tan diferente es la imagen fusionada de la imagen perfecta. (MOHINDRU, 2014, p. 11581)

2.1.4.4 Diferencia máxima (MD)

$$MD = \max(|A_{ij} - B_{ij}|), \quad (48)$$

$$i = 1, 2, \dots, m$$

$$j = 1, 2, \dots, n$$

Donde, m es la altura de la imagen que implica el número o las filas de píxeles, n es el ancho de la imagen, lo que implica el número de columnas de píxeles. A (i, j) son los valores de densidad de píxeles de la imagen perfecta. B (i, j) son los valores de densidad de píxeles de la imagen fusionada. La diferencia máxima es una medida muy simple que nos proporciona la información del mayor error de píxel correspondiente. La diferencia entre cada una de las densidades de píxeles correspondientes se calcula. El mayor valor de diferencia de estos se considera como la métrica aquí. Esta métrica refleja un valor alto cuando en cualquier parte de las dos imágenes existe una diferencia significativa. (MOHINDRU, 2014, p. 11581)

2.1.4.5 Error absoluto normalizado (NAE)

$$NAE = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (|A_{ij} - B_{ij}|)}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (A_{ij})} \quad (49)$$

Donde m es la altura de la imagen que implica el número o filas de píxeles, n es el ancho de la imagen, lo que implica el número de columnas de píxeles. A (i, j) son los valores de densidad de píxeles de la imagen perfecta. B (i, j) son los valores de densidad de píxeles de la imagen fusionada. Esta es una métrica donde el valor de error se normaliza con respecto a los datos esperados o perfectos. Es decir, se calcula la relación de suma neta entre los valores de error y los valores perfectos. La suma neta del valor de error que es la diferencia entre los valores esperados y los valores reales obtenidos se divide por la suma neta de los valores esperados. En nuestro caso, la métrica se calcula en el nivel de píxel en el que la suma neta de la diferencia entre la imagen perfecta y los valores de píxel correspondientes en la imagen fusionada se divide por la

suma neta de los valores de píxel en la imagen perfecta. El valor Absoluto Normalizado será cero (0) si las imágenes fusionadas y perfectas son idénticas. (MOHINDRU, 2014, p. 11582)

2.1.4.6 Correlación cruzada normalizada (NCC)

$$NCC = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (A_{ij} \times B_{ij})}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (A_{ij})^2} \quad (50)$$

Donde m es la altura de la imagen que implica el número o filas de píxeles, n es el ancho de la imagen, lo que implica el número de columnas de píxeles. A (i, j) son los valores de densidad de píxeles de la imagen perfecta. B (i, j) son los valores de densidad de píxeles de la imagen fusionada. Aquí se realiza una correlación cruzada entre los datos esperados y los datos obtenidos y se normaliza con respecto a los datos esperados. Este es el valor de razón entre la suma neta de la correlación de los datos esperados y obtenidos y los datos esperados. Será la relación entre "la suma neta de los valores multiplicados de los valores esperados y los obtenidos" y la "suma neta de los valores cuadrados esperados". En nuestro caso, la métrica se calcula como la relación entre la suma neta de la multiplicación de las densidades de píxeles correspondientes de las imágenes fusionadas y perfectas y la suma neta de los valores al cuadrado de las densidades de los píxeles de las imágenes perfectas. El valor de Correlación cruzada normalizada sería idealmente 1 si las imágenes fusionadas y perfectas son idénticas. (MOHINDRU, 2014, p. 11582)

2.1.4.7 Contenido estructural (SC)

$$SC = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (A_{ij})^2}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (B_{ij})^2} \quad (51)$$

Donde m es la altura de la imagen que implica el número o filas de píxeles n es el ancho de la imagen, lo que implica el número de columnas de píxeles. A (i, j) son los valores de densidad de píxeles de la imagen perfecta. B (i, j) son los valores de densidad de píxeles de la imagen fusionada. Aquí la relación entre el contenido de los datos esperados y los obtenidos. Prácticamente, es la relación entre la suma neta del cuadrado de los datos esperados y la suma neta del cuadrado de los datos obtenidos. En nuestro caso, calculamos la relación entre la suma neta del cuadrado de las densidades de los píxeles de la imagen perfecta y la suma neta del cuadrado de las densidades de los píxeles de la imagen fusionada. Para que la imagen fusionada y perfecta sea idéntica, el valor métrico del contenido estructural sería 1. Pero si SC es 1, no significa que las imágenes fusionadas y perfectas sean idénticas. (MOHINDRU, 2014, p. 11583)

2.1.5 Filtros de mejoramientos de Imagen

2.1.5.1 Filtro Paso Bajo (LowPass)

Lowpass es un filtro de desenfoque, al cual también se lo llama filtro Gaussiano. El filtro Lowpass agrega detalles de baja frecuencia y puede producir un efecto brumoso. En el procesamiento de fusión de imágenes, un desenfoque Lowpass es el resultado de desenfocar la imagen mediante una función gaussiana. Es un efecto ampliamente utilizado en el software de gráficos, generalmente para reducir el ruido de la imagen y reducir los detalles. El efecto visual de esta técnica de desenfoque es una borrosidad suave que se asemeja a la de ver la imagen a través de una pantalla translúcida. El suavizado gaussiano también se utiliza como una etapa de procesamiento previo en algoritmos de visión por computadora para mejorar las estructuras de las imágenes a diferentes escalas. Al aplicar el filtro Lowpass se reduce los componentes de alta frecuencia de la imagen. (MOHINDRU, 2014, p. 11586)

2.1.5.2 Filtro Paso Alto (Highpass)

Highpass es un filtro de detección de bordes, el cual busca específicamente los bordes en la imagen y los resalta. Las áreas que no son un borde se ignoran. Una vez que se tiene los bordes resaltados, combina los resultados del filtro highpass con uno de los modos de fusión piramidal para aumentar fácilmente el contraste a lo largo de los bordes sin afectar el resto de la imagen. En la configuración más baja, toda la imagen está llena de gris sólido, con un mínimo o nada de bordes visibles, no significa que el filtro highpass no pueda detectarlos, el problema es solo que el valor del Área es demasiado, baja en ese momento para que se vean los bordes. Para mostrar los bordes, se aumenta el área, con lo cual incrementa el número de píxeles en el bordeado, y las otras partes de la imagen que no se consideran parte de un borde siguen siendo de color gris sólido. Lo que realmente hace el valor del Área es determinar cuántos píxeles en cada lado de un borde se deben considerar parte del borde. Por ejemplo, un valor de área de 1 píxel significaría que se incluiría solo un píxel en cada lado del borde; un píxel en el lado luminoso y un píxel en el lado oscuro. Pero si aumentamos el valor del Área a 3 píxeles, entonces se extendería el ancho de los bordes a 3 píxeles en cada lado, y así sucesivamente al aumentar el valor del área. (MOHINDRU, 2014, p. 11587)

Cuando se usa Highpass, se debe tener cuidado de no aumentar demasiado el valor del Área. La razón es porque una gran parte de la imagen se incluirá como parte de un borde y se pierde información de importancia.

2.2 Algoritmos de Dosimetría Computacional

En el apartado de Dosimetría Computacional se hace un vínculo entre Excel y MATLAB para tener todas las bondades de un programador en potencia y de la sencillez de un libro Excel. Las tablas generadas en Excel, las cuales son los datos de los valores de la Dosis media por actividad acumulada (S) en los órganos de importancia de un ser humano, ayuda a generar una aplicación que calcula la fracción de la dosis absorbida por uno o varios órganos objetivo (Target) al ser irradiados por órganos fuente y viceversa. Los códigos de programación de los algoritmos en MATLAB se encuentran completos en el Anexo al final de este documento. Cuando se trata de análisis de datos y visualización, los profesionales técnicos que utilizan Excel a menudo se encuentran con limitaciones funcionales. MATLAB complementa las capacidades de Excel al proporcionar acceso a funciones matemáticas y de análisis pre construidos, herramientas de visualización y la capacidad de automatizar sus flujos de trabajo de análisis. (MathWorks, 2016)

Existen 3 formas de usar MATLAB y Excel juntos, pero para la realización de nuestro algoritmo se detalla solo una de ellas, la importación de datos Excel en MATLAB

2.2.1 Importar datos de Excel en MATLAB

La Herramienta de importación hace que sea fácil traer datos de una hoja de cálculo de Excel a MATLAB. Muestra los datos tanto como existen en Excel y cómo se representarán en MATLAB, y recomienda el mejor formato para los datos en MATLAB. La importación de datos se puede integrar en un flujo de trabajo de análisis automatizado en MATLAB, ya sea mediante el uso de código generado automáticamente por la herramienta de importación o llamando directamente a los comandos de MATLAB `readtable` y `xlsread`. Los datos de Excel se representan naturalmente en MATLAB como una tabla, que organiza datos tabulares en columnas de una sola variable. (MathWorks, 2016). Para llevar a cabo la importación de datos desde Excel se utiliza el comando `xlsread`. Este comando importa los datos de una hoja de cálculo Excel a una variable de tipo array. La forma más simple de utilizar este comando es:

```
nombre_variable = xlsread('nombre_archivo')
```

La ubicación del archivo debe ser el directorio de trabajo actual o bien estar en la ruta de búsqueda. Si el archivo Excel importado tiene más de una hoja de cálculo sólo se importan los datos de la primera de las hojas. Si un archivo Excel contiene más de una hoja, se puede utilizar otra versión del comando `xlsread` para decidir cuál de ellas importar:

```
nombre_variable=xlsread('nombre_archivo','nombre_hoja')
```

El nombre de la hoja debe introducirse como cadena. Otra opción permite importar sólo una región de una hoja de cálculo determinada a partir de un archivo Excel:

```
nombre_variable=xlsread('nombre_archivo','nombre_hoja','rango')
```

El rango, es una región rectangular de la hoja definida por la dirección de las celdas con respecto a las esquinas opuestas (sup – izq:inf – der) por ejemplo 'C2:E5'

```
%Importacion.m
datos_aleatorios=xlsread('ejemplo1.xlsx');
datos_aleatorios2=xlsread('ejemplo2.xlsx');
concentracion_pacientes=xlsread('ejemplo2.xlsx','Hoja2');
calificaciones=finales('ejemplo2.xlsx','Hoja3','P2:R9');
```

CAPITULO III

3 DISEÑO DE LA APLICACIÓN

3.1 Diagrama de flujo del método propuesto

Esta es la etapa del proyecto cuando el diseño teórico se desarrolla en el sistema de trabajo. Por lo tanto, puede considerarse como la etapa más crítica para lograr un nuevo sistema exitoso y para brindar al usuario la confianza de que el nuevo sistema funcionará y será efectivo. El marco implica una planificación cuidadosa, la investigación del sistema existente, sus limitaciones en la implementación y el diseño de métodos para alcanzar el objetivo.

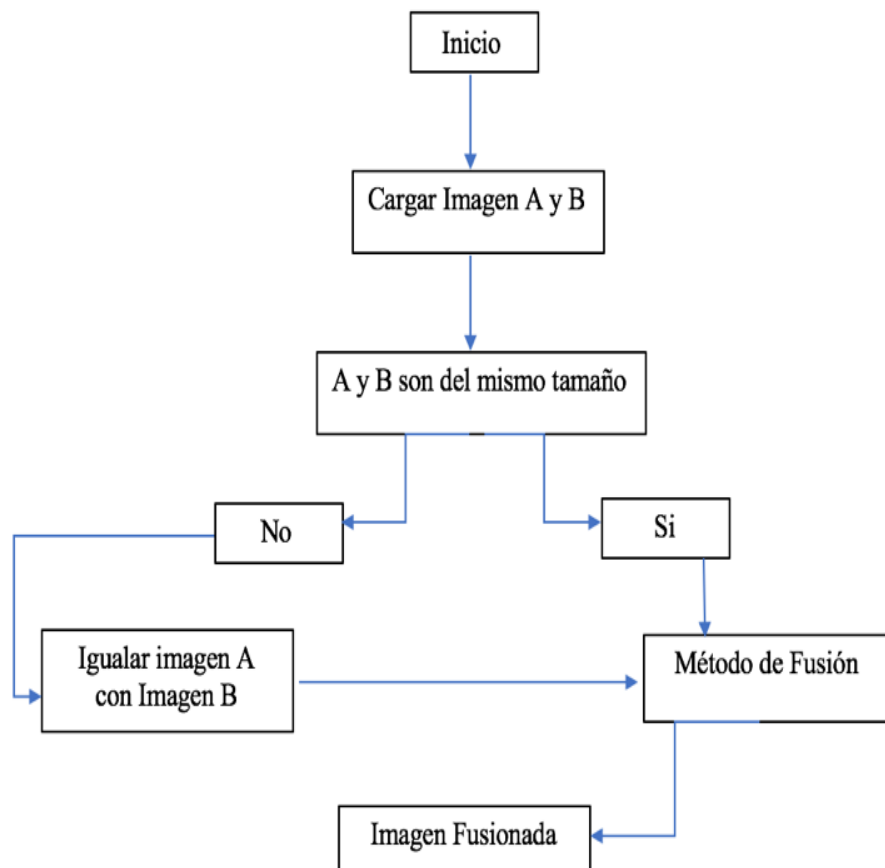


Figura 1-3: Diagrama de Flujo - Algoritmo Propuesto

Fuente: David Martínez, 2018

3.2 Algoritmo propuesto

Este algoritmo se aplica para todos los métodos de fusión

- ✓ Entrada: - Imagen SPECT y TC de la misma persona de la base de datos
- ✓ Salida: - Imagen fusionada
- ✓ Paso 1: Coincidió con el tamaño de las imágenes de entrada A y B de la base de datos.
- ✓ Paso 2: Seleccione Imágenes de entrada para la fusión (Especifique las imágenes que el usuario desea fusionar).
- ✓ Paso 3: Aplique el Algoritmo de fusión simple, piramidal o wavelet de su preferencia
- ✓ Paso 4: dependiendo del método de fusión elegido se puede aplicar los filtros de paso bajo y paso alto.
- ✓ Paso 5: La imagen fusionada final se construye aplicando el algoritmo de fusión y los filtros elegidos.
- ✓ Paso 6: Cambios de color si se requiere, se puede elegir de la gama colorbar de Matlab
- ✓ Paso 7: A continuación, se calcula las medidas de calidad de imagen automáticamente y se puede encontrar el archivo en la carpeta de instalación de la aplicación.
- ✓ Paso 8: Salir.

3.3 Interfaz Gráfica

Se realizó una interfaz gráfica GUIDE (Graphical User Interface Development Environment), en el entorno MATLAB, en la que se puede seleccionar tanto las imágenes a fusionar como los métodos de fusión junto con los diferentes parámetros que algunos de estos requieren para su implementación, así como unas opciones extra añadidas a dicha interfaz, como un visualizador de imágenes DICOM y un apartado de dosimetría interna, que aportan algo más de información al usuario. Con todo esto se hace mucho más amigable la ejecución de los algoritmos para posibles usuarios externos. El código MATLAB de programación de la interfaz gráfica se encuentra al final de este documento en el Anexo.

3.4 Creación de la Interfaz Gráfica

GUIDE (Graphical User Interface Development Environment) es un juego de herramientas que se extiende por completo el soporte de MATLAB, diseñadas para crear GUIs (Graphical User Interfaces) fácil y rápidamente dando auxilio en el diseño y presentación de los controles de la interfaz, reduciendo la labor al grado de seleccionar, tirar, arrastrar y personalizar propiedades. A

la herramienta GUIDE se accede de dos maneras, la primera es través del Home – New – App – GUIDE.

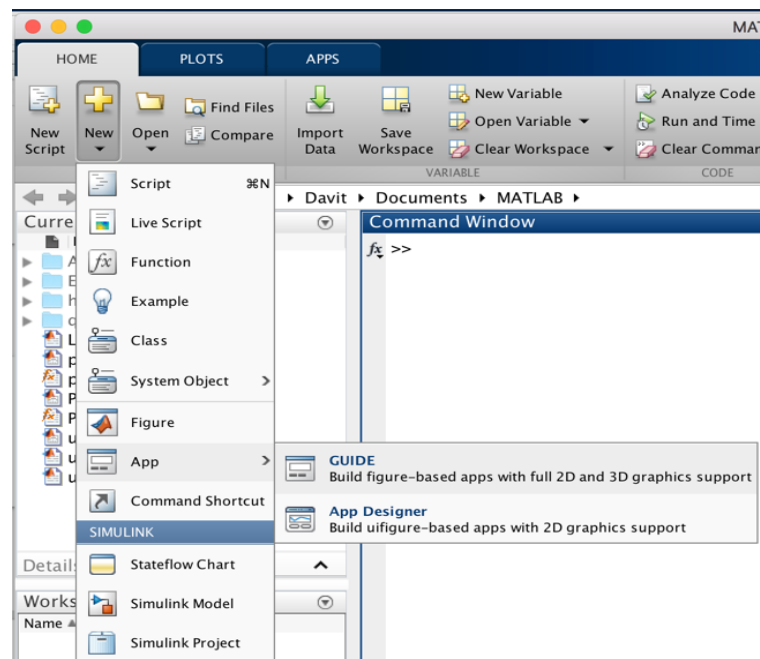


Figura 2-3: Ingreso a Guide - Forma 1
Fuente: David Martínez, 2018 – Matlab 2016 b

La segunda forma de entrar a GUIDE es tecleando guide en la ventana de comando.

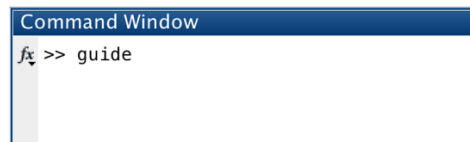


Figura 3-3: Ingreso a Guide - Forma 2
Fuente: David Martínez, 2018 – Matlab 2016 b

Aparece una ventana para seleccionar plantillas o abrir GUIs existentes

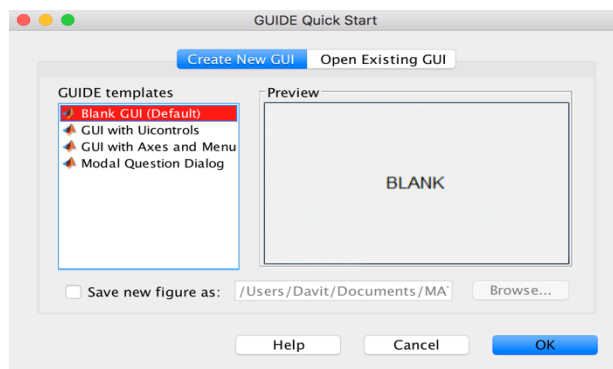


Figura 4-3: Ventana GUIDE Quick Star
Fuente: David Martínez, 2018 – Matlab 2016 b

Al iniciar un nuevo GUI se abre la siguiente Ventana de desarrollo

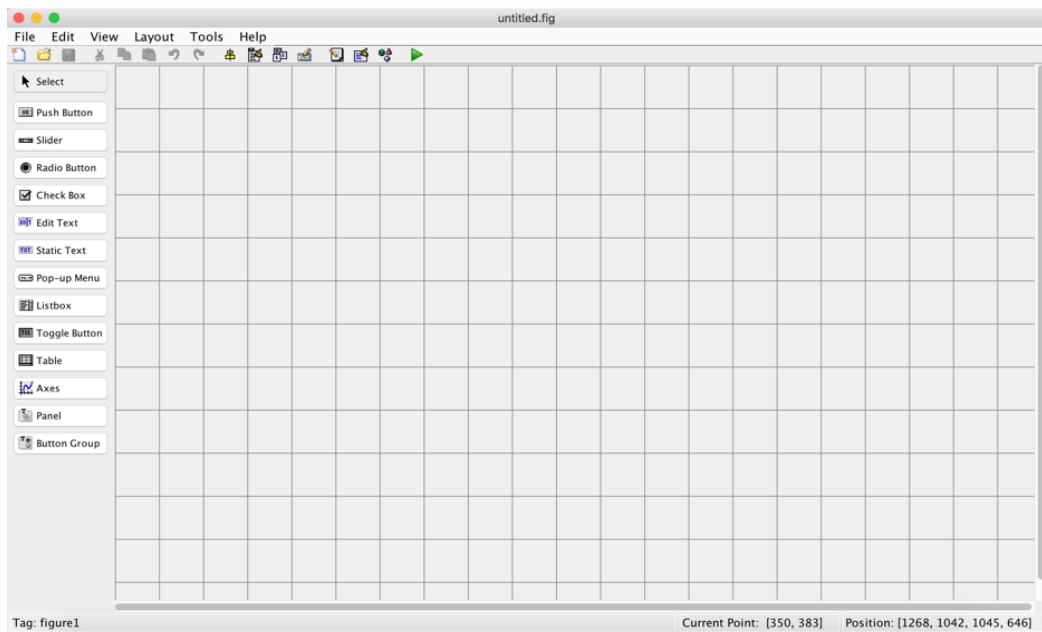


Figura 5-3: Ventana de Desarrollo Guide

Fuente: David Martínez, 2018 – Matlab 2016 b

Una vez que se ha ejecutado el asistente GUI en MATLAB se abre una ventana como la que se muestra en la figura (3.4). Se podría desglosar paso a paso cómo se ha creado la interfaz, pero se extendería en exceso y no es objetivo prioritario de este trabajo. Por tanto, simplemente se comenta que a través del menú gráfico que aparece en la parte izquierda, se puede pinchar y arrastrar para añadir los elementos que se desea que aparezcan en la aplicación. Se tiene elementos como:

- ✓ Unos ejes donde representar una imagen (Axes).
- ✓ Botones de distinto tipo, como puedan ser los que al hacer clic con el cursor realizan una operación determinada (Push Button), ó los que disponen de una casilla donde al marcar/desmarcar la misma se habilita/deshabilita alguna función (Check Box, Radio Button).
- ✓ Menús desplegables (Pop-up Menu, Listbox).
- ✓ Paneles que ayudan a disponer los botones de la aplicación de la forma que interese al creador de la misma (Panel).
- ✓ Cajas donde insertar texto (Static Text).

Sobre cada uno de los elementos se podrá acceder a sus propiedades (Property Inspector) y modificarlas. Las más importantes serán String, que indica el texto que aparecerá en el elemento en cuestión, y la propiedad Tag, que será el nombre que tome la función llamada por el elemento

referido para que ejecute las operaciones mandadas por el código. La operación automática de guardado (save) genera un fichero .m y un fichero .fig. El fichero .fig contiene el diseño del GUI en binario y el fichero .m contiene el código que controla el GUI.

3.5 Guía de Uso de la Aplicación

Para ejecutar la interfaz gráfica, se debe instalar la aplicación mediante un ejecutable llamado VISMEDICAL.exe generado en Matlab, si no se tiene instalado Matlab en el ordenador se tiene la opción VISMEDICAL2.exe, que permite usar la aplicación sin ningún tipo de problema. Los requisitos mínimos para el uso de la aplicación son: Sistema operativo Windows XP o superior, RAM de 1 GB o más, CPU: Intel® Pentium a 1 GHz o equivalente, y un Monitor se recomienda con una resolución de 800 x 600 o superior. Posterior a la instalación se tiene una ventana con el siguiente aspecto.



Figura 6-3: Inicio de la Aplicación

Fuente: David Martínez, 2018 – Matlab 2016 b

La ventana principal tiene un panel de opciones para que el usuario seleccione una de ellas, según el trabajo a realizar.

1. Dicom Estáticas. - Módulo de visualización de imágenes estáticas en formato Dicom
2. Dicom Dinámicas. - Módulo de visualización de imágenes dinámicas en formato Dicom
3. Fusión SPECT/TC. - Módulo de fusión de Imágenes SPECT y TC
4. Dosimetría Interna. - Módulo de cálculo dosimétrico
5. Salir. – Botón para salir de la aplicación

Cada módulo tiene una característica distinta, las cuales se detallan a continuación.

3.5.1 Módulo Dicom Estáticas

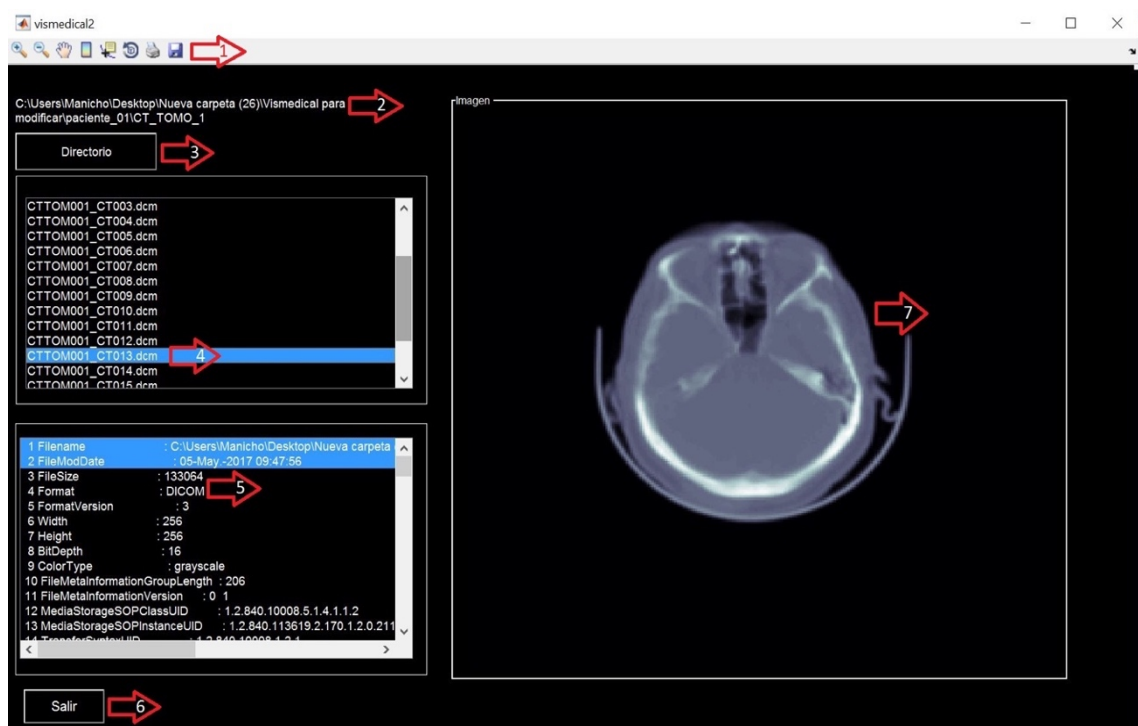


Figura 7-3: Módulo Dicom Estáticas

Fuente: David Martínez, 2018 – Matlab 2016 b

El módulo Dicom Estáticas, sirve para visualizar imágenes médicas bidimensionales en formato Dicom. A su vez lee todos los metadatos del paciente que incluye la sintaxis de transferencia, la interpretación fotométrica, la anchura y la altura de la imagen, los bits por píxel, etc. Los elementos de este módulo se detallan a continuación:

1. Toolbar (Barra de herramientas).- Consta de un Zoom para acerca y alejar la imagen, una mano que permite deslizarse por la imagen en cualquier dirección, un colorbar que permite elegir distintos colores para visualizar desde otro punto de vista la imagen, un Data Cursor que permite colocar puntos con coordenadas sobre la imagen en un sector de interés, un

elemento de rotación para girar la imagen en cualquier dirección, un elemento para imprimir y otro para guardar la imagen si se generó cambios sobre la misma.

2. Muestra la ubicación de la imagen en el ordenador
3. Directorio. - Abre una ventana para seleccionar la imagen a visualizar
4. Listbox. - Muestra la imagen seleccionada que se muestra en el panel
5. Listbox2. - Muestra los metadatos del paciente
6. Botón para salir del módulo dicom estáticas
7. Imagen médica visualizada

3.5.2 Módulo Dicom Dinámicas

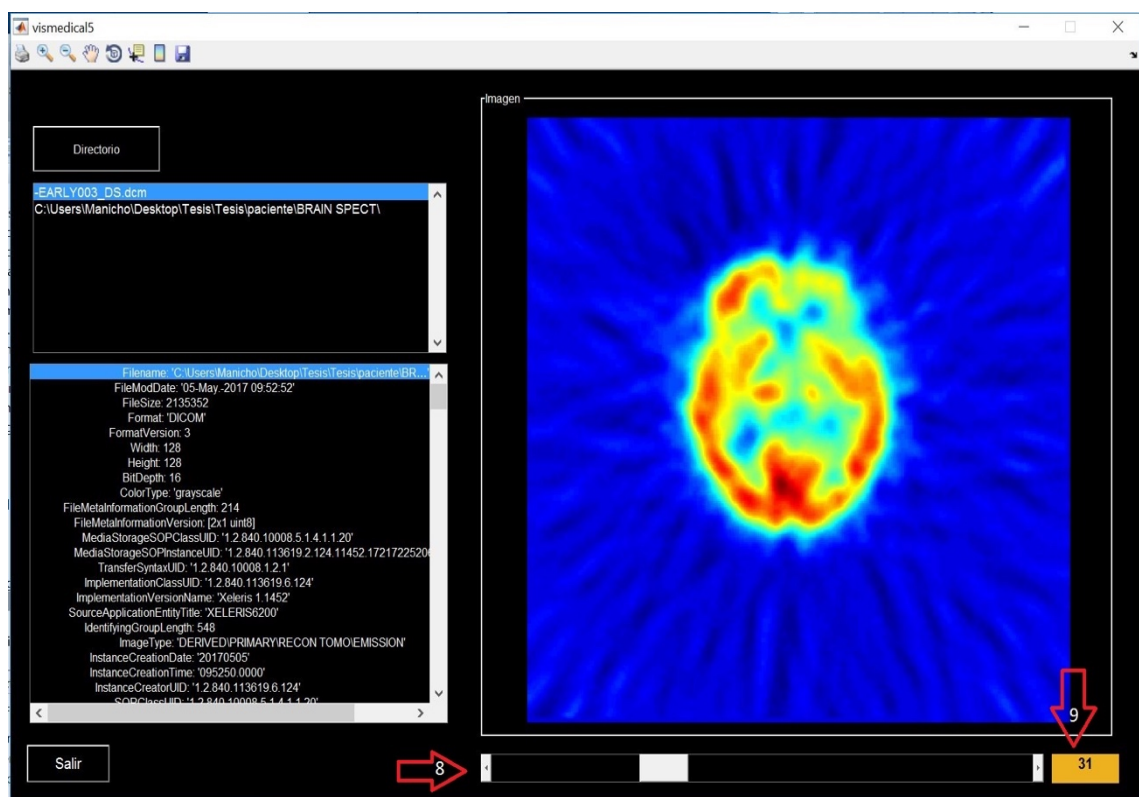


Figura 8-3: Módulo Dicom Dinámicas

Fuente: David Martínez, 2018 – Matlab 2016 b

El módulo Dicom Dinámicas, sirve para visualizar imágenes médicas tridimensionales en formato Dicom. Los elementos son los mismos que en el módulo Dicom estáticas, con la excepción de un slider (8) que permite cambiar la imagen a medida que se avanza en la profundidad de la imagen tridimensional, y una casilla (9) que indica en el número de imagen en la que nos encontramos. Los visualizadores Dicom estático y dinámico en su casilla de metadatos, entregan información valiosa para el módulo de fusión de imágenes, ya que se sabe con exactitud el número de corte de la imagen para posteriormente fusionarlas, sea el caso de no prever los estudios con anterioridad.

3.5.3 Módulo de Fusión de Imágenes

El módulo de fusión de imágenes al momento de iniciarlo tiene el siguiente aspecto.

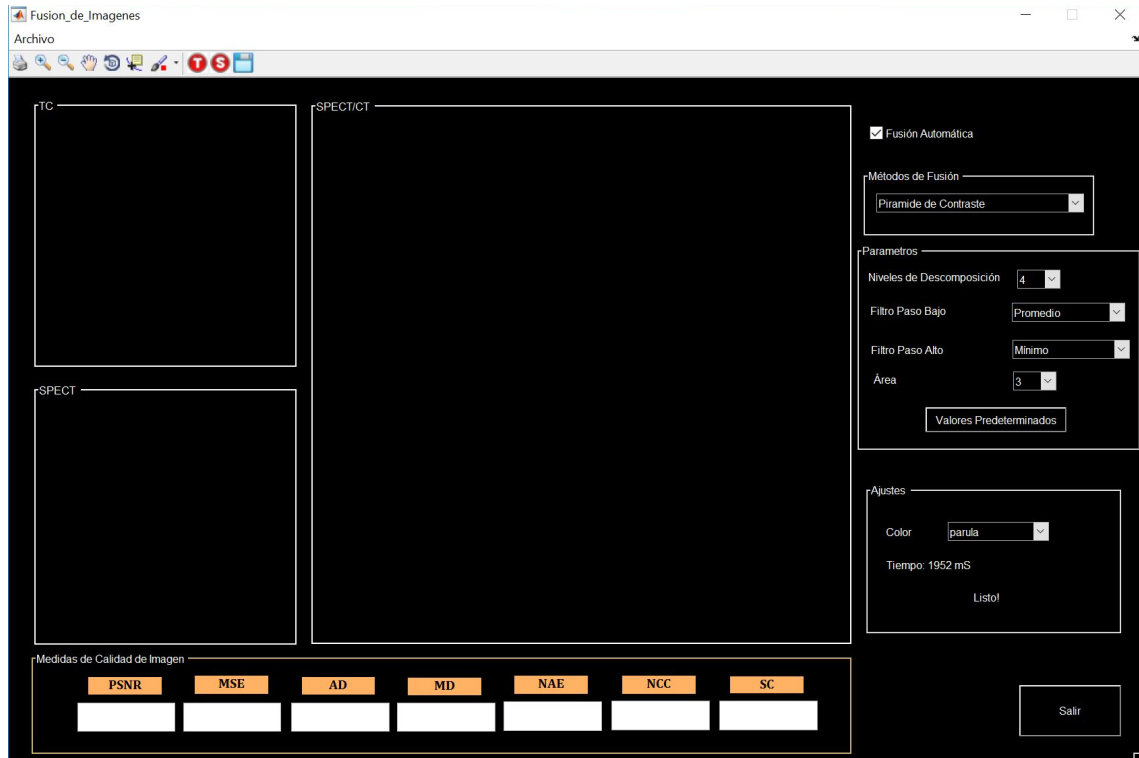


Figura 9-3: Módulo de Fusión de Imágenes

Fuente: David Martínez, 2018 – Matlab 2016 b

En este módulo aparece, tres recuadros donde se mostrarán las dos imágenes a fusionar y la imagen fusionada en el recuadro de mayor tamaño, el panel de los algoritmos de fusión, el panel de ajustes, el panel de evaluación de las medidas de la imagen. El módulo cuenta con un menú en el que aparece la etiqueta Archivo, desde el cual se puede cargar las imágenes y guardar la imagen fusionada en un formato de lectura simple, así como también en formato Dicom, y un submenú de ayuda que entrega información para el uso de la aplicación y el autor del módulo. Se tiene un toolbar (barra de herramientas) de acceso rápido para agregar las imágenes, siendo el icono (T) para agregar la imagen TC, y el icono (S) para agregar la imagen SPECT, el icono en forma de disquete es para guardar la imagen en un formato de lectura simple (JPG, BMP, TIFF).

Luego de tener las imágenes TC y SPECT preparadas, se procede a cargarlas en el módulo de fusión, haciendo uso de los iconos del toolbar (Fig. 3-10), o a su vez ingresándolas desde el menú archivo, otra forma de cargarlas es mediante teclas rápidas, CONTROL + A para la imagen TC, y CONTROL + B para la imagen SPECT, la fusión de las imágenes es inmediata si se tiene

activada la casilla de fusión automática, caso contrario se debe dar clic sobre el botón fusionar (Fig. 3-11).



Figura 10-3: ToolBar – Barra de Herramientas
Fuente: David Martínez, 2018 – Matlab 2016 b



Figura 11-3: Recuadro de Fusión Automática y Manual
Fuente: David Martínez, 2018 – Matlab 2016 b

A continuación, en el panel de algoritmos de fusión se puede escoger el método de fusión de preferencia, ya sean los métodos de fusión simple, los de descomposición piramidal, o los métodos por la transformada de wavelet, estos dos últimos despliegan un menú adicional donde se puede escoger el nivel de descomposición, un filtro de paso bajo, y un filtro de paso alto con su respectiva área, y un botón para regresar a los valores predeterminados, que según las bibliografías consultadas son los valores de mayor referencia para los métodos de fusión.

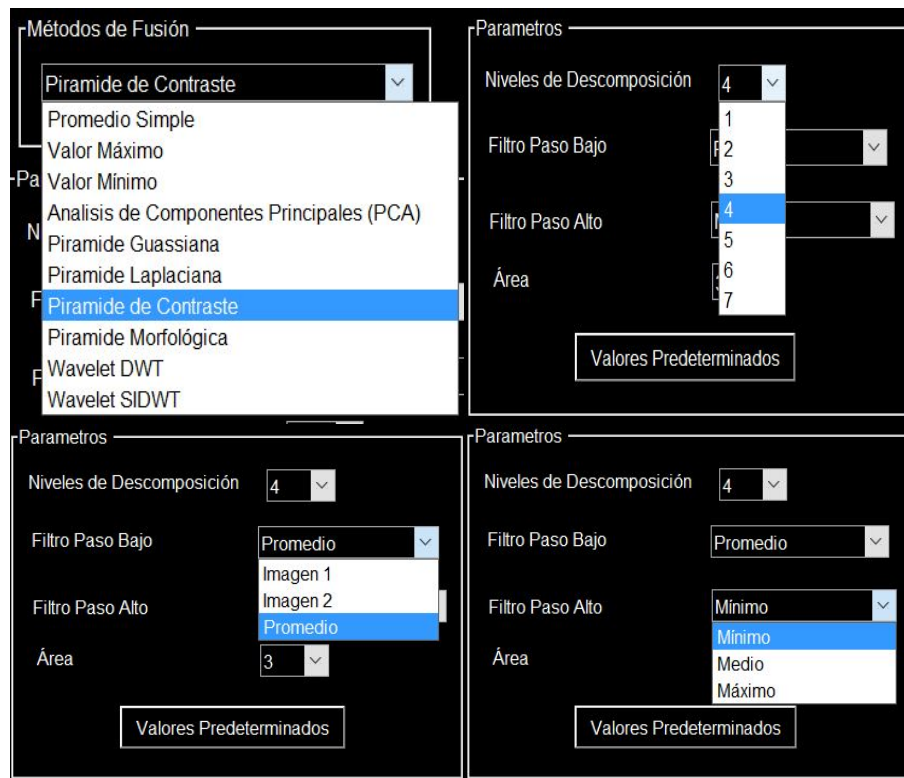


Figura 12-3: Ajustes de Fusión
Fuente: David Martínez, 2018 – Matlab 2016 b

Posterior a la fusión de las imágenes se puede jugar con los filtros de paso bajo y alto, para llegar a la configuración deseada y obtener la información necesaria para diagnosticar sobre la posible dolencia del paciente. En el panel Ajustes aparece un menú desplegable de Color en el que se puede modificar el color de las tres imágenes, dando opción a elegir algunos de los colormap incluidos en MATLAB.

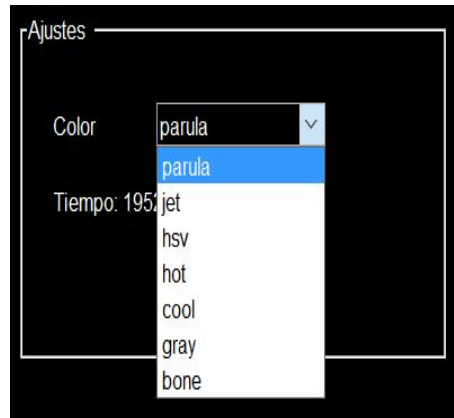


Figura 13-3: Ajuste de Color

Fuente: David Martínez, 2018 – Matlab 2016 b

Así por ejemplo se elige el color Cool el resultado visual es el siguiente:

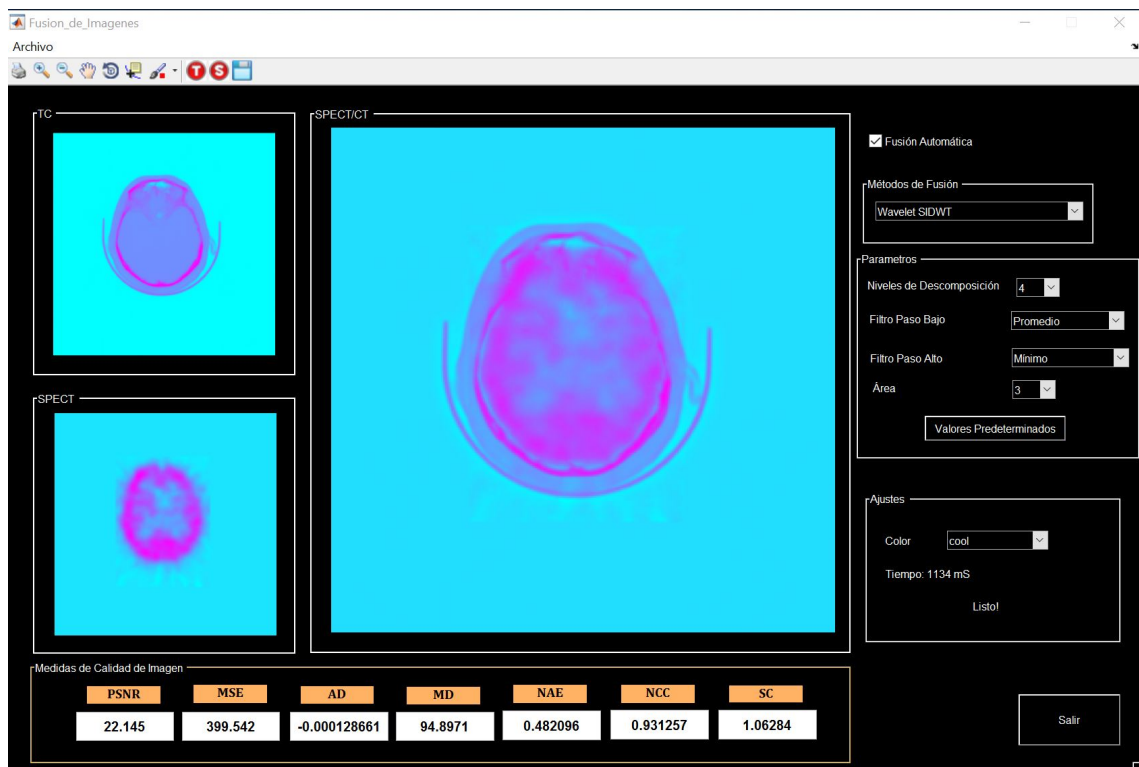


Figura 14-3: Fusión SPECT/TC Color Cool

Fuente: David Martínez, 2018 – Matlab 2016 b

Si por el contrario se opta por el color Jet las imágenes cambian al siguiente estado:

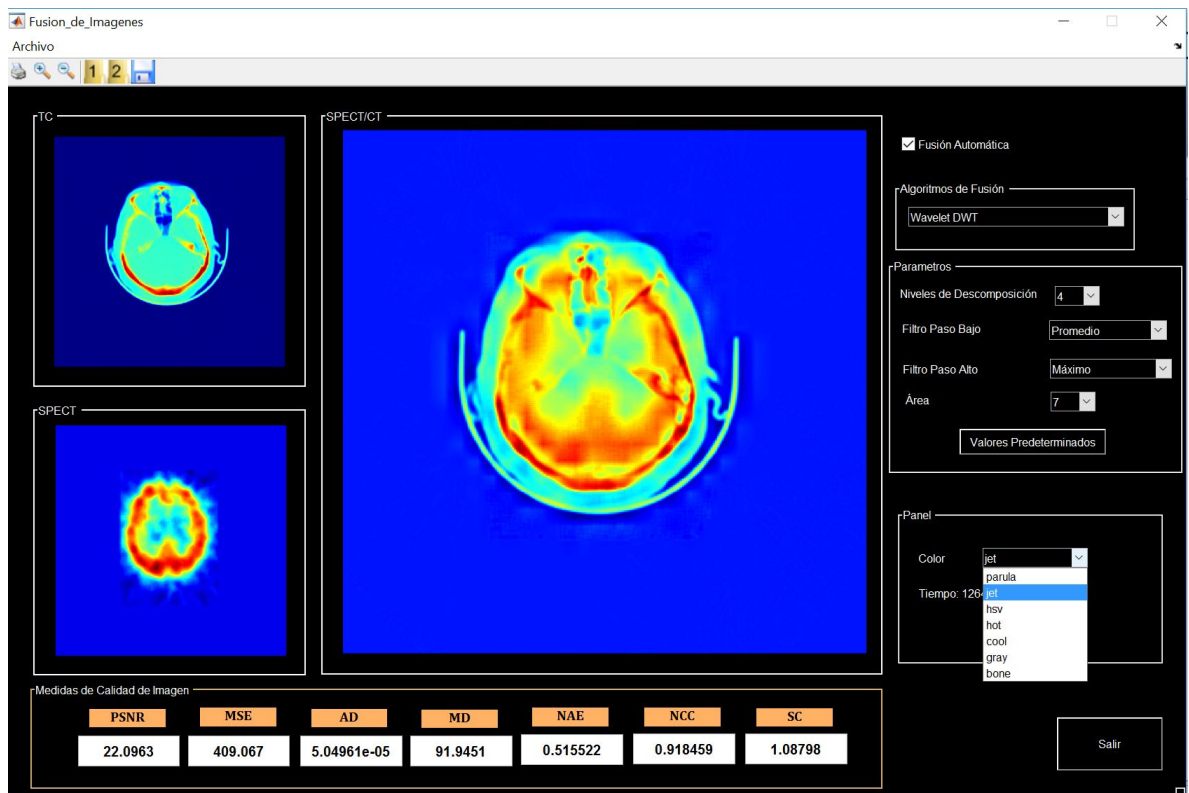


Figura 15-3: Fusión SPECT/TC Color Jet

Fuente: David Martínez, 2018 – Matlab 2016 b

En el panel de ajustes se tiene el tiempo de adquisición que tarda en fusionarse las imágenes que varía entre 1 a 8 segundos, dependiendo del método de fusión y del ordenador que se utilice. También se ofrece un recuadro donde se puede visualizar el estatus del módulo, aparecerá ¡espere! mientras realiza la fusión y ¡listo! al terminar la misma.



Figura 16-3: Ajustes - Tiempo, Estatus

Fuente: David Martínez, 2018 – Matlab 2016 b

Y por último se tiene el panel de las medidas de evaluación de imagen, el cual es un proceso automático al fusionarse las imágenes, si se desea un archivo excel de las evaluaciones de las

medidas de calidad realizadas, se encuentra en la carpeta de instalacion, previo uso de los algoritmos de fusión.



Figura 17-3: Panel de Medidas de Calidad de Imagen

Fuente: David Martínez, 2018 – Matlab 2016 b

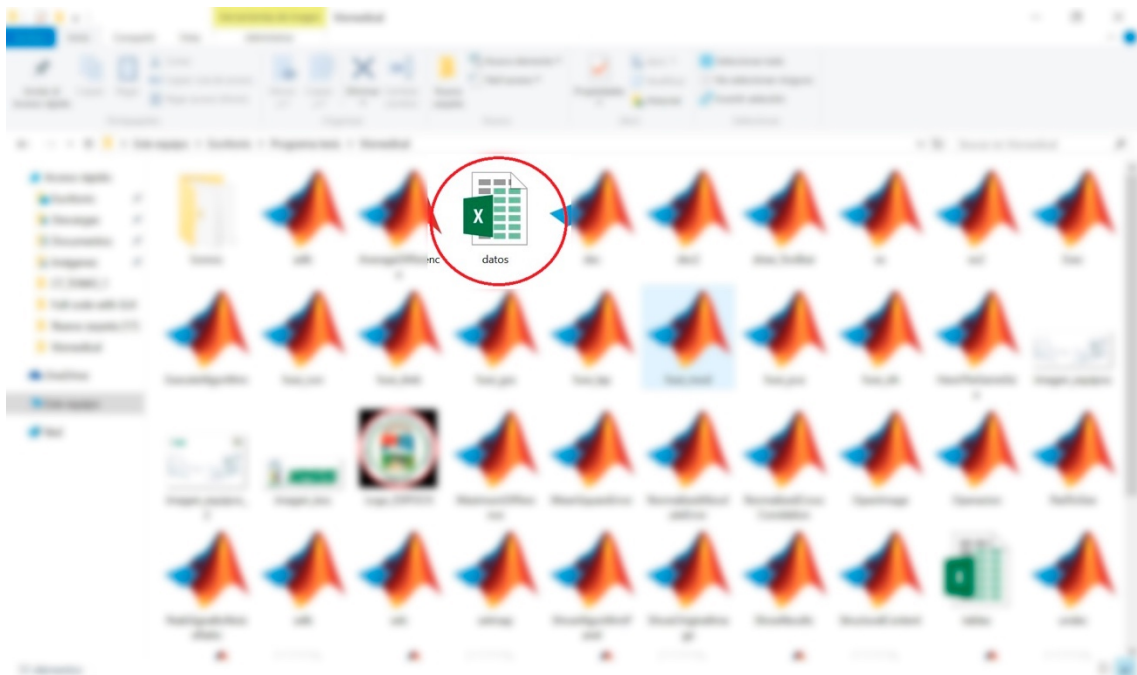


Figura 18-3: Archivo Datos.xls

Fuente: David Martínez, 2018 – Matlab 2016 b

Cuando se quiera cerrar del módulo de fusión se da clic sobre el botón Salir, donde se mostrará un mensaje de confirmación de abandono del módulo. Basta con confirmar y se habrá cerrado satisfactoriamente.

3.5.4 Módulo de Dosimetría Interna

El módulo de dosimetría interna nos permite calcular la dosis que reciben los organos aledaños, al inyectar un radiofármaco como Tecnecio 99 metaestable, Yodo 131 o Fluor 18, con una actividad (x) en un paciente. Se lo realizó con los valores de Dosis media por actividad acumulada (S) obtenidos utilizando el fantoma Cristy y Eckerman de anatomía humana (CHERRY, et al., 2012, pp. 418-423). Este módulo es una guía para interpretar la dosis en los órganos al recibir una concentración de energía, mediante los coeficientes de atenuación, se toma como referencia

medidas y parámetros normales de una persona adulta. Se puede escoger uno o varios órganos fuente, así como órganos blanco, al final se realiza una sumatoria para saber con exactitud la fracción de dosis absorbida por el paciente.

Al iniciar el módulo de Dosimetría Interna se tiene una interfaz de esta forma.

Figura 19-3: Módulo de Dosimetría Interna
Fuente: David Martínez, 2018 – Matlab 2016 b

El primer paso para utilizar el módulo de dosimetría interna es seleccionar el radioisótopo, donde se puede escoger ente tecnecio, yodo y flúor.

Figura 20-3: Selección del Radioisótopo
Fuente: David Martínez, 2018 – Matlab 2016 b

Ahora se escoge el órgano fuente y el órgano blanco.



Figura 21-3: Selección del Órgano fuente y el Órgano blanco
Fuente: David Martínez, 2018 – Matlab 2016 b

En los dos casos se despliega una lista de los diferentes órganos y superficies del cuerpo humano que se puede escoger para medir la dosis absorbida.

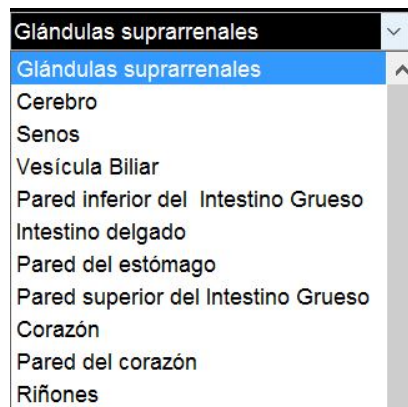


Figura 22-3: Lista de Órganos y Superficies
Fuente: David Martínez, 2018 – Matlab 2016 b

Posteriormente se debe calcular la actividad dando clic sobre el botón ¡Actividad! del módulo de dosimetría interna, donde se despliega una nueva ventana, en la cual debemos llenar los campos requeridos, los cuales son la vida media del radioisótopo, la Actividad inicial, y la actividad atrapada en el órgano.

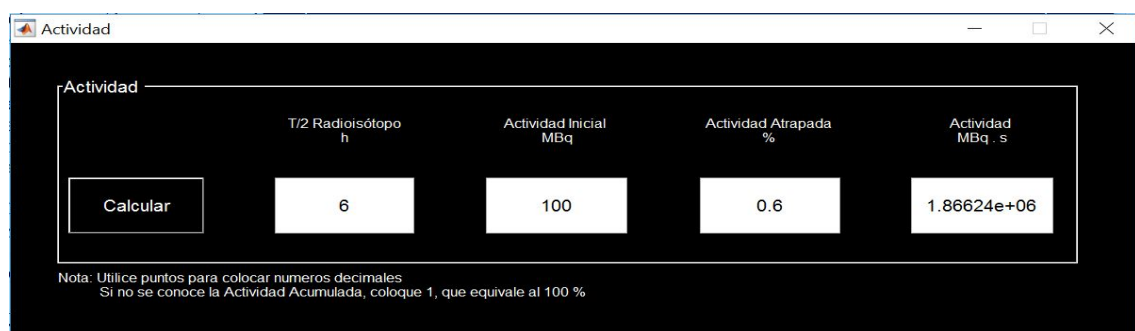


Figura 23-3: Cálculo de Actividad
Fuente: David Martínez, 2018 – Matlab 2016 b

Al tener lista la actividad, el último paso es colocar el valor de la misma en el recuadro de ¡Actividad! del módulo de dosimetría interna, y se da clic en el botón agregar. Si se requiere calcular la dosis absorbida para un solo órgano o superficie se da clic en el botón calcular, si se desea para varios órganos o superficies, se repite el procedimiento descrito agregando cada uno de los elementos requeridos. La respuesta de la fracción de Dosis absorbida está dada en mGy o MBq.s. Si se desea realizar un nuevo cálculo, se da clic sobre el botón Nuevo. Cuando se quiera cerrar del módulo de Dosimetría Interna se da clic sobre el botón Salir, donde se mostrará un mensaje de confirmación de abandono del módulo, basta con confirmar y se habrá cerrado satisfactoriamente.

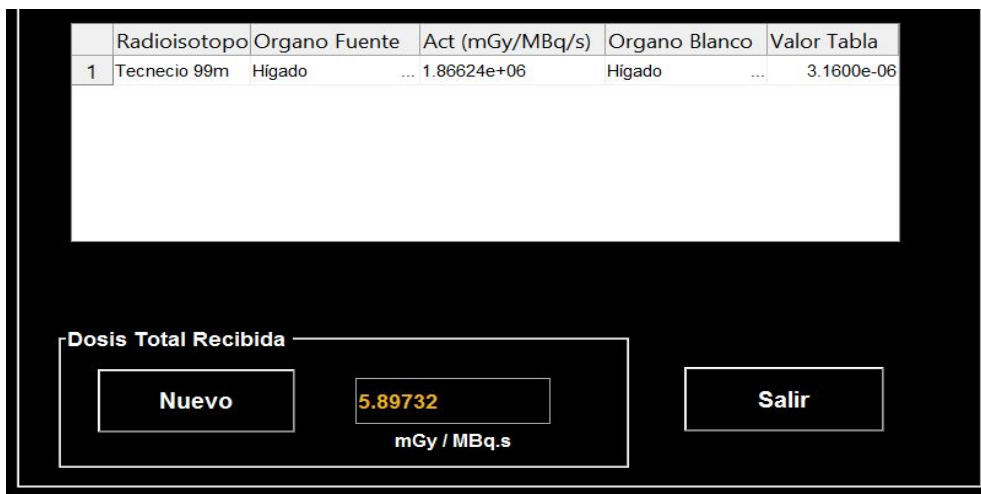


Figura 24-3: Cálculo de Dosis para un elemento

Fuente: David Martínez, 2018 – Matlab 2016 b

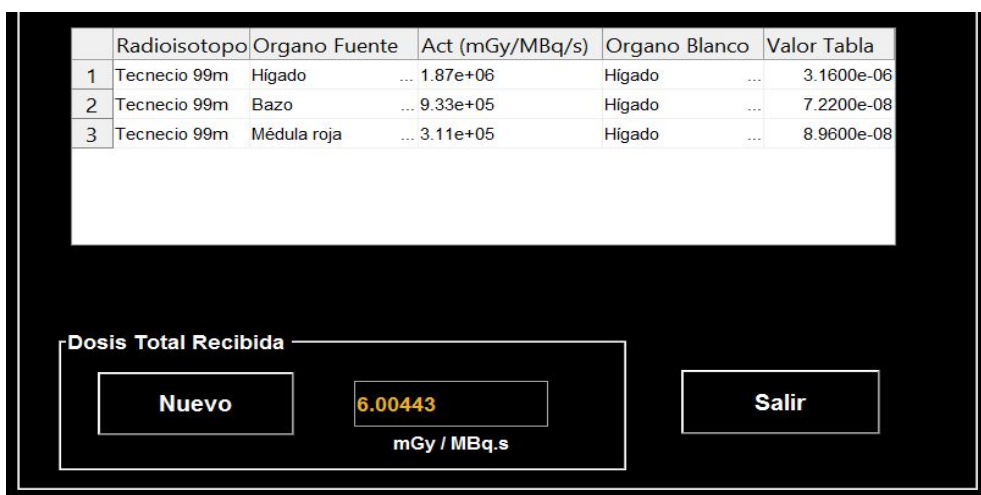


Figura 25-3: Cálculo de Dosis para varios elementos

Fuente: David Martínez, 2018 – Matlab 2016 b

CAPITULO IV

4 EXPERIMENTACIÓN

4.1 Fusión de Imágenes

4.1.1 *Preprocesamiento de las imágenes*

Las imágenes que se deben fusionar deben procesarse antes de la aplicación del algoritmo de fusión. El procesamiento previo incluye registro de imagen y cambio de tamaño de imagen.

4.1.1.1 *Registro de imagen*

Las imágenes que se obtienen mediante diferentes modalidades pueden tener diferentes orientaciones y, por lo tanto, es necesario registrarlas antes de que se fusionen. Para la obtención de las imágenes SPECT se usó una Gammacámara Millennium MPR (multi-purpose rectangular) y MPS (multi-purpose single-head) ofrece una gama de sistemas totalmente integrados para la adquisición y presentación de imágenes en medicina nuclear. Permite la adquisición de imágenes para todo tipo de estudios en Medicina nuclear, estáticos, dinámicos, adquisiciones sincronizadas, cuerpo entero, tomográficos y tomográficos sincronizados. Además, permite visualizar imágenes para revisarlas, y transferirlas a la estación de trabajo de procesamiento o al ordenador para otros procesamientos como grabación de cinta y archivado. (Strocovsky, et al., 2012, pp. 1-3).

Y para las imágenes TC un Tomógrafo marca Siemens modelo SOMATOM DUO, posee un potente sistema TC que permite escanear volúmenes anatómicos de interés con cortes más finos para obtener imágenes de formato superior y una calidad de imagen mejorada.

4.1.1.2 *Redimensionamiento de imagen*

Los tamaños de las imágenes pueden variar, por lo que antes de la fusión, es necesario cambiar el tamaño de las imágenes para que ambas tengan el mismo tamaño. Esto se hace interpolando la imagen de menor tamaño por duplicación de filas y columnas.

4.1.1.3 Mejora de la imagen

Si ambas o cualquiera de las imágenes no están en escala de grises, entonces se desea que se convierta a escala de grises. El siguiente paso que sigue a esto es la igualación de los histogramas de las imágenes para que el contraste de la imagen se mejore y que ambas imágenes tengan un rango similar de valores para sus coeficientes.

4.1.2 Técnicas de fusión de imágenes

Se aplicó las técnicas de fusión de imágenes las cuales son las más relevantes según las bibliografías consultadas.

- ✓ Promedio Simple
- ✓ Valor Máximo
- ✓ Valor Mínimo
- ✓ Análisis de Componentes Principales (PCA)
- ✓ Pirámide Gaussiana
- ✓ Pirámide Laplaciana
- ✓ Pirámide de Contraste
- ✓ Pirámide Morfológica
- ✓ Transformada discreta de wavelets DWT
- ✓ Método de transformación SIDWT

4.2 Dosimetría Interna

Para la experimentación del módulo de dosimetría interna se escogió dos ejemplos previamente calculados y resueltos de casos reales, ya que el objetivo es evaluar el funcionamiento correcto del módulo.

Para estimar la dosis de radiación recibida de un radiotrazador en particular, se requieren curvas de tiempo y actividad para todos los órganos principales. Las curvas tiempo-actividad pueden ser bastante complejas y, por lo tanto, las ecuaciones pueden ser difíciles de analizar. Con frecuencia, sin embargo, se pueden hacer ciertas suposiciones para simplificar este cálculo.

Situación 1: la captación por el órgano es "instantánea" (es decir, muy rápida con respecto a la vida media del radionúclido) y no hay excreción biológica. La curva tiempo-actividad luego se describe por desintegración radioactiva ordinaria.

$$A(t) = A(o)e^{-\lambda t} \quad (52)$$

$$A(t) = A(o)e^{-\lambda_{0,693}t/t_p} \quad (53)$$

Suposición 2: La cantidad 1.44 T_p es la vida media del radionúclido. Por lo tanto, la actividad acumulada en un órgano fuente, cuando se elimina por decaimiento físico solamente, es la misma que si la actividad estuviera presente a un nivel constante A_0 durante un tiempo igual al promedio de vida del radionúclido.

$$A = A(o) \int_0^{\infty} e^{-\lambda_{0,693}t/t_p} dt \quad (54)$$

$$A = \frac{T_p A_0}{0,693} = 1.44 T_p A_0 \quad (55)$$

Donde:

A = *Fracción de Dosis Absorbida*

1.44 = *factor Numérico*

T_p = *Tiempo de Vida media de Radionúclido*

A_0 = *Actividad Inicial*

Con estas breves indicaciones para saber cómo se calcula la fracción de dosis absorbida procedemos a plantear los ejemplos, los cuales están resueltos detalladamente y comparados con el cálculo obtenido por el módulo de dosimetría interna.

Ejemplo 1.

¿Cuál es la actividad acumulada en el hígado para una inyección de 100 MBq de un coloide de azufre marcado con ^{99m}Tc , suponiendo que el 60% del coloide inyectado es atrapado por el hígado y retenido indefinidamente?

Para calcular la actividad utilizamos la ecuación (55)

$$A = 1.44T_p A_0 \% Acm$$

$$A = (1,44)(6h)(100MBq)(0,6)$$

$$A = 518,4 MBq.h$$

$$A = 1,87 \times 10^6 MBq.s$$

Utilizando el Módulo de dosimetría Interna la respuesta entregada fue $1,86624 \times 10^{10}$ (Fig. 3.23), por lo que el cálculo generado está correcto.

Ejemplo 2.

Calcule la dosis de radiación al hígado de un hombre adulto promedio por una inyección de 100 MBq de coloide de azufre ^{99m}Tc . Suponga que el 60% de la actividad queda atrapada por el hígado, el 30% por el bazo y el 10% por la médula ósea roja, con una captación instantánea y sin excreción biológica.

Para este caso se debe calcular las actividades para cada porcentaje acumulado en los diferentes órganos. Entonces

<i>Hígado</i>	<i>Bazo</i>	<i>Médula Roja</i>
$A_H = 1.44T_p A_0 \% Acm$	$A_B = 1.44T_p A_0 \% Acm$	$A_{MR} = 1.44T_p A_0 \% Acm$
$A_H = (1,44)(6h)(100MBq)(0,6)$	$A_B = (1,44)(6h)(100MBq)(0,3)$	$A_{MR} = (1,44)(6h)(100MBq)(0,1)$
$A_H = 518,4 MBq.h$	$A_B = 259,2 MBq.h$	$A_{MR} = 86,4 MBq.h$
$A_H = 1,87 \times 10^6 MBq.s$	$A_B = 0,933 \times 10^6 MBq.s$	$A_{MR} = 0,311 \times 10^6 MBq.s$

Para el cálculo de la Dosis absorbida se debe revisar en las tablas $\text{Tc}99\text{m}$, Yodo 131, Flúor 18 de los Valores de Dosis media por actividad acumulada (S) en el anexo. Se debe multiplicar la Actividad del órgano por el factor mencionado (S).

$$D = AxS \tag{56}$$

Se hace relación del Órgano fuente al Órgano Blanco

$$\text{Hígado a Hígado}$$

$$D_{HH} = (1,87 \times 10^6 MBq.s)(3,11 \times 10^{-6} MBq.s)$$

$$D_{HH} = 5,91 mGy$$

Bazo a Hígado

$$D_{BH} = (0,933 \times 10^6 \text{ MBq.s})(7,22 \times 10^{-8} \text{ MBq.s})$$

$$D_{BH} = 6,74 \times 10^{-2} \text{ mGy}$$

Médula Roja a Hígado

$$D_{MRH} = (0,311 \times 10^6 \text{ MBq.s})(8,96 \times 10^{-8} \text{ MBq.s})$$

$$D_{MRH} = 2,79 \times 10^{-2} \text{ mGy}$$

Por lo tanto, la dosis absorbida final es la dosis absorbida por cada uno de los elementos.

$$D_F = D_{HH} + D_{BH} + D_{MRH}$$

$$D_F = 5,91 \text{ mGy} + 6,74 \times 10^{-2} \text{ mGy} + 2,79 \times 10^{-2} \text{ mGy}$$

$$D_F = 6,01 \text{ mGy}$$

Utilizando el Módulo de dosimetría Interna la respuesta entregada es de **6,00443 mGy** (Fig. 3.25), por lo que calculando el rango de error se tiene el 0,092 %, lo cual es mínimo y corrobora la fiabilidad de la aplicación.

4.3 Análisis de Resultados

4.3.1 Evaluación Cualitativa de la Fusión de Imágenes Médicas

Para realizar una valoración cualitativa de este trabajo desde un punto de vista clínico, se solicitó la colaboración de un médico nuclear especialista en la materia, y fue el Doctor Roberto Mena el que tuvo la amabilidad de dar su opinión sobre los resultados de los diferentes algoritmos de fusión. El Dr. Mena es Médico Nuclear y actualmente trabaja en el servicio de Medicina Nuclear del Hospital Carlos Andrade Marín. Su trabajo consiste básicamente en diagnosticar y evaluar el estado de los pacientes mediante la interpretación de imágenes obtenidas en los diferentes estudios realizados en el servicio mencionado, y por tanto se considera su opinión de gran importancia en las valoraciones finales de este trabajo.

El Dr. Mena considera de gran importancia el tratamiento de imágenes fusionadas, y en concreto siempre que se hable desde el punto de vista del diagnóstico clínico, estima de gran utilidad las imágenes SPECT-TC. Destaca su imprescindible aportación actual para el diagnóstico en oncología. Expuso un ejemplo práctico en el que se examina en primer lugar un TC en el que se aprecian ganglios con un tamaño por encima de un centímetro de diámetro, y que por tanto se podrían considerar patológicos, si bien quizá no se atrevería a hacer un diagnóstico final. Es al observar la imagen conjunta SPECT-TC y comprobar que en el ganglio sospechoso de malignidad hay captación de Tc99m utilizado en la gammagrafía cerebral, y por tanto existe actividad metabólica, cuando se puede realizar un diagnóstico certero y concluir que existe una masa tumoral en dicho ganglio. El Dr. Mena considera que el SPECT-TC tiene un potencial de desarrollo enorme en la actualidad. La evaluación Cualitativa por parte del Médico Nuclear coincidió con las evaluaciones en trabajos anteriores sobre fusión de imágenes, indistintamente sean médicas, satelitales, de enfoque, etc. El algoritmo de fusión simple elegido es el de Análisis de Componentes Principales (PCA) y para los algoritmos de descomposición piramidal la Transformada discreta de wavelets DWT.

4.3.2 Evaluación Cuantitativa de la Fusión de Imágenes Médicas

Se muestra los resultados obtenidos mediante un análisis cuantitativo realizado para tres tipos de imágenes, cerebral, pulmonar y pélvica, se evaluó en total 10 pacientes, 6 con problemas cerebrales, 2 con problemas de tipo pulmonar, y 2 con problemas de tipo pélvico, se toma un mayor número de problemas cerebrales por ser los de mayor demanda. Las técnicas de fusión y medidas de calidad de imagen utilizadas son las descritas en el capítulo II.

Para determinar la calidad de los resultados se muestran de la siguiente manera. Para el caso de los métodos de fusión simple, se realiza un gráfico de barras que ayuda a la interpretación de la mejor imagen obtenida, realizando una comparación con las medidas ideales y las medidas obtenidas de la calidad de imagen por cada método de fusión simple. Como se ha mencionado anteriormente las imágenes utilizadas son imágenes médicas de una tomografía de rayos X (TC) y de una tomografía computarizada de emisión monofotónica (SPECT) del mismo órgano, sección y corte.

En el caso de la fusión utilizando tanto wavelets como las técnicas de descomposición piramidal, primero se realiza una comparación entre cada uno de los algoritmos de fusión hasta el 4to nivel, para determinar el mejor nivel de descomposición, posteriormente se realiza un gráfico de barras que ayuda a la interpretación del mejor nivel de descomposición obtenido, realizando una

comparación con las medidas ideales y las medidas obtenidas de la calidad de imagen por cada método de fusión piramidal y wavelet.

Posteriormente, se realiza un gráfico de barras que ayuda a la interpretación de la mejor imagen obtenida, realizando una comparación con las medidas ideales y las medidas obtenidas de la calidad de imagen por cada método de wavelet y piramidal.

Las medidas de calidad de imagen Relación Señal Ruido Máximo (PSNR), y Error Cuadrático Medio (MSE) fueron re-escaladas, siguiendo el criterio de dividir para el valor máximo alcanzado de cada métrica, y así tener un rango normalizado en todas las medidas de calidad de imagen.

4.3.2.1 Métodos de Fusión Simple

Para los métodos de fusión simple se utilizó un par de imágenes médicas del mismo paciente y corte, se evaluaron 6 cerebrales, 2 pulmonares y 2 pélvicas.

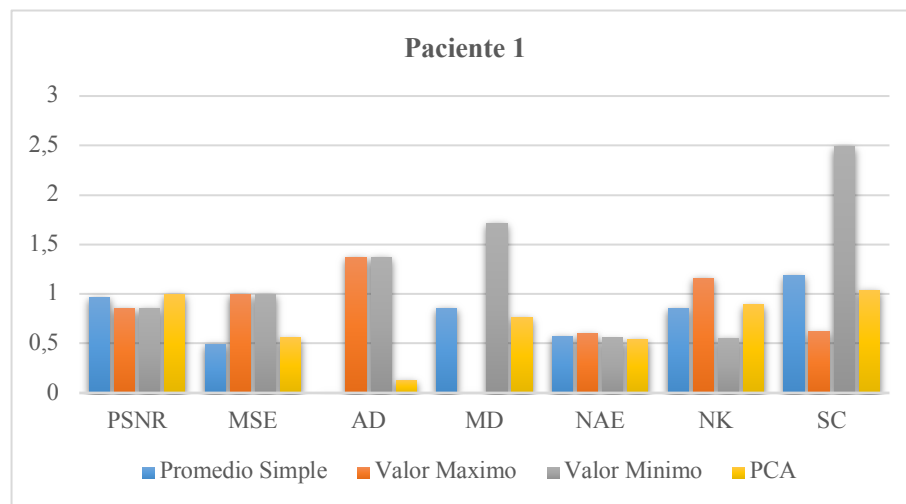


Gráfico 1-4: Comparativo de algoritmos de Fusión Simple – Paciente 1
Realizado por: David Martínez, 2018

Tabla 1-4: Resultados Paciente 1 - Algoritmos de Fusión Simple

Paciente 1 – Cerebral							
	PSNR	MSE	AD	MD	NAE	NK	SC
P. Simple	22,41153036	3,731877031	2,22045E-17	0,860077343	0,580046837	0,864389933	1,193814133
VMax	19,88545886	7,463754063	1,377154666	0	0,604126143	1,166206817	0,625522669
VMin	19,88545886	7,463754063	1,377154666	1,720154686	0,555967532	0,562573049	2,491672118
PCA	23,01115051	4,213140749	0,133886357	0,767097503	0,548106011	0,899837009	1,046172047

Realizado por: David Martínez, 2018

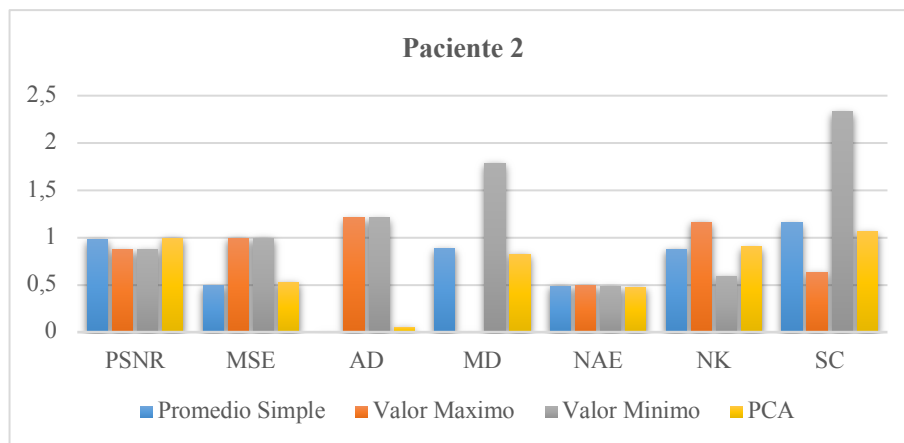


Gráfico 2-4: Comparativo de algoritmos de Fusión Simple – Paciente 2
Realizado por: David Martínez, 2018

Tabla 2-4: Resultados Paciente 2 - Algoritmos de Fusión Simple

Paciente 2 – Cerebral							
	PSNR	MSE	AD	MD	NAE	NK	SC
P. Simple	22,81702417	3,399209595	2,22045E-17	0,894234728	0,49486791	0,883600444	1,160454018
VMax	20,39745073	6,79841919	1,213358178	0	0,502530479	1,169387361	0,636451163
VMin	20,39745073	6,79841919	1,213358178	1,788469456	0,487205341	0,597813528	2,332157347
PCA	23,15473222	3,653517031	0,05892981	0,831104363	0,483064446	0,90865243	1,066799177

Realizado por: David Martínez, 2018

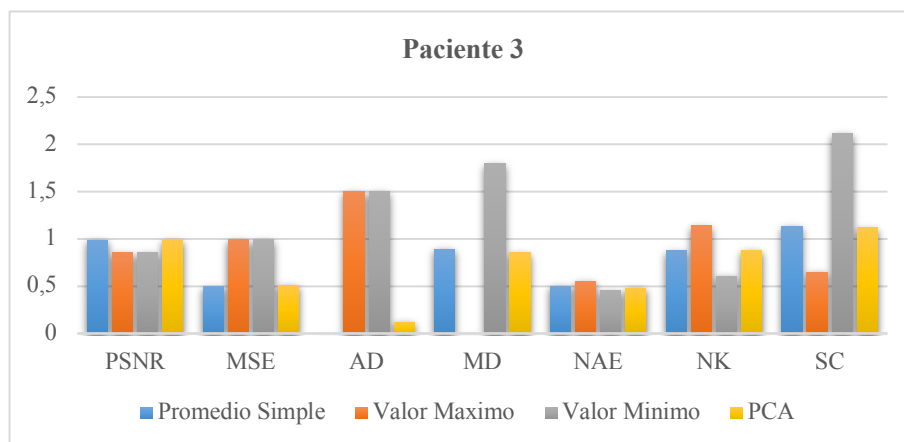


Gráfico 3-4: Comparativo de algoritmos de Fusión Simple – Paciente 3
Realizado por: David Martínez, 2018

Tabla 3-4: Resultados Paciente 3 - Algoritmos de Fusión Simple

Paciente 3 – Cerebral							
	PSNR	MSE	AD	MD	NAE	NK	SC
P. Simple	22,3469168	3,787814316	0	0,899609703	0,508979752	0,878243793	1,139996489
VMax	19,35780787	7,575628632	1,503039499	0	0,557332777	1,142429849	0,65437228
VMin	19,35780787	7,575628632	1,503039499	1,799219407	0,460626727	0,614057737	2,119461733
PCA	22,51601075	3,932459902	0,129925304	0,858976633	0,487618987	0,882134668	1,120860217

Realizado por: David Martínez, 2018

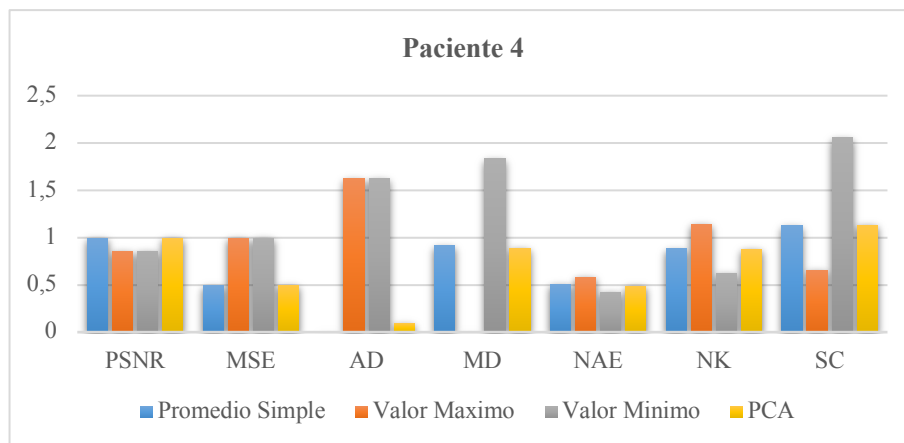


Gráfico 4-4: Comparativo de algoritmos de Fusión Simple – Paciente 4
Realizado por: David Martínez, 2018

Tabla 4-4: Resultados Paciente 4 - Algoritmos de Fusión Simple

Paciente 4 – Cerebral							
	PSNR	MSE	AD	MD	NAE	NK	SC
P. Simple	22,08277089	4,025346518	0	0,918548079	0,509862146	0,888612039	1,128624611
VMax	19,13091329	8,050693036	1,630480703	0	0,587583721	1,146090763	0,66025487
VMin	19,13091329	8,050693036	1,630480703	1,837096159	0,432140571	0,631133316	2,060014993
PCA	22,13236949	4,071056481	0,098625855	0,896335238	0,495271515	0,885239243	1,138110565

Realizado por: David Martínez, 2018

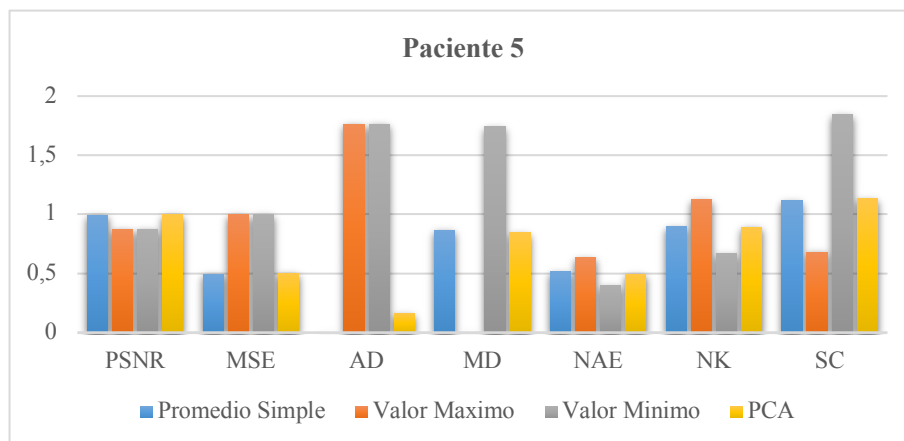


Gráfico 5-4: Comparativo de algoritmos de Fusión Simple – Paciente 5
Realizado por: David Martínez, 2018

Tabla 5-4: Resultados Paciente 5 - Algoritmos de Fusión Simple

Paciente 5 – Cerebral							
	PSNR	MSE	AD	MD	NAE	NK	SC
P. Simple	22,20120842	3,917053641	1,77636E-16	0,871620331	0,521926178	0,901062001	1,118170993
VMax	19,539136	7,834107282	1,765415442	0	0,640582998	1,12841315	0,686056267
VMin	19,539136	7,834107282	1,765415442	1,743240662	0,403269357	0,673710853	1,843679541
PCA	22,28111558	3,988465715	0,166394396	0,849654106	0,498974573	0,894039635	1,137999671

Realizado por: David Martínez, 2018

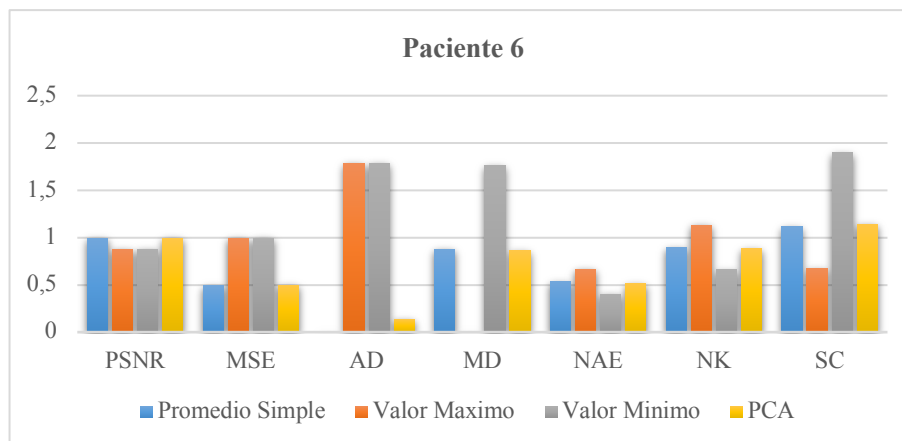


Gráfico 6-4: Comparativo de algoritmos de Fusión Simple – Paciente 6
Realizado por: David Martínez, 2018

Tabla 6-4: Resultados Paciente 6 - Algoritmos de Fusión Simple

Paciente 6 – Cerebral							
	PSNR	MSE	AD	MD	NAE	NK	SC
P. Simple	22,17155289	3,943892532	8,88178E-17	0,883556627	0,541625312	0,901223453	1,123363166
VMax	19,64619417	7,887785064	1,788488344	0	0,673834646	1,137129038	0,677907248
VMin	19,64619417	7,887785064	1,788488344	1,767113254	0,409415978	0,665317867	1,905226618
PCA	22,22754453	3,994413006	0,144594827	0,866218363	0,520677541	0,893690996	1,145715441

Realizado por: David Martínez, 2018

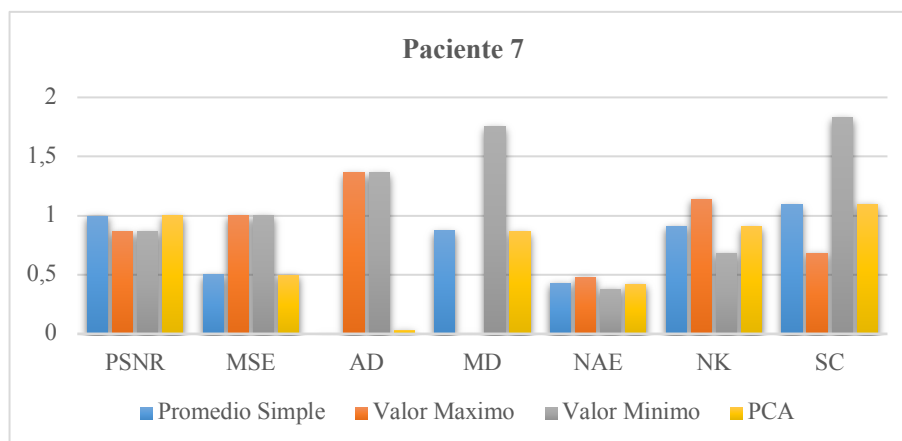


Gráfico 7-4: Comparativo de algoritmos de Fusión Simple – Paciente 7
Realizado por: David Martínez, 2018

Tabla 7-4: Resultados Paciente 7 - Algoritmos de Fusión Simple

Paciente 7 – Pulmonar							
	PSNR	MSE	AD	MD	NAE	NK	SC
P. Simple	23,30945665	3,034832285	0	0,878762899	0,433730621	0,915526285	1,095320769
VMax	20,31798803	6,069664569	1,36549177	0	0,483429616	1,142880158	0,688144661
VMin	20,31798803	6,069664569	1,36549177	1,757525798	0,384031626	0,688172411	1,828764785
PCA	23,32248322	3,043921561	0,039352517	0,86967003	0,428565758	0,913744262	1,100174629

Realizado por: David Martínez, 2018

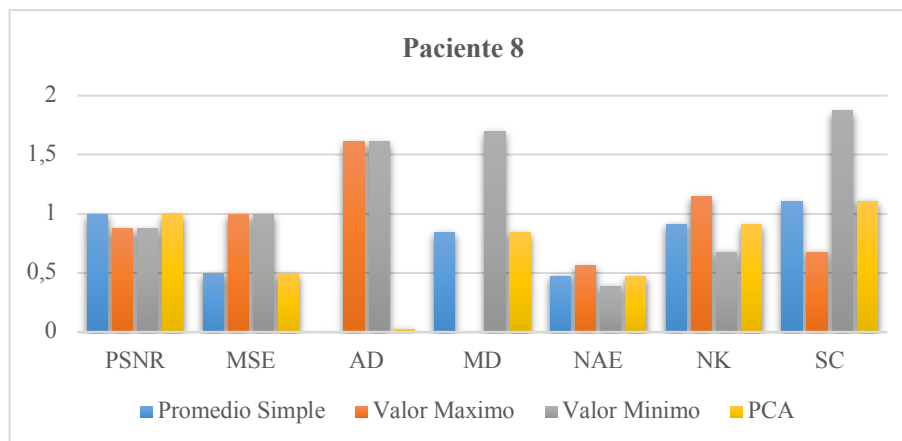


Gráfico 8-4: Comparativo de algoritmos de Fusión Simple – Paciente 8
Realizado por: David Martínez, 2018

Tabla 8-4: Resultados Paciente 8 - Algoritmos de Fusión Simple

Paciente 8 – Pulmonar							
	PSNR	MSE	AD	MD	NAE	NK	SC
P. Simple	22,48483731	3,669413296	8,88178E-17	0,849527522	0,480693259	0,916193302	1,104856147
VMax	19,80528876	7,338826591	1,610691712	0	0,568241618	1,149448899	0,682257742
VMin	19,80528876	7,338826591	1,610691712	1,699055044	0,393144901	0,682937705	1,871683845
PCA	22,48926682	3,67315394	0,033011677	0,844272955	0,476338716	0,914023367	1,111138045

Realizado por: David Martínez, 2018

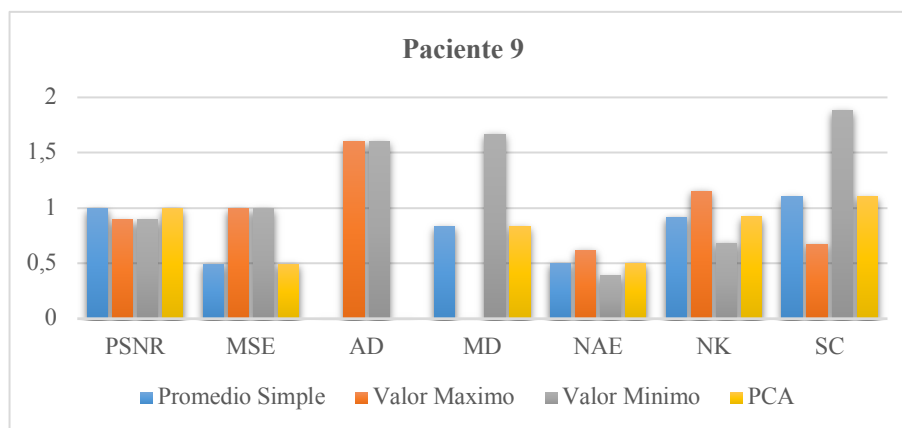


Gráfico 9-4: Comparativo de algoritmos de Fusión Simple – Paciente 9
Realizado por: David Martínez, 2018

Tabla 9-4: Resultados Paciente 9 - Algoritmos de Fusión Simple

Paciente 9 – Pélvica							
	PSNR	MSE	AD	MD	NAE	NK	SC
P. Simple	22,56363922	3,603432899	8,88178E-17	0,834391354	0,506215611	0,922454514	1,108093476
VMax	20,30127279	7,206865799	1,604418079	0	0,622285703	1,156369572	0,680923202
VMin	20,30127279	7,206865799	1,604418079	1,668782708	0,39014552	0,688539455	1,881801765
PCA	22,56364249	3,603435616	0,000990437	0,834313263	0,506073873	0,922374699	1,108325417

Realizado por: David Martínez, 2018

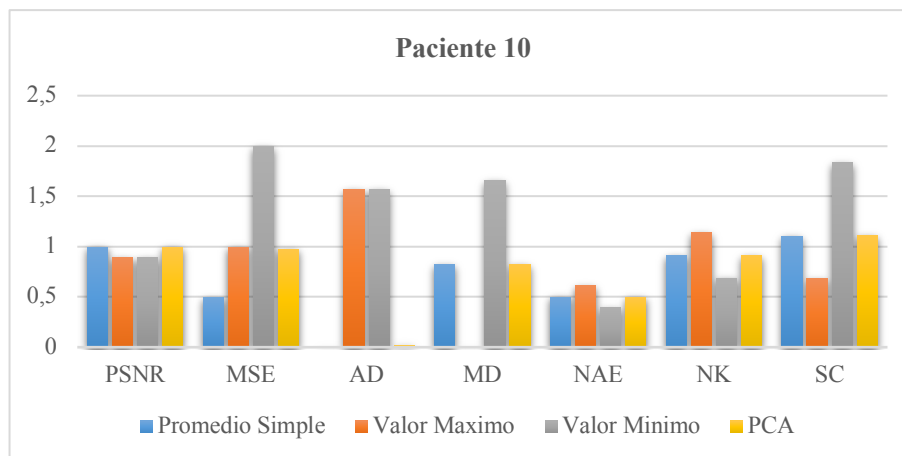


Gráfico 10-4: Comparativo de algoritmos de Fusión Simple – Paciente 10
Realizado por: David Martínez, 2018

Tabla 10-4: Resultados Paciente 10 - Algoritmos de Fusión Simple

Paciente 10 – Pélvica							
	PSNR	MSE	AD	MD	NAE	NK	SC
P. Simple	22,82233684	3,395053924	0	0,830891351	0,505559616	0,91902752	1,106053253
VMax	20,51554634	6,790107849	1,568221078	0	0,616234591	1,145698794	0,686699921
VMin	20,51554634	6,790107849	1,568221078	1,661782701	0,39488464	0,692356245	1,839047164
PCA	22,82457461	3,396802825	0,024683818	0,830178116	0,501937496	0,917233417	1,111255073

Realizado por: David Martínez, 2018

4.3.2.2 Métodos de descomposición Piramidal y Wavelets

Para la descomposición piramidal y wavelets se toma las siguientes consideraciones:

- ✓ Se hace una comparación entre los distintos niveles de fusión para saber qué nivel es el más adecuado para realizar un cuadro comparativo entre todos los algoritmos de fusión.
- ✓ Como segundo punto, se utiliza un par de imágenes médicas en todos los casos. Las imágenes a fusionar son cortes cerebrales de un mismo paciente siendo el objetivo la obtención de una imagen con la máxima calidad posible para proceder a aplicar los algoritmos de fusión en ese nivel de descomposición.
- ✓ Se deja de lado los filtros de imagen de paso alto y de paso bajo ya que no intervienen en las medidas de calidad de imagen, solo en como observamos la imagen fusionada al final, de igual manera no se considera el tiempo de adquisición ni los posibles colores que pueda tomar la imagen fusionada al final.

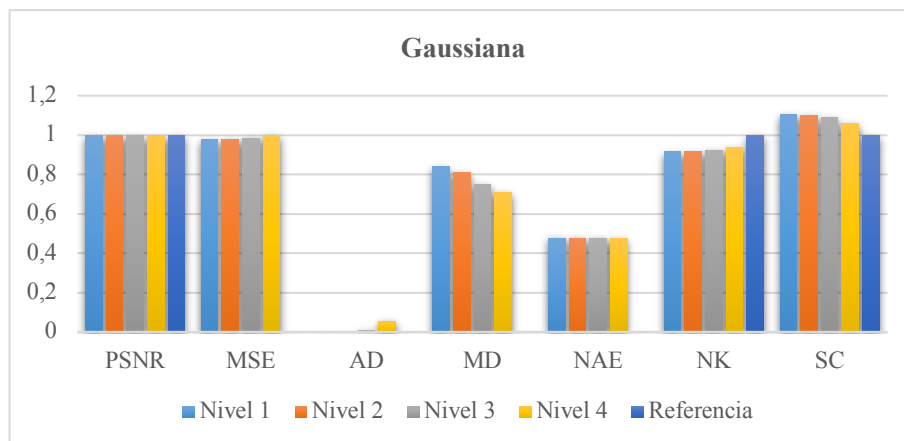


Gráfico 11-4: Comparativo de Niveles (1 - 4) Fusión Gaussiana
Realizado por: David Martínez, 2018

Tabla 11-4: Resultados de Descomposición Nivel (1 - 4) – Gaussiana

Gaussiana							
	PSNR	MSE	AD	MD	NAE	NK	SC
Nivel 1	22,48356827	3,670496088	0,001132336	0,840055818	0,480662702	0,916608323	1,103881677
Nivel 2	22,47757271	3,676440735	0,003854002	0,810826593	0,480111035	0,917994831	1,100784059
Nivel 3	22,45602076	3,702883219	0,01472906	0,75257575	0,478370139	0,92233821	1,090713857
Nivel 4	22,39981201	3,758197823	0,059926504	0,709750302	0,477668535	0,936208057	1,058335778

Realizado por: David Martínez, 2018

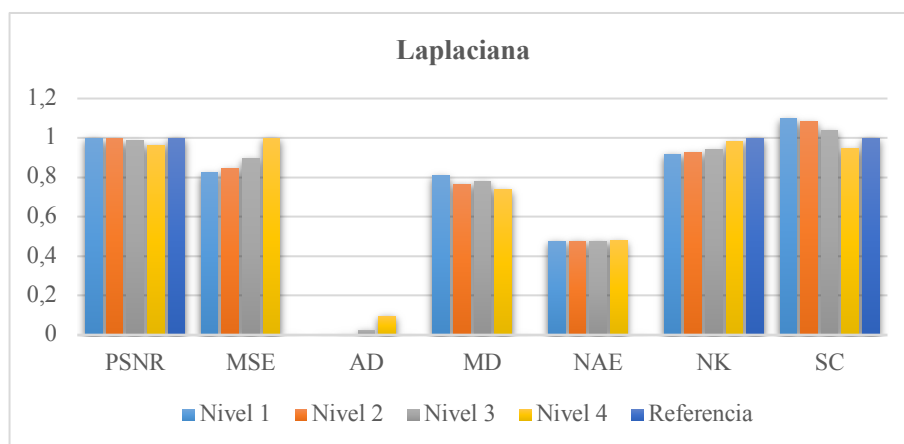


Gráfico 12-4: Comparativo de Niveles (1 - 4) Fusión Laplaciana
Realizado por: David Martínez, 2018

Tabla 12-4: Resultados de Descomposición Nivel (1 - 4) – Laplaciana

Laplaciana							
	PSNR	MSE	AD	MD	NAE	NK	SC
Nivel 1	22,47045295	3,683058494	0,001786901	0,810012226	0,480001434	0,918751554	1,098914961
Nivel 2	22,38059096	3,776668143	0,006853584	0,766375208	0,478875726	0,925496458	1,081760319
Nivel 3	22,16501163	4,010150094	0,02723425	0,781716884	0,477860633	0,941601402	1,041186513
Nivel 4	21,67798038	4,464976876	0,099724779	0,739014475	0,4829579	0,983016882	0,949628632

Realizado por: David Martínez, 2018

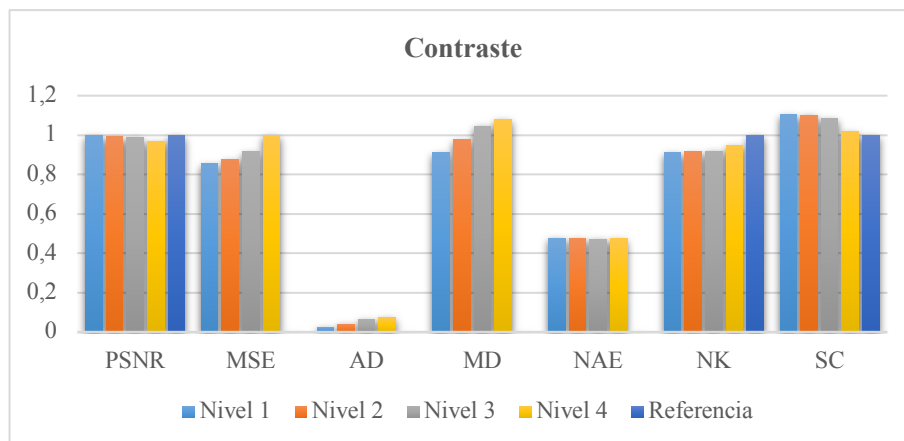


Gráfico 13-4: Comparativo de Niveles (1 - 4) Fusión Contraste
Realizado por: David Martínez, 2018

Tabla 13-4: Resultados de Descomposición Nivel (1 - 4) – Contraste

Contraste							
	PSNR	MSE	AD	MD	NAE	NK	SC
Nivel 1	22,42473557	3,721704838	0,02798254	0,911437033	0,478631287	0,915222482	1,105991901
Nivel 2	22,32353573	3,816587639	0,04439565	0,978531679	0,4774652	0,915892017	1,102230757
Nivel 3	22,15547638	3,988899654	0,0687632	1,046960357	0,475103905	0,92045821	1,087446601
Nivel 4	21,77033576	4,347555342	0,074738953	1,08154251	0,476271122	0,947258713	1,019091941

Realizado por: David Martínez, 2018

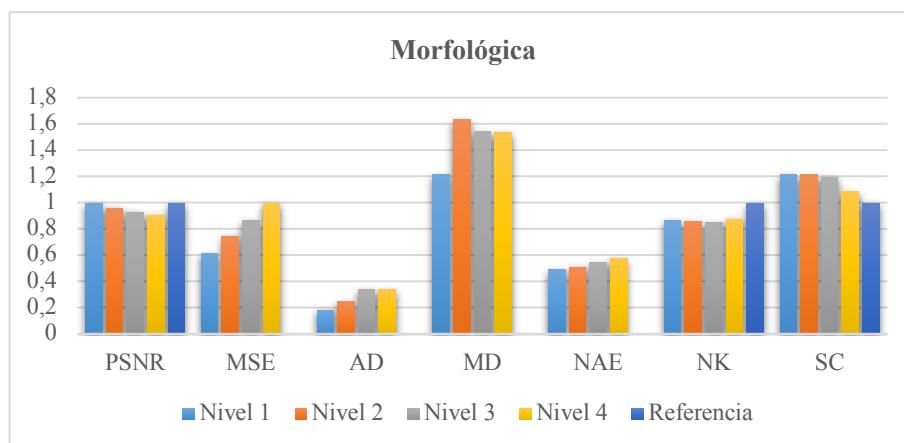


Gráfico 14-4: Comparativo de Niveles (1 - 4) Fusión Morfológica
Realizado por: David Martínez, 2018

Tabla 14-4: Resultados de Descomposición Nivel (1 - 4) – Morfológica

Mofológica							
	PSNR	MSE	AD	MD	NAE	NK	SC
Nivel 1	21,94809453	4,157409917	0,190413082	1,215582827	0,495997237	0,86808345	1,214804065
Nivel 2	21,13492399	5,058972637	0,252266874	1,635590996	0,515111065	0,857364475	1,21438381
Nivel 3	20,46994604	5,842915726	0,345090603	1,543207194	0,548855659	0,850716231	1,197486902
Nivel 4	19,93244869	6,749156576	0,344582314	1,538930242	0,578461639	0,880394452	1,085856767

Realizado por: David Martínez, 2018

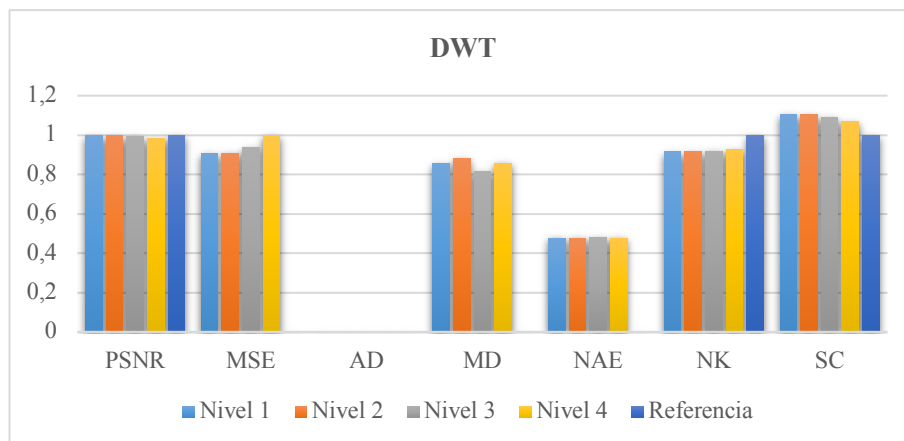


Gráfico 15-4: Comparativo de Niveles (1 - 4) Fusión DWT
Realizado por: David Martínez, 2018

Tabla 15-4: Resultados de Descomposición Nivel (1 - 4) – DWT

DWT							
	PSNR	MSE	AD	MD	NAE	NK	SC
Nivel 1	22,48249318	3,671395748	4,0988E-07	0,856338522	0,480728718	0,916279138	1,104605798
Nivel 2	22,46611234	3,685565661	3,27581E-06	0,882287441	0,480730593	0,916990543	1,102697232
Nivel 3	22,34785382	3,797035072	2,57501E-06	0,817885907	0,481067506	0,920583318	1,091969395
Nivel 4	22,12528419	4,049043517	7,16051E-06	0,859150395	0,480493074	0,927517195	1,070715447

Realizado por: David Martínez, 2018

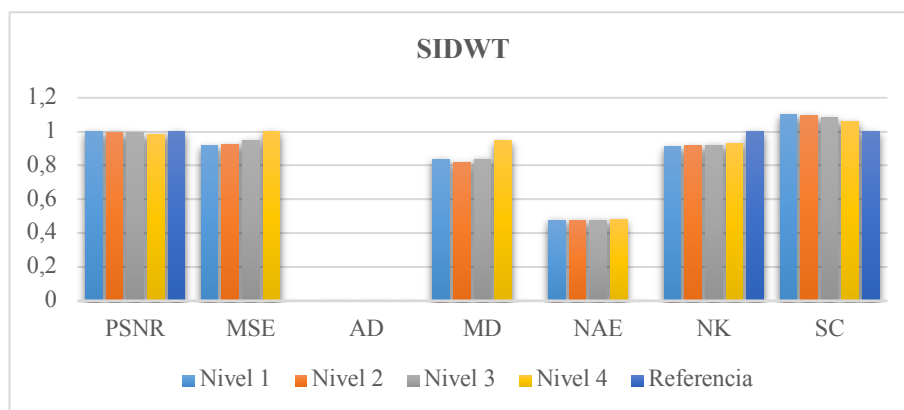


Gráfico 16-4: Comparativo de Niveles (1 - 4) Fusión SIDWT
Realizado por: David Martínez, 2018

Tabla 16-4: Resultados de Descomposición Nivel (1 - 4) – SIDWT

SIDWT							
	PSNR	MSE	AD	MD	NAE	NK	SC
Nivel 1	22,48216515	3,67176791	2,63771E-06	0,838385775	0,480505838	0,916724144	1,103658679
Nivel 2	22,46033121	3,692161315	5,47972E-06	0,81762185	0,480145464	0,918524902	1,099249869
Nivel 3	22,3494184	3,801222692	6,97184E-06	0,839952545	0,480366983	0,923235264	1,08605916
Nivel 4	22,14501307	3,995420117	1,28661E-05	0,948971414	0,482096471	0,931256569	1,062835918

Realizado por: David Martínez, 2018

En base a los resultados mostrados en las tablas, el nivel que obtiene los mejores valores tanto para PSNR como para MSE es el nivel de descomposición 1, en el resto de métricas se obtienen valores muy cercanos al óptimo y en comparación a otros niveles analizados esta obtiene un comportamiento relativamente bueno en todas las métricas. El nivel de descomposición 4 obtiene el mejor valor de la métrica MD, si bien en las otras métricas posee valores relativamente pobres. Los otros niveles de descomposición presentan valores buenos en todas sus métricas se encuentran muy cercanas a las métricas óptimas.

Por el resultado anterior, se toma como referencia el nivel de descomposición 1 para evaluar los algoritmos de fusión piramidales y wavelets para los diferentes pacientes. Para este tipo de imágenes resultado de mejor adquisición el nivel de descomposición 1, para otras imágenes puede variar el nivel.

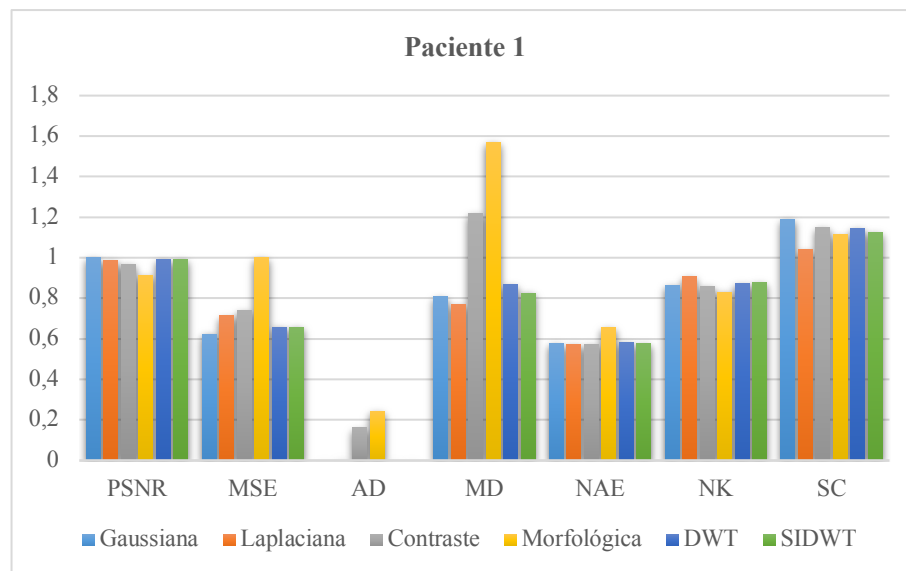


Gráfico 17-4: Comparativo de algoritmos de Fusión Piramidal y Wavelets – Paciente 1
Realizado por: David Martínez, 2018

Tabla 17-4: Resultado de algoritmos de Fusión Piramidal y Wavelets – Paciente 1

Paciente 1 – Cerebral							
	PSNR	MSE	AD	MD	NAE	NK	SC
Gaussiana	22,36528819	3,784299124	5,71243E-05	0,810163337	0,578573532	0,86344002	1,187945611
Laplaciana	22,05544899	4,314458414	0,007246818	0,769073842	0,574597425	0,908345154	1,039546466
Contraste	21,64330042	4,489337143	0,161007685	1,217789302	0,574814369	0,860259774	1,14998864
Morfológica	20,46624974	6,05030937	0,244340241	1,570743289	0,656070146	0,832741197	1,113005567
DWT	22,16165522	3,989549142	2,43188E-06	0,867659545	0,582480738	0,874434275	1,144381831
SIDWT	22,20344113	3,985506922	4,22222E-06	0,827917981	0,578146359	0,881312571	1,125062388

Realizado por: David Martínez, 2018

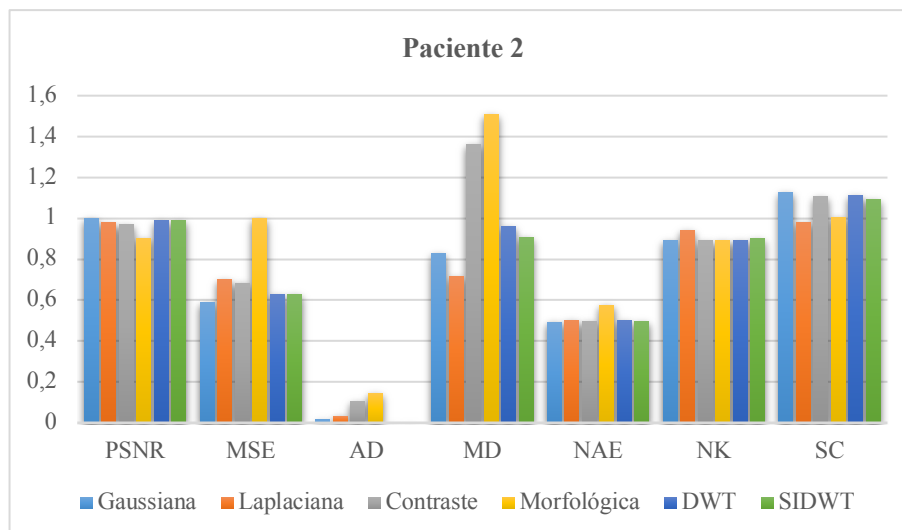


Gráfico 18-4: Comparativo de algoritmos de Fusión Piramidal y Wavelets – Paciente 2
 Realizado por: David Martínez, 2018

Tabla 18-4: Resultado de algoritmos de Fusión Piramidal y Wavelets – Paciente 2

Paciente 2 – Cerebral							
	PSNR	MSE	AD	MD	NAE	NK	SC
Gaussiana	22,76575265	3,459240524	0,016318738	0,830628797	0,494345999	0,893417873	1,12832926
Laplaciana	22,29502904	4,115192569	0,035044024	0,716701633	0,503293532	0,943719916	0,981569528
Contraste	22,08768453	4,020838063	0,107840533	1,363618059	0,499963436	0,891555669	1,108399198
Morfológica	20,5644315	5,866665962	0,146183894	1,509701493	0,578682775	0,893018605	1,007109208
DWT	22,51795694	3,69368487	1,76E-06	0,961507095	0,501468319	0,894001241	1,111935835
SIDWT	22,5540889	3,688527854	1,56485E-06	0,909483729	0,498478286	0,901655143	1,09308712

Realizado por: David Martínez, 2018

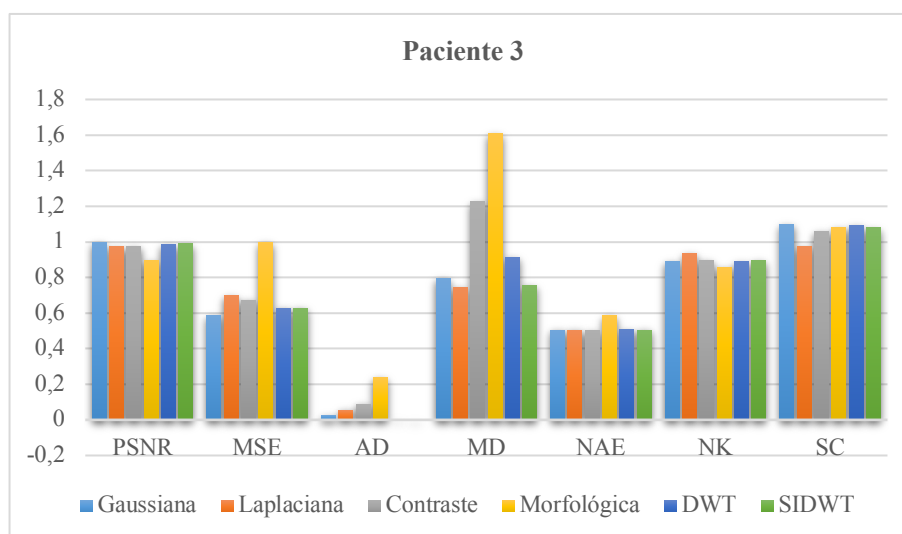


Gráfico 19-4: Comparativo de algoritmos de Fusión Piramidal y Wavelets – Paciente 3
 Realizado por: David Martínez, 2018

Tabla 19-4: Resultado de algoritmos de Fusión Piramidal y Wavelets – Paciente 3

Paciente 3 – Cerebral							
	PSNR	MSE	AD	MD	NAE	NK	SC
Gaussiana	22,28785219	3,863864906	0,029254081	0,799262187	0,506818293	0,892259585	1,100894984
Laplaciana	21,78220776	4,594202217	0,058704017	0,745191784	0,507615601	0,939065897	0,973383875
Contraste	21,73430365	4,426429373	0,092290577	1,228237953	0,502314661	0,899851294	1,061252111
Morfológica	19,98861219	6,56538046	0,241002113	1,609010598	0,58795302	0,856180643	1,081590756
DWT	22,02646695	4,145434173	2,55184E-06	0,914570529	0,510306981	0,890120282	1,094392107
SIDWT	22,04998422	4,146206533	-4,25825E-06	0,759315155	0,508144565	0,896043779	1,08016369

Realizado por: David Martínez, 2018

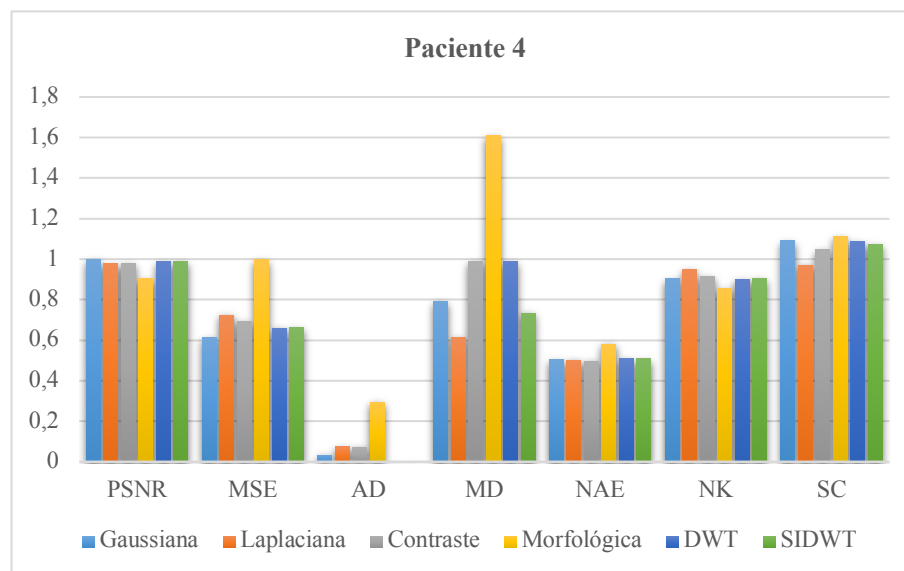


Gráfico 20-4: Comparativo de algoritmos de Fusión Piramidal y Wavelets – Paciente 4
Realizado por: David Martínez, 2018

Tabla 20-4: Resultado de algoritmos de Fusión Piramidal y Wavelets – Paciente 4

Paciente 4 – Cerebral							
	PSNR	MSE	AD	MD	NAE	NK	SC
Gaussiana	22,02448448	4,107243051	0,038489872	0,792672658	0,506927952	0,903664677	1,090317392
Laplaciana	21,514405	4,846569463	0,078323086	0,613863419	0,505293512	0,950959404	0,971296361
Contraste	21,58186948	4,641820966	0,075670735	0,98860863	0,499170781	0,915914797	1,046824419
Morfológica	19,91753569	6,673147873	0,295632567	1,609024174	0,584041482	0,857518971	1,114303414
DWT	21,74557702	4,413652512	3,93668E-06	0,987148915	0,51103858	0,900707979	1,087734956
SIDWT	21,77130039	4,423810978	1,92203E-05	0,735151584	0,508468474	0,906515425	1,074417369

Realizado por: David Martínez, 2018

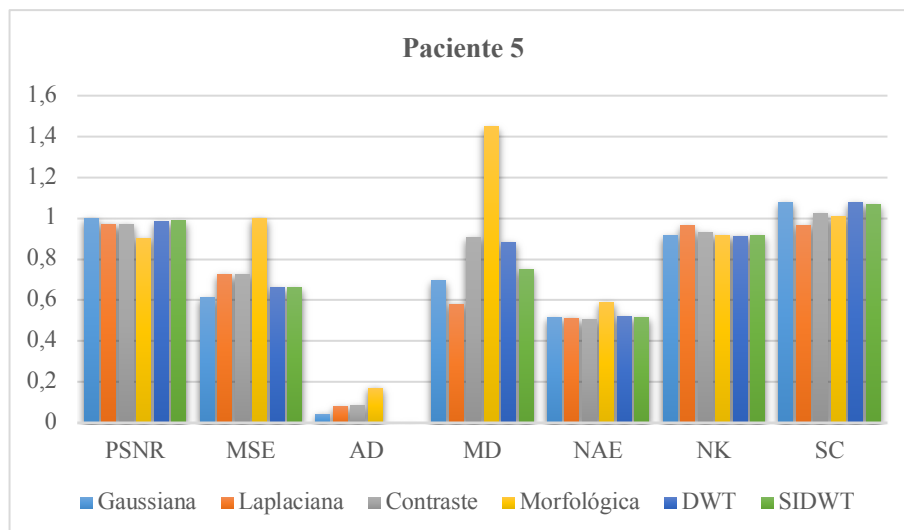


Gráfico 21-4: Comparativo de algoritmos de Fusión Piramidal y Wavelets – Paciente 5
Realizado por: David Martínez, 2018

Tabla 21-4: Resultado de algoritmos de Fusión Piramidal y Wavelets – Paciente 5

Paciente 5 – Cerebral							
	PSNR	MSE	AD	MD	NAE	NK	SC
Gaussiana	22,13445293	4,00281706	0,044209542	0,698226496	0,518519587	0,917343246	1,078654568
Laplaciana	21,54579642	4,754045405	0,082765744	0,582435649	0,515422873	0,964086381	0,965187832
Contraste	21,53918413	4,740546519	0,085223207	0,909651818	0,507371307	0,934082487	1,023585755
Morfológica	20,00355156	6,523926846	0,173969586	1,448095289	0,589622809	0,916117822	1,00786952
DWT	21,8374688	4,33322457	1,08E-06	0,88178473	0,521166968	0,914020679	1,077309779
SIDWT	21,8754739	4,327192447	6,45E-06	0,751398884	0,518137053	0,91858578	1,067776367

Realizado por: David Martínez, 2018

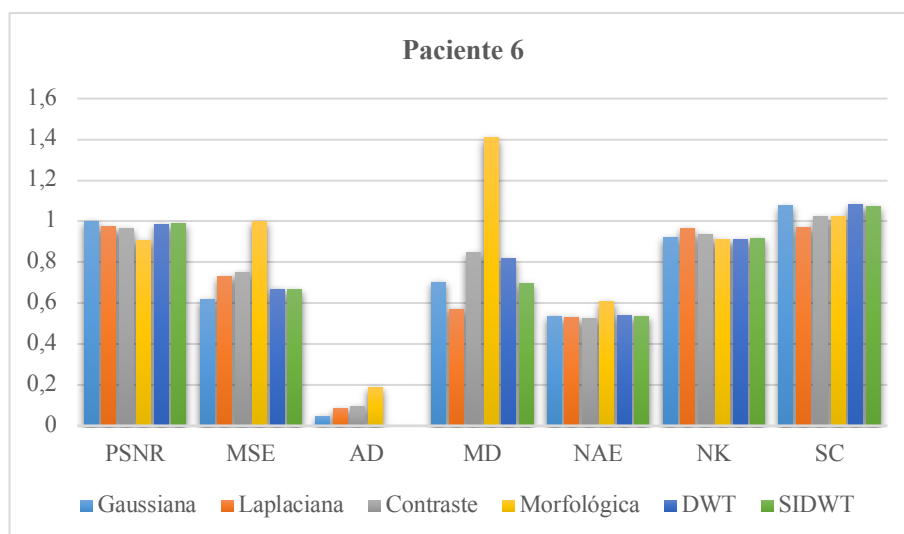


Gráfico 22-4: Comparativo de algoritmos de Fusión Piramidal y Wavelets – Paciente 6
Realizado por: David Martínez, 2018

Tabla 22-4: Resultado de algoritmos de Fusión Piramidal y Wavelets – Paciente 6

Paciente 6 – Cerebral							
	PSNR	MSE	AD	MD	NAE	NK	SC
Gaussiana	22,10081967	4,028277821	0,048869279	0,703901781	0,537910498	0,919855476	1,078820596
Laplaciana	21,51017926	4,737518564	0,087426183	0,571859185	0,534085873	0,965445105	0,969159764
Contraste	21,38454839	4,878202553	0,09699812	0,846665508	0,525021207	0,935503237	1,023212097
Morfológica	20,01435558	6,49058697	0,188885695	1,410732458	0,61142824	0,910771348	1,022452237
DWT	21,8174129	4,346305728	8,2025E-06	0,819561493	0,539694169	0,914307491	1,083051367
SIDWT	21,84978019	4,330696014	2,34E-06	0,697058061	0,537077715	0,918542846	1,074423958

Realizado por: David Martínez, 2018

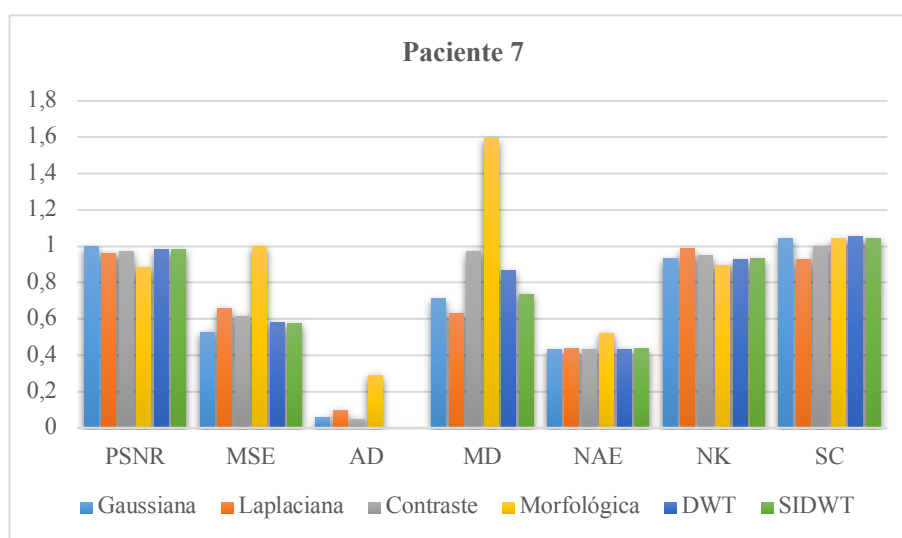


Gráfico 23-4: Comparativo de algoritmos de Fusión Piramidal y Wavelets – Paciente 7
Realizado por: David Martínez, 2018

Tabla 23-4: Resultado de algoritmos de Fusión Piramidal y Wavelets – Paciente 7

Paciente 7 – Pulmonar							
	PSNR	MSE	AD	MD	NAE	NK	SC
Gaussiana	23,22087711	3,122157318	0,058863128	0,714109185	0,431939914	0,936463981	1,045790431
Laplaciana	22,35499949	3,876577371	0,100390056	0,631119675	0,440014988	0,987217701	0,927910905
Contraste	22,54509135	3,628082032	0,050708566	0,973069017	0,433585062	0,949510348	1,003053309
Morfológica	20,5094958	5,873442555	0,293896179	1,592306902	0,52304818	0,895494877	1,045076796
DWT	22,87378497	3,429012213	3,84E-06	0,869305908	0,438217455	0,92795222	1,055536403
SIDWT	22,88683414	3,398276644	9,11402E-06	0,739840766	0,4387444	0,932313106	1,046663197

Realizado por: David Martínez, 2018

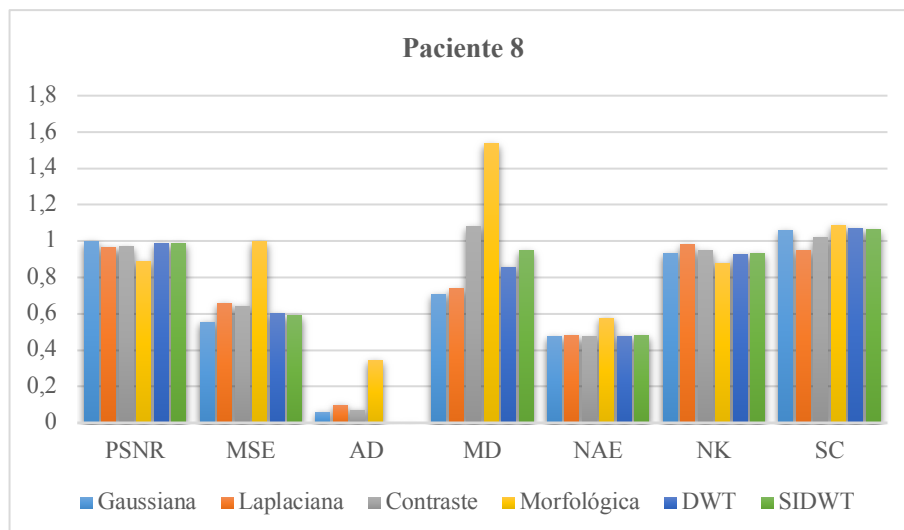


Gráfico 24-4: Comparativo de algoritmos de Fusión Piramidal y Wavelets – Paciente 8
 Realizado por: David Martínez, 2018

Tabla 24-4: Resultado de algoritmos de Fusión Piramidal y Wavelets – Paciente 8

Paciente 8 – Pulmonar							
	PSNR	MSE	AD	MD	NAE	NK	SC
Gaussiana	22,39981201	3,758197823	0,059926504	0,709750302	0,477668535	0,936208057	1,058335778
Laplaciana	21,67798038	4,464976876	0,099724779	0,739014475	0,4829579	0,983016882	0,949628632
Contraste	21,77033576	4,347555342	0,074738953	1,08154251	0,476271122	0,947258713	1,019091941
Morfológica	19,93244869	6,749156576	0,344582314	1,538930242	0,578461639	0,880394452	1,085856767
DWT	22,12528419	4,049043517	7,16051E-06	0,859150395	0,480493074	0,927517195	1,070715447
SIDWT	22,14501307	3,995420117	1,28661E-05	0,948971414	0,482096471	0,931256569	1,062835918

Realizado por: David Martínez, 2018

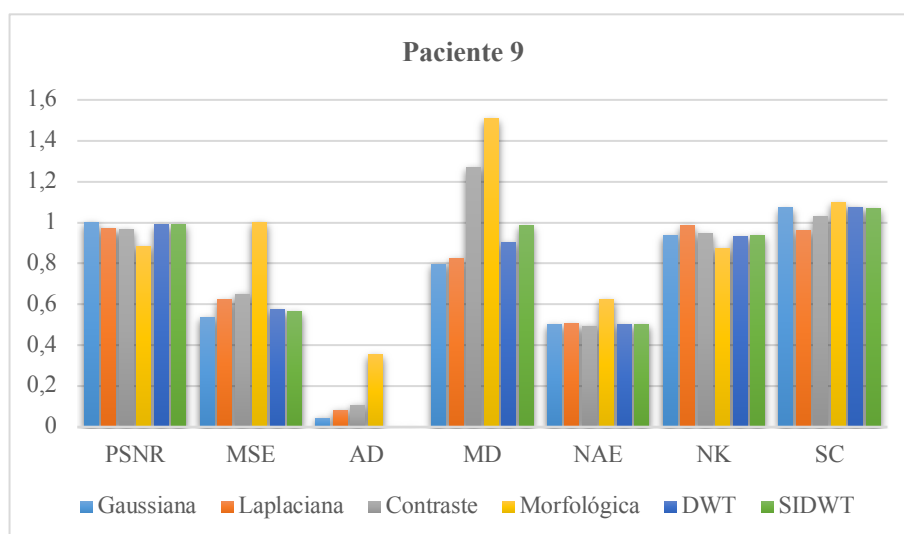


Gráfico 25-4: Comparativo de algoritmos de Fusión Piramidal y Wavelets – Paciente 9
 Realizado por: David Martínez, 2018

Tabla 25-4: Resultado de algoritmos de Fusión Piramidal y Wavelets – Paciente 9

Paciente 9 – Pélvico							
	PSNR	MSE	AD	MD	NAE	NK	SC
Gaussiana	22,48765976	3,679008101	0,048635462	0,798158015	0,502596138	0,937838722	1,072891253
Laplaciana	21,83976882	4,280772214	0,086981873	0,824853682	0,507731238	0,986264506	0,961806275
Contraste	21,71396668	4,459919047	0,109633499	1,269927587	0,496740786	0,948934849	1,029649813
Morfológica	19,88697204	6,845653765	0,356555884	1,508271811	0,623670226	0,8755304	1,099152068
DWT	22,22287906	3,949897279	5,04961E-06	0,902987504	0,505985941	0,933466063	1,076385599
SIDWT	22,27035023	3,87569631	5,54939E-06	0,986937268	0,505533016	0,937490828	1,068234098

Realizado por: David Martínez, 2018

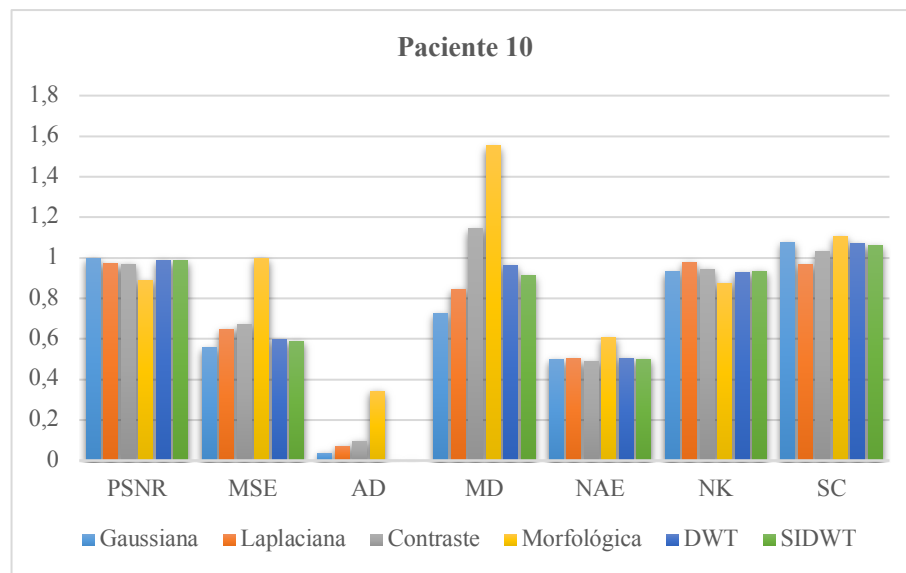


Gráfico 26-4: Comparativo de algoritmos de Fusión Piramidal y Wavelets – Paciente 10
Realizado por: David Martínez, 2018

Tabla 26-4: Resultado de algoritmos de Fusión Piramidal y Wavelets – Paciente 10

Paciente 10 – Pélvico							
	PSNR	MSE	AD	MD	NAE	NK	SC
Gaussiana	22,7480808	3,468849304	0,041879615	0,727942211	0,501302317	0,931746776	1,076423853
Laplaciana	22,13718361	4,036039658	0,076209301	0,846080855	0,502985523	0,978950233	0,967042848
Contraste	22,06033868	4,185433444	0,098772315	1,143726895	0,492540865	0,944271791	1,031538589
Morfológica	20,22533021	6,23488776	0,345872724	1,55343469	0,607193968	0,874385499	1,107598828
DWT	22,48091119	3,726547789	2,35815E-06	0,964632604	0,505430805	0,930746612	1,072133259
SIDWT	22,51853767	3,685232708	1,59824E-05	0,913683759	0,503289533	0,935425845	1,062801763

Realizado por: David Martínez, 2018

CONCLUSIONES

Se construyó una Herramienta Computacional para la fusión de Imágenes Médicas SPECT/TC, mediante la implementación de algoritmos como; Promedio Simple, Valor Máximo, Valor Mínimo, Análisis de Componentes Principales, Pirámide Gaussiana, Pirámide Laplaciana, Pirámide de Contraste, Pirámide Morfológica, Transformada discreta de wavelets DWT y Método de wavelets invariante a traslaciones SIDWT, y además de una eficaz aplicación para la medición de dosis absorbida en pacientes para el área de medicina nuclear convencional del Hospital Carlos Andrade Marín, mediante una Interfaz gráfica (GUIDE) en el entorno Matlab, la cual es de fácil acceso para usuarios externos que deseen utilizar la herramienta.

Se evaluó la funcionalidad de la herramienta computacional construida para la fusión de las imágenes médicas SPECT/TC con imágenes reales de cortes cerebrales, pulmonares y pélvicas, mediante medidas de calidad de imagen como; Relación señal ruido máximo (PSNR), Error cuadrático medio (MSE), Diferencia promedio (AD), Diferencia máxima (MD), Error absoluto normalizado (NAE), Correlación cruzada normalizada (NK), y Contenido estructural (SC), obteniéndose resultados cercanos a los valores ideales para cada una de las pruebas, entre 0 y 1 contrastando la calidad de la imagen fusionada.

Se evaluó la funcionalidad del módulo para el análisis de dosimetría interna, con ejemplos pre existentes sobre absorción de dosis, dando como resultado que el error del valor obtenido a través de la herramienta computacional con respecto al reportado en las referencias bibliográficas es del 0,092%.

RECOMENDACIONES

Realizar un estudio con la adquisición de imágenes de otras fuentes, como la fusión PET/TC ya que la herramienta computacional construida es de código abierto para imágenes en formato Dicom.

Abordar un estudio similar sobre una familia de algoritmos de reciente aparición denominados curvelet, los cuales realizan una descomposición de la imagen más minuciosa y calcula la fusión a partir de la medición del nivel de actividad, mejorando los resultados que se obtienen con algoritmos de fusión wavelet.

Recrear un análisis sobre fantomas de dosimetría que tengan datos que contribuyan en los cálculos de dosis absorbida por pacientes y agregar dichos datos en la herramienta computacional, en la aplicación de dosimetría interna.

BIBLIOGRAFÍA

- Amolins K., Zhang, Y., & Dare, P.** “Wavelet based image fusion techniques – An introduction, review and comparison”. *Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, [en línea], 2007, (Canadá), Vol. 62 (4), pp. 249-263. [Consulta: 20 agosto 2017]. ISSN 0924-2716. Disponible en: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0924271607000585>
- Arambula, Fernando.** “Rastreo de Imágenes y Reconstrucción de Volúmenes de Ultrasonido Médico”. *Revista Mexicana de Ingeniería Biomédica*, [en línea], 2012, (México), Vol. 33 (2), pp. 101-115. [Consulta: 16 septiembre 2017]. ISSN 0188-9532. Disponible en: <http://www.rmib.somib.org.mx/Vol33No2.html>
- Burt, Peter J .** “The Laplacian Pyramid as a Compact Image Code - Image sampling, Laplace equations”. *IEEE Transactions on Communications*, [en línea], 1983 (Ney York), Vol. 31 (4), pp. 538-539. [Consulta: 26 septiembre 2017]. ISSN 0090-6778. Disponible en: <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=1095851&isnumber=23970>
- Bushong, Stewart.** *Manual De Radiología Para Técnicos - Tomografía Computarizada Helicoidal Multicorte*. [en línea]. 9^{na} ed, pp. 700 – 701. Barcelona – España: Elsevier, 2010. [Consulta: 20 mayo 2017]. Disponible en: <http://media.axon.es/pdf/78802.pdf>
- Beylkin, G.** “On the representation of operators in bases of compactly supported wavelets”. *SIAM Journal on Numerical Analysis*, [en línea], 1992, (Philadelphia - USA) , Vol. 6 (6), pp. 1716-1740. [Consulta: 26 septiembre 2017]. ISSN 0090-6778. Disponible en: <https://pdfs.semanticscholar.org/3987/f24267b4ce0a23d6ba898e1886ffcc43edd8.pdf>
- Chamache, Oscar** Análisis cuantitativo de técnicas de fusión de imágenes. [en línea], (Trabajo de titulación) (Maestría), Universidad Complutense de Madrid (UCM), Madrid – España. 2016. pp. 9 – 21. [Consulta: 05 septiembre 2017]. Disponible en: http://eprints.ucm.es/39321/1/TFM_Oscar_Chamache.pdf
- Cherry, James Sorenson & Michael Phelps.** *Physic in Nuclear Medicine*. 4^{ta} ed. Philadelphia – USA: Elsevier, 2012, ISBN: 978-1-4160-5198-5, pp. 410-500.
- Clinic Cloud.** *Imagenes DICOM*. [en línea] [Consulta: 05 de Septiembre de 2017]. Disponible en: <https://clinic-cloud.com/blog/formato-dicom-que-es-estandar-imagenes-medicas/>

- Figuro, Jorge & Flores, Norma.** *Fisica Moderna*. México. Pearson, 2007, ISBN: 13: 978-970-26-0789-2, pp. 49-50.
- G. K. Matsopoulos & S. Marshall.** “Multiresolution morphological fusion of MR and CT images of the human brain”. *IEE Proceedings - Vision, Image and Signal Processing*, [en línea], 1994, (Reino Unido), Vol. 141 (3), pp. 137-142. [Consulta: 2 septiembre 2017]. ISSN 1350-245X. Disponible en:
<http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=296573&isnumber=7340>
- Gomez, F.** *Manual básico de corrosión para ingenieros*. Murcia – España: EDITUM. 2004. ISBN: 84-8371-506-6pp 161 -162
- Graffigna, Juan Pablo.** *Fundamentos de Imágenes Médicas* [En línea], Universidad Nacional de San Juan, Argentina. 2003, pp. 1-2. [Consulta: 23 agosto de 2017.] Disponible en:
<http://dea.unsj.edu.ar/imagenes/recursos/fundamentos.pdf>.
- Graps, A.** “An Introduction to Wavelets”. *IEEE Comput Sci Eng*, [en línea], 1995, (USA) , Vol. 2 (2), pp. 50–61. [Consulta: 26 julio 2017]. ISSN 1070-9924. Disponible en:
<http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=388960&isnumber=8829>
- Hofer, Matthias.** *Manual Practico de TC - Conceptos Generales de TC*. [en línea], 3^{ra} ed. pp. 222- 223. Madrid - España: Panamericana, 2001. [Consulta: 2 mayo 2017]. Disponible en:
<https://es.scribd.com/doc/214056531/Manual-Practico-de-TC>
- Hyperphysics.** *Tencecio 99m*. [En línea]. 2000, [Consulta: 12 de Diciembre de 2017] Disponible en: <http://hyperphysics.phy-astr.gsu.edu/hbase/index.html>.
- Isoardi, Roberto.** Optimización de Análisis y Registración de Imagenes Tomográficas. [en línea], (Trabajo de titulación) (Doctorado). Universidad Nacional de Cuyo. Mendoza - Argentina. 2010. pp. 10 – 11. [Consulta: 18 de Octubre de 2017]. Disponible en:
<http://ricabib.cab.cnea.gov.ar/157/1/1Isoardi.pdf>.
- Mallat, Sthepane.** “A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet”. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligenc*. [en línea], 1989, (New York - USA) Vol. 11 (7), pp. 674–693. [Consulta: 2 julio 2017]. ISSN: 2160-9292. Disponible en:
<https://www.di.ens.fr/~mallat/papiers/MallatTheory89.pdf>

- Mark W. Groch & William D. Erwin.** “SPECT in the Year 2000: Basic Principles”. *Journal Of Nuclear Medicine Technology* [en línea], 2000, (Chicago - USA) Vol. 28 (4). pp. 233 – 244. [Consulta: 29 diciembre 2017]. ISSN: 1535-5675. Disponible en: <http://tech.snmjournals.org/content/28/4/233.full.pdf+html>
- Mohindru, Pankaj.** “A New Image Fusion Algorithm Based on Wavelet Transform and Adaptive Neuro Fuzzy Logic Approach”. *International Journal of Advanced Research in Electrical, Electronics and Instrumentation Engineering*. [en línea], 2014, (Patiala – India) Vol. 3 (8). pp. 11579 – 11586. [Consulta: 22 diciembre 2017]. ISSN: 2278-8875. Disponible en: <http://www.rroj.com/open-access/a-new-image-fusion-algorithm-based-on-wavelet-transform-and-adaptive-neurofuzzy-logic-approach.pdf>
- Mora, Fernando & Passariello, Gianfranco.** *Imágenes Médicas - Introducción a las Imágenes Médicas*. 2da ed. ISBN: 980-237092-4. pp. 1-2. Equinoccio, 2005.
- Muñiz, S.** “Introducción a la Tomografía Computarizada”. *Revista Española de Medicina Nuclear España* [en línea], 2006, (Madrid - España) Vol. 25 (3), pp. 206 – 214. [Consulta: 22 abril 2017]. ISSN: 2253-8089. Disponible en: <http://www.elsevier.es/es-revista-revista-espanola-medicina-nuclear-e-125-articulo-introduccion-tomografia-computarizada-13088421>
- Mathworks.** *Apply MATLAB analysis and visualization capabilities to Excel data - Import Excel Data into MATLAB*. [en línea] 2016. [Consulta: 21 de Enero de 2018.] Disponible en: <https://la.mathworks.com/discovery/matlab-excel.html>.
- Nema.** *Dicom. (Digital Imaging and Communications in Medicine)*. [En línea] 2000. [Consulta: 25 Agosto 2017.] Disponible en: <http://dicom.nema.org/>
- Nuñez, Margarita.** “Procesamiento de Imágenes de Medicina Nuclear”. *Asociación Latinoamericana de Sociedades de Biología y Medicina Nuclear*. [en línea], 2010. (Montevideo - Uruguay). Vol. 12 (48). pp. [Consultado: 10 Abril 2017.] ISSN: 0717 – 4055. Disponible en: http://www.alasbimn.net/comites/tecnologos/material/Procesamiento_de_imagenes.pdf.
- Ornelas, Domingo.** “Radiaciones”. *Revista de la Enseñanza*. [en línea], 2009 (México) Vol. 1 (4) pp. 1-16. [Consultado: 10 Abril 2017.] ISSN: 1989 – 4023. Disponible en: http://ciam.ucol.mx/portal/portafolios/domingo_ornelas/apuntes/recurso_828.pdf

- Patel, Anusuiya.** “An Innovative Algorithm for Faster Determination of Information in Image Using Image Fusion”. *International Journal for Research in Technological Studies*, [en línea], 2017 (India). Vol. 4 (6), pp. 55 – 59. [Consulta: 12 noviembre 2017]. ISSN: 2348-1439. Disponible en: www.ijrts.com/Downloads1.php?file=170406012
- Sanchez, Irene.** Procesado de imágenes médicas en MATLAB [en línea], (Tesis de Titulación) (Pregrado). Universidad Politécnica de Madrid. España. 2014. p. 96 [Consulta: 20 Mayo 2017.] Disponible en: http://oa.upm.es/33072/1/TFG_irene_sanchez_prieto.pdf.
- Singh, Sukhpreet.** “A Comparative Study of Classification of Image Fusion Techniques”. *International Journal Of Engineering And Computer Science*. [en línea], 2014, (Punjab - India), Vol. 3 (7), pp. 7350 – 7353. [Consulta: 2 Diciembre 2017]. ISSN:2319-7242. Disponible en: <https://www.ijecs.in/index.php/ijecs/article/download/1204/1100>
- Strocovsky, A. & F.** “Principios de formación de imágenes en cámara gamma/spect: una perspectiva didáctica”. *Foro Iberoamericano de Organismos Reguladores Radiológicos y Nucleares*, [en línea], 2012, (Argentina) pp. 1-3. [Consulta: 3 Abril 2017]. Disponible en: <http://www.foroiberam.org/documents/193375/199920>
- Strömberg, J.** *Fundamental Paper in Wavelet Theory - A modified Franklin system and higher order spline systems on R^n as unconditional bases for Hardy spaces*. [en línea], pp. 197 – 215. New Jersey – USA: Princeton University. 2006, [Consulta: 3 Abril 2017]. Disponible en: https://books.google.com.ec/books?hl=en&lr=&id=s5dgi29iisC&oi=fnd&pg=PA197&dq=info:kH3uzYDEOT4J:scholar.google.com&ots=7eE0YRKTIR&sig=zkJ0saLrQVpH8z_NeuiOv5Ut3H4&redir_esc=y#v=onepage&q&f=false
- Tucci, Alvaro.** *Radiodiagnóstico y Radioterapia*. [en línea], pp. 48 – 50 Mérida = Venezuela. Lulu, 2012. [Consulta: 23 junio 2017]. ISBN: 978-1-4716-6972-9 Disponible en: https://books.google.com.ec/books?id=R8_OAwAAQBAJ&printsec=frontcover&source=gbs_ge_summary_r&cad=0#v=onepage&q&f=false
- Yajun, M.** “Multimodal Medical Image Fusion Based on Lifting Wavelet Transform and Neuro Fuzzy”. *African Journal of Basic & Applied Sciences*, [en línea]. 2010. (Sweden). Vol. 7 (3). pp. 176 – 180. [Consulta: 22 Diciembre 2017]. ISSN 2079-2034. Disponible en: <https://pdfs.semanticscholar.org/c82b/dac0295d9bd47c7b2e0548f1fa8243936321.pdf>