



UNIVERSIDAD NACIONAL DE COLOMBIA

Calidad de Imágenes en Mamografía

Carlos Andrés Vidal Betancourt

Universidad Nacional de Colombia
Facultad de Ciencias, Escuela de Física
Medellín, Colombia
2014

Calidad de Imágenes en Mamografía

Carlos Andrés Vidal Betancourt

Trabajo de investigación presentado como requisito parcial para optar al título de:

Magister en Investigación Física

Director (a):

PhD. Jorge Anselmo Puerta Ortiz

Codirector (a):

Msc. Javier Morales Aramburu

Línea de Investigación:

Imágenes Médicas

Grupo de Investigación:

Física Radiológica

Universidad Nacional de Colombia
Facultad de Ciencias, Escuela de Física
Medellín, Colombia

2014

A mis padres por darme la vida y ser una fuente constante de renovación con su incondicional apoyo.

Toda nuestra ciencia, contrastada con la realidad, es primitiva y pueril; y, sin embargo, es lo más valioso que tenemos.

Albert Einstein

Resumen

En el presente proyecto se propone, a través de la utilización del paquete con base FORTRAN conocido como PENELOPE, la generación de una imagen mamográfica del simulador ACR-168. Se simulará tanto la generación del espectro del haz de rayos X como las interacciones del haz de fotones con cada uno de los objetos constituyentes del simulador según su geometría y respectivo material, el sistema de adquisición de las imágenes, la adquisición digital de la imagen y el procesamiento digital de esta, a través del uso del Tool Box de MATLAB (para Mejoramiento Digital de Imágenes). Luego se realizará una comparación de la imagen optimizada generada digitalmente, con imágenes del simulador obtenidas por procedimientos radiológicos. Por último el proyecto nos abrirá la posibilidad de acercarnos a parámetros objetivos de la calidad de las imágenes según la relación dosis-información que facilitaran la escogencia de una mejor imagen optimizada digitalmente.

Palabras clave: Mamografía, PENELOPE, Calidad de imágenes, Procesamiento digital de imágenes, Phantom ACR – 168, Simulación FORTRAN y Método de Monte Carlo.

Abstract

The present project aims, through the use of FORTRAN based package called PENELOPE, the generation of a mammographic image ACR-168 phantom. Both the generation spectrum of X-ray beam and the photon beam interactions with each constituent objects of the phantom, will be simulate according with his respective geometry and material. The system image acquisition, digital image acquisition and digital image processing (through the use of MATLAB Tool Box for Digital Image Enhancement) also will be simulate. A comparison of the optimized image digitally generated with the phantom image obtained by mammographic procedures were then carried out. Finally the project will open up the possibility of resume objective parameters of the quality of the images as the dose-information to facilitate the choice of a better image digitally optimized.

Keywords: Mammography, PENELOPE, Image Quality, Digital image processing, ACR Phantom – 168, FORTRAN Simulation and Monte Carlo Method.

Contenido

	Pág
Resumen	VII
Abstract	VIII
Contenido	IX
Lista de figuras	XI
Lista de imágenes	XIII
Lista de tablas	XIV
Lista de ecuaciones	XV
Introducción	1
1. Acercamiento a la Mamografía	7
1.1 Características de una mamografía	7
1.2 Evolución histórica de la Mamografía	9
1.3 El Phantom para mamografía ACR-168	10
1.4 Generación de la imagen de una radiografía (Modelo).....	11
1.4 Física del detector – La formación de la imagen.....	12
2. Simulación Monte Carlo de la Mamografía	15
2.1 Lógica de construcción del phantom ACR	15
2.2 Sobre PENELOPE	19
2.3 Simulación en proceso... ..	25
2.4 Resultados de la simulación.....	29
3. Representación computacional de la mamografía	32
3.1 Construcción de la imagen latente	32
3.2 De la imagen latente a la imagen computacional.....	37
3.3 ¿La mejor representación de la imagen?	41
3.4 En busca de las fibras de Nylon... ..	48
3.5 Segunda Simulación (Cera - Objetos de Test).....	50

4. Mejoramiento digital de la imagen.....	58
4.1 Transformaciones punto a punto	58
4.2 Filtros Espaciales	60
4.3 Aplicación de filtros espaciales	60
4.4 La transformada de Fourier.....	66
4.5 Filtros en el espacio de las frecuencias	68
4.6 Aplicación de filtros en el espacio de las frecuencias	70
4.7 Aplicación reiterada de filtros Mediana y Gaussiano.....	71
5. Métricas de calidad de la imagen	76
5.1 Un acercamiento al 'Sistema de Visión Humano'	77
5.2 Modelos de medida de calidad de la imagen.....	80
5.3 Construcción de una imagen "ideal" del phantom.....	82
5.4 Métricas de calidad objetivas (Implementación)	89
6. Conclusiones y recomendaciones.....	91
6.1 Conclusiones.....	91
6.2 Recomendaciones	93
A. Anexo A: 'Matriz.m'	95
B. Anexo B: 'Graficas.m'.....	97
C. Anexo C: 'Espacial.m'.....	98
D. Anexo D: 'Fourier.m'.....	101
E. Anexo E: 'Ideal.m'.....	104
Bibliografía	109

Lista de figuras

Figura 1.1: Maquina de Mamografía	Pág 7
Figura 1.2: Atenuación de los rayos X en los tejidos de la MAMA	Pág 8
Figura 1.3: Evolución histórica de la mamografía	Pág 9
Figura 1.4: Planos del Phantom ACR	Pág 10
Figura 1.5: Modelo físico de la conformación de una imagen de radiografía	Pág 11
Figura 1.6: Contraste radiográfico Vs Kerma incidente	Pág 12
Figura 1.7: Respuesta Vs Log Exposición Relativa	Pág 13
Figura 1.8: Mamografía de película	Pág 14
Figura 1.9: Mamografía digital	Pág 14
Figura 1.10: Imagen phantom ACR: Pantalla película (Izquierda) y Digital (derecha)	Pág 14
Figura 2.1: Geometrías Cuadricas	Pág 16
Figura 2.2: {Simulador Matemático} - {Representación del Simulador}	Pág 16
Figura 2.3: Vista frontal del sistema a simular	Pág 16
Figura 2.4: Pengeom Tree (Jerarquía de objetos en la geometría)	Pág 18
Figura 2.5: Interacciones básicas de los fotones con la materia	Pág 19
Figura 2.6: Atenuación de un haz de fotones a través de un material	Pág 20
Figura 2.7: Transporte de un fotón a través de distintos materiales	Pág 20
Figura 2.8: PENELOPE - Reseña	Pág 21
Figura 2.9: Diagrama de flujo del programa 'penmain.exe'	Pág 23
Figura 2.10: Espectro de rayos X usado en la simulación	Pág 25
Figura 2.11: Haz de rayos X incidente sobre el simulador	Pág 26
Figura 2.12: Dirección de emisión de los fotones desde la fuente hacia el simulador	Pág 27
Figura 2.13: Transporte de radiación a través de los distintos materiales	Pág 28
Figura 2.14: Mapa de los cuerpos en el simulador	Pág 31

Figura 3.1: Suma acumulada de energía de los fotones incidentes en cada celda.....	Pág 33
Figura 3.2: Parrilla anti difusora	Pág 35
Figura 3.3: Traducción: celdas de energía a matriz imagen	Pág 40
Figura 4.1: Aumento de contraste	Pág 59
Figura 4.2: Conversión blanco y negro	Pág 59
Figura 4.3: Otras transformaciones	Pág 59
Figura 4.4: Diagrama máscaras espaciales	Pág 60
Figura 4.5: Senos constituyentes de una señal que tiene diferentes frecuencias	Pág 66
Figura 4.6: Comparación de señal sinusoidal con niveles de gris	Pág 66
Figura 4.7: Tipos de frecuencia en una imagen según transiciones de gris	Pág 66
Figura 4.8: Ventaja computacional de la TRF con la TDF	Pág 67
Figura 4.9: Mapeo sobre la TF	Pág 68
Figura 4.10: TF de una imagen con periodo horizontal de 16 píxeles	Pág 68
Figura 4.11: Diagrama de filtros en el espacio de las frecuencias	Pág 69
Figura 4.12: Filtro ideal Pasa – Bajos	Pág 69
Figura 4.13: Filtro ideal Pasa – Altos	Pág 69
Figura 5.1: Mínima diferencia de intensidad notable (JND)	Pág 78
Figura 5.2: JND para diferentes intensidades	Pág 79
Figura 5.3: Fenómenos relativos al procesamiento del contraste	Pág 79
Figura 5.4 : Modelos de medida de calidad de la imagen	Pág 80
Figura 5.5: Regiones de la imagen simulada por cuerpos	Pág 84
Figura 5.6 : Mamografía Real	Pág 86

Lista de imágenes

Imagen 3.1 – Negativo Simulación PMMA (Aproximación computacional)	Pág 39
Imagen 3.2 – Simulación PMMA (Aproximación computacional)	Pág 39
Imagen 3.3 – Simulación PMMA (con dispersión)	Pág 42
Imagen 3.4 – Simulación PMMA (sin dispersión)	Pág 42
Imagen 3.5 – Simulación PMMA (Detector 9.9 cm x 9.9 cm)	Pág 43
Imagen 3.6 – Simulación PMMA (Detector 8.5 cm x 8.5 cm)	Pág 43
Imagen 3.7 – Simulación PMMA (256 x 256 Píxeles)	Pág 44
Imagen 3.8 – Simulación PMMA (512 x 512 Píxeles)	Pág 44
Imagen 3.9 – Simulación PMMA (1024 x 1024 Píxeles)	Pág 45
Imagen 3.10 – Simulación PMMA (2048 x 2048 Píxeles)	Pág 45
Imagen 3.11 – Histograma Imagen 256 x 256	Pág 46
Imagen 3.12 – Histograma Imagen 512 x 512	Pág 46
Imagen 3.13 – Histograma Imagen 1024 x 1024	Pág 46
Imagen 3.14 – Histograma imagen 2048 x 2048	Pág 46
Imagen 3.15 – Simulación Cera (Reconstrucción Matriz 1)	Pág 52
Imagen 3.16 – Simulación Cera (Reconstrucción Matriz 8)	Pág 52
Imagen 3.17 – Simulación Cera (Reconstrucción Matriz 16)	Pág 53
Imagen 3.18 – Simulación Cera (Reconstrucción Matriz 128)	Pág 53
Imagen 3.19 – Simulación Cera (Reconstrucción Matriz 156)	Pág 54
Imagen 3.20 – Simulación PMMA / Matriz 122	Pág 57
Imagen 3.21 – Simulación Cera / Matriz 19	Pág 57

Imagen 4.1 – Aplicación filtro espacial 'Disk'	Pág 62
Imagen 4.2 – Aplicación filtro espacial 'Unsharp'	Pág 62
Imagen 4.3 – Aplicación filtro espacial 'Media'	Pág 63
Imagen 4.4 – Aplicación filtro espacial 'Gaussiano'	Pág 63
Imagen 4.5 – Aplicación filtro espacial 'Mediana'	Pág 65
Imagen 4.6 – Aplicación filtro 'Histeq'	Pág 72
Imagen 4.7 – Imagen sin filtrar	Pág 72
Imagen 4.8 – Filtro Pasa-banda $r_i = 500$; $r_e = 723$	Pág 73
Imagen 4.9 – Filtro Pasa-banda $r_i = 500$; $r_e = 722$	Pág 73
Imagen 4.10 – Aplicación iteraciones del filtro Gaussiano	Pág 74
Imagen 4.11 – Aplicación iteraciones del filtro Media	Pág 75
Imagen 5.1 – Filtrado con corrimiento de los objetos	Pág 85
Imagen 5.2 – Filtrado con corrección por corrimiento	Pág 85
Imagen 5.3 – Imagen Ideal (Reconstrucción Matemática)	Pág 88

Lista de tablas

Tabla 2.1: Pertinencia de la definición de la geometría	Pág 18
Tabla 2.2: Resultados 'penmain.exe'	Pág 29
Tabla 2.3: Recursos del computador	Pág 29
Tabla 2.4: Energías medias depositadas en cada uno de los cuerpos	Pág 30
Tabla 2.5: Resultados de la simulación 'psf-penmain.dat'	Pág 31
Tabla 3.1: Energía promedio absorbida por cada cuerpo en el simulador	Pág 48
Tabla 3.2: Resumen simulación Phantom-Cera	Pág 50
Tabla 3.3: Resumen progresivo de la simulación por paquetes de datos	Pág 55
Tabla 5.1: Estadística de valores de los píxeles en la imagen simulada	Pág 86
Tabla 5.2: MSE y PSNR para la construcción de la imagen ideal	Pág 87
Tabla 5.3: MSE y PSNR (Imágenes Mejoradas)	Pág 89
Tabla 5.4: Métrica propuesta por Michelson, King-Smith y Kulikowsky.....	Pág 90

Lista de ecuaciones

Ecuación 4.1: Transformaciones filtros espaciales	Pág 60
Ecuación 4.2: Transformada de Fourier de una función	Pág 67
Ecuación 4.3: Transformada discreta de Fourier	Pág 67
Ecuación 4.4: Pertinencia de la definición de la geometría	Pág 68
Ecuación 5.1: Definición de contraste por bandas de frecuencia	Pág 79
Ecuación 5.2: Contraste Global	Pág 80
Ecuación 5.3: Contraste Local	Pág 80
Ecuación 5.4: Métrica de contraste KK	Pág 80
Ecuación 5.5: Error cuadrático medio	Pág 82
Ecuación 5.6: Relación señal a ruido de pico	Pág 82
Ecuación 5.7: Métrica propuesta por Michelson, King – Smith y Kulikowsk	Pág 90

Introducción

Desde hace más de 8 años, el grupo de Física Radiológica de la Universidad Nacional sede Medellín en colaboración con la Dirección Seccional de Salud de Antioquia, viene adelantando un proyecto de Control de calidad de equipos de radiodiagnóstico, en los hospitales de Antioquia^[1], con el objetivo de sensibilizar al personal involucrado en el departamento de imágenes médicas sobre el adecuado uso de la radiación como herramienta de diagnóstico, que aún con todas sus ventajas presenta un riesgo intrínseco a su uso tanto para los pacientes como para el personal ocupacionalmente expuesto.

La mamografía con rayos X es el método más fiable de detección del cáncer precoz de mama y por eso ha sido la elección principal para el programa de cribado Mamográfico en muchos países ^[2], además se constituye en uno de los exámenes más frecuentemente practicados en los hospitales de Medellín ^[2]. Existen diversos factores que entran en juego para poder realizar una mamografía de óptima calidad, de esta manera puede hacerse un diagnóstico con mayor precisión. Es por esto que se hace urgente precisar el concepto de calidad de la imagen en este contexto como la fidelidad de representación de la estructura anatómica en la radiografía en un intervalo de densidades ópticas útil ^[3].

Según las recomendaciones del ARCAL y el IAEA para Colombia, en un informe sacado en el año 2006 ^[4] como protocolo de control de calidad en Mamografía, se trabaja fundamentalmente en lo concerniente a Calidad de Imagen: sobre parámetros estadísticos, que tienen en cuenta indicadores como el porcentaje de rechazo de las imágenes, además de variables comparativas que se estiman diferencialmente con respecto a maniquís de referencia como el Phantom ACR-168 ^[5]. Para esto se establecen rangos aceptables de acuerdo a la visualización de los diferentes objetos del simulador, en la Mamografía, donde se evalúan de forma comparativa los distintos

descriptores de calidad de la imagen, entre ellos aspectos como la resolución espacial, el contraste y el ruido.

Por otro lado internacionalmente existen criterios para la evaluación de la calidad de las imágenes de mamografía dados por la comisión europea [6], donde se hace una distinción entre las proyecciones CC (Cráneo Caudal) y LO (Lateral Oblicua), en la evaluación de las imágenes, para ello se definen alrededor de 10 indicadores para cada una de las proyecciones, donde el criterio de evaluación determinante sigue siendo la visibilidad de detalles en la mamografía, calificables como aceptables o no según rangos previamente establecidos. Ya en este caso no se hace referencia a un simulador, sino que se evalúa con base a las imágenes diagnosticas obtenidas directamente de los pacientes.

En el año 2010 Priscila Do Carmo Santana, presenta un trabajo de investigación para optar al título de magister en Física [7], en el cual a partir de la digitalización de mamografías en una base de datos considerablemente grande hace una posterior evaluación y mejoramiento digital de las imágenes por medio del software Image J, logrando optimizar el proceso de evaluación de la calidad de las imágenes en Mamografía. Esto le permite proponer e implementar un protocolo de control de calidad en mamografía.

A partir de esta contextualización histórica, la línea de investigación en física radiológica de la universidad Nacional de Colombia – Sede Medellín, se propone incursionar en la simulación computarizada de imágenes médicas, más específicamente mamografías, a través del uso del Método de Monte Carlo, con el objetivo de lograr una mejor comprensión de los procesos físicos que intervienen en la obtención de las imágenes y su proceso de mejoramiento computarizado.

Dichas simulaciones se espera permitan encontrar y proponer otros caminos que nos acerquen a protocolos de control de calidad de imágenes que incluyan parámetros más objetivos y que nos faciliten discriminar entre imágenes buscando un diagnostico óptimo en relación a un mínimo daño ocasionado al paciente. Esto con la ambición de predecir la mejor visibilidad de determinados objetos en la mama según parámetros de exposición

previamente considerados, y que finalmente puedan servir como una herramienta que acompañe y mejore todo el proceso de obtención de la imagen.

El presente trabajo por tanto se propone como un primer acercamiento a todo este proyecto de Calidad de Imágenes en Mamografía. Y en esa dirección tiene como objetivo: Caracterizar y optimizar la simulación de imágenes mamográficas de phantom's, con el fin de mostrar como las simulaciones podrían constituirse como un apoyo para la construcción de phantom's.

El apoyo importante que puede resultar a partir de la utilización de software para simular las imágenes, consiste en que además de poder compararlas con imágenes físicas del simulador, abre paso a la posibilidad de observar más en detalle el proceso de formación y procesamiento de la imagen, permitiendo una caracterización y enfoque desde distintos puntos de vista, utilizando modelos físicos como apoyo y sustento.

El código computacional PENELOPE "***Penetration and ENERGY LOSS of Positrons and Electrons in matter***" [8], hecho en base FORTRAN. Implementa el Método Monte Carlo simulando de forma acoplada el transporte de electrones-fotones a través de materiales definidos arbitrariamente para un amplio rango de energías, de modo que genera una ventaja importante debido a la cantidad de partículas que se necesita sean simuladas para obtener resultados analizables. Por otro lado la forma de funcionamiento del código por subrutinas, así como la velocidad de trabajo que facilita FORTRAN en su direccionamiento y procesamiento de datos, presta posibilidades únicas respecto de una utilización óptima de los recursos del Hardware del computador. De aquí que FORTRAN sea uno de los códigos más utilizados para simulaciones en física [9].

El mejoramiento digital de la imagen que se realizara haciendo uso del "Tool Box of Image Enhancement" de MATLAB [10], permite un acercamiento en la comprensión de los algoritmos que se aplican sobre imágenes de mamografía, y que son implementados en algunos de los sistemas digitales usados en los hospitales por los radiólogos, además que posibilitan el análisis de los fenómenos ópticos que ayudan a ampliar la comprensión de otros criterios de evaluación de la calidad de la imagen, esto permite la definición de variables físicas cuantificables que puedan ser implementadas para la construcción de protocolos de calidad de imagen.

El uso de cuantificadores tales como la relación señal a ruido de pico (PSNR), el error cuadrático medio (MSE), el cálculo de contraste a nivel local y global, y el histograma de la imagen [1]. Que aplicados sobre las imágenes permiten tener indicadores de la calidad de las imágenes obtenidas con miras de evaluar la pertinencia y efectividad de los métodos empleados de mejoramiento digital de las imágenes.

Retos tales como la cantidad de operaciones necesarias para la simulación que pueden ser una limitación considerable en cuanto a la gran cantidad de tiempo que implican las simulaciones por el método Monte Carlo, y su relación tan estrecha con la complejidad de las geometrías definidas; deberán ser enfrentados para el cumplimiento del objetivo.

Por otro lado la obtención de las imágenes desde los fotones que impactan el detector es un proceso que para nada debe tomarse a la ligera, por un lado por los posibles modelos a abordar desde el punto de vista del tipo de detector, como también por la traducción que ocurre desde valores cuantitativos tales como flujo de energía según el área del detector hacia la interpretación subjetiva en que se convierte la asimilación de las formas y color en relación a la complejidad subyacente en el sistema de visión humano (SVH) [1] a la hora de interpretar como información la imagen obtenida.

Un asunto de no menor importancia a considerar, consiste en el problema de implementación que resulta de la comprensión que la cantidad de fotones necesarios para formar una imagen $1E21$ [12], es imposible de llevar a la práctica en simulaciones que en realidad se realizan del orden de $1E09$ fotones y aun así son consideradas como robustas dentro de las aplicaciones que permiten el modelo, software y hardware utilizados. Acorde con los recursos computacionales de los que se dispone.

Las técnicas de mejoramiento son también otro proceso a construir, por un lado desde la perspectiva de las posibles causas generadoras de ruido: tanto en la generación de las partículas y sus interacciones (es decir ruido estadístico) así como esas otras causales propias de la dispersión de los rayos X por parte de la materia, aportando información inútil para la interpretación diagnóstica de la imagen. También los mecanismos de ruido intrínsecos a la obtención de la imagen en el detector y su posterior expresión.

Es importante recalcar en que el actual proyecto es un primer acercamiento a toda esta rama de la simulación de imágenes médicas, y por tanto debe servir como un mapa de navegación para que futuros trabajos puedan ahondar situaciones más concretas y abordar problemas de un interés más particular apoyados en la experiencia de los resultados obtenidos en el presente trabajo.

1. Acercamiento a la Mamografía

La mamografía es un examen radiográfico que está diseñado para la detección de patologías como el cáncer de mama. El cribado del cáncer de mama con ayuda de la mamografía es un proceso fundamental en la detección de cánceres en una etapa más temprana y tratable, debido a que aproximadamente una de cada ocho mujeres desarrollará cáncer de mama durante su vida [13]. Los rasgos característicos del cáncer de mama son las masas, especialmente las que tienen bordes irregulares o "espiculados"; grupos de micro calcificaciones, y distorsiones estructurales de las geometrías mamarias. El cribado en mamografía hace intentos para identificar el cáncer de mama en la población asintomática, de modo que se llevan a cabo procedimientos de diagnóstico para evaluar lesiones palpables o evaluar hallazgos sospechosos.

1.1 Características de una mamografía

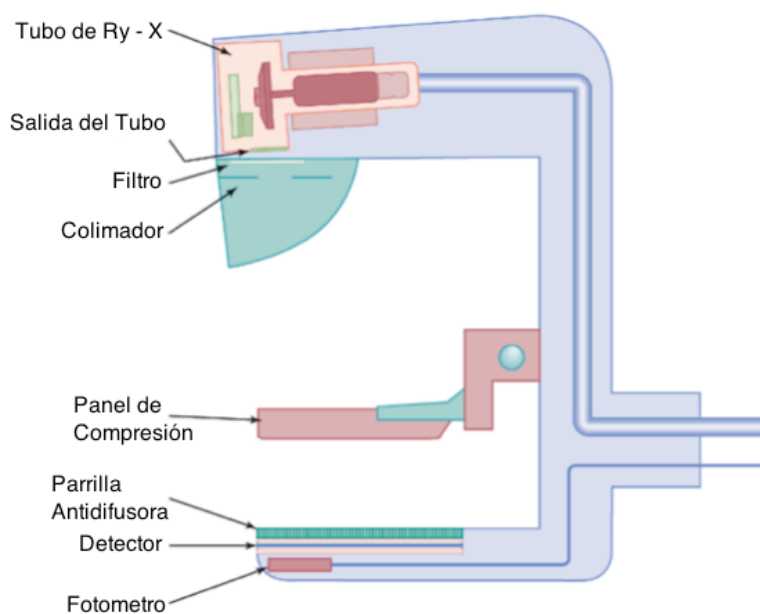


Figura 1.1 - Máquina de Mamografía [13].

Las diferencias morfológicas entre los tejidos normales y cancerosos en la mama, y la presencia de micro-calcificaciones requieren el uso de equipos de rayos X diseñados específicamente para optimizar la detección del cáncer de mama. Como se muestra en la siguiente figura 1.2, las diferencias de atenuación entre el tejido normal y canceroso son extremadamente pequeñas. Por ejemplo, el contraste, es más alto a bajas energías de rayos X (10 a 15 KeV) y disminuye para energías más altas (mayor que 30 KeV). Energías bajas de rayos X proporcionan una mejor atenuación diferencial entre los tejidos, sin embargo, los resultados de alta absorción de los rayos X, por parte de los tejidos hacen necesaria la utilización de largos tiempos de exposición los cuales generan altas dosis de radiación para lograr obtener imágenes que permitan realizar un diagnóstico acertado. Por otro lado la detección de pequeñas calcificaciones en la mama también es importante ya que las micro-calcificaciones son en algunos casos marcadores tempranos del cáncer de mama [13]. Por lo tanto, la mamografía requiere detectores de rayos X con alta resolución espacial los cuales funcionan mejor para dosis más altas de radiación.

La mejora de la sensibilidad al contraste, la reducción de la dosis, y proporcionar la resolución espacial necesaria para representar micro-calcificaciones imponen exigencias extremas en los equipos mamográficos y sus respectivos detectores.

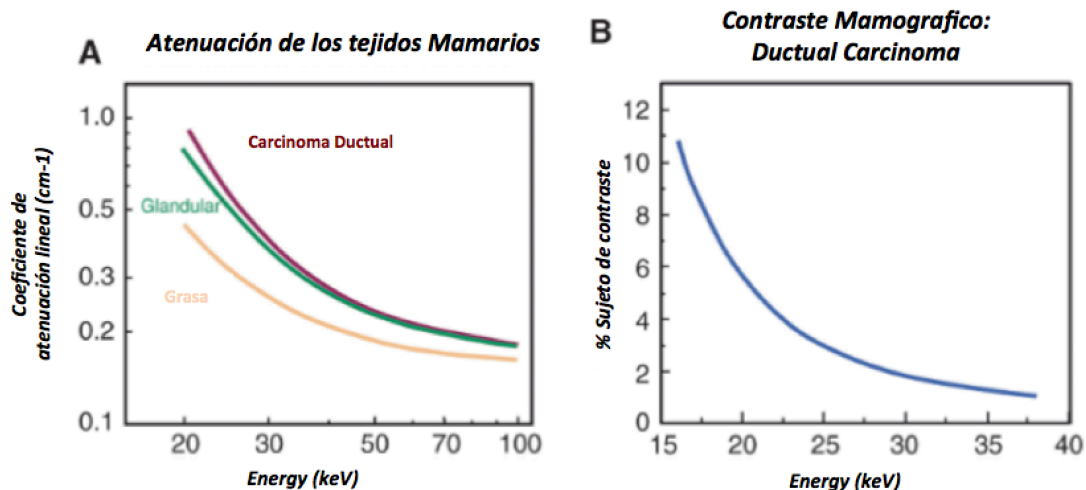


Figura 1.2 – Atenuación de los rayos X en los tejidos de la Mama y Contraste mamográfico [13].

1.2 Evolución histórica de la Mamografía

Avances tecnológicos en los últimos decenios han mejorado en gran medida la sensibilidad diagnóstica de la mamografía. En un inicio se realizó con la película de exposición directa (no se utilizaron pantallas intensificadoras), las dosis de radiación requeridas eran altas, y las imágenes presentaban bajo contraste y mala calidad, esto dificultaba el diagnóstico [13].

Luego la técnica de Xerorradiografía se hizo muy popular en la década de 1970 y principios de 1980, impulsados por una alta resolución espacial y las imágenes de bordes mejoradas, sin embargo, su relativamente pobre sensibilidad para masas mamarias y las altas dosis de radiación en comparación con la mamografía de pantalla-película dio lugar a su desaparición hacia finales de 1980 [13]. Mejoras continuas en la tecnología de pantalla-película como la mamografía digital, comenzaron a ser usadas en la década del 2000, perfeccionando aún más la técnica de la mamografía.

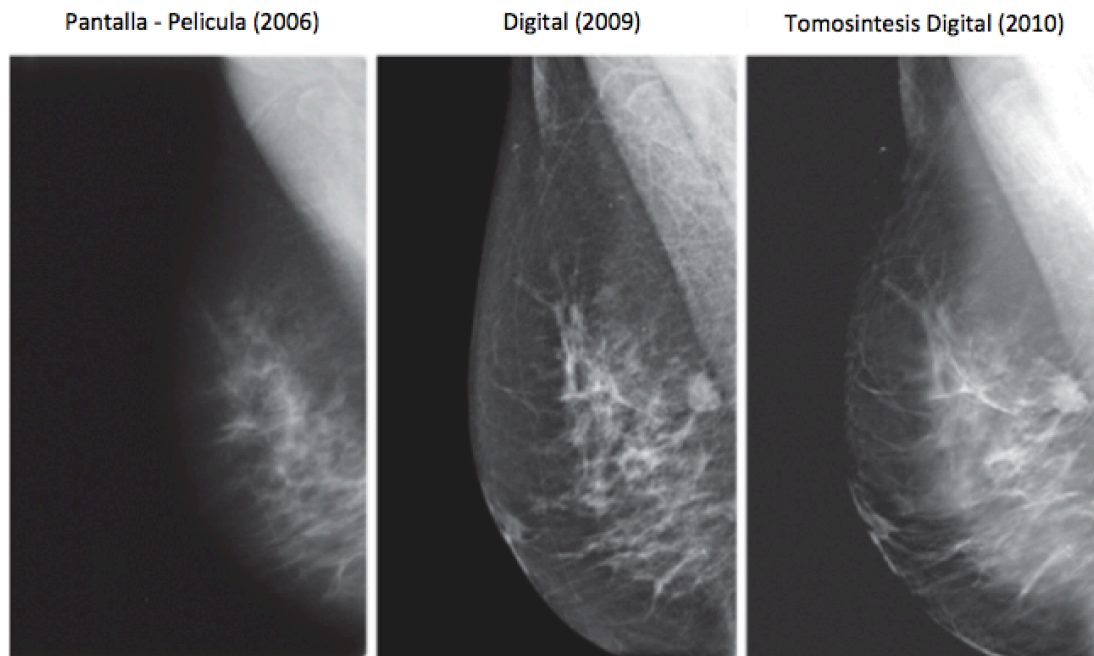
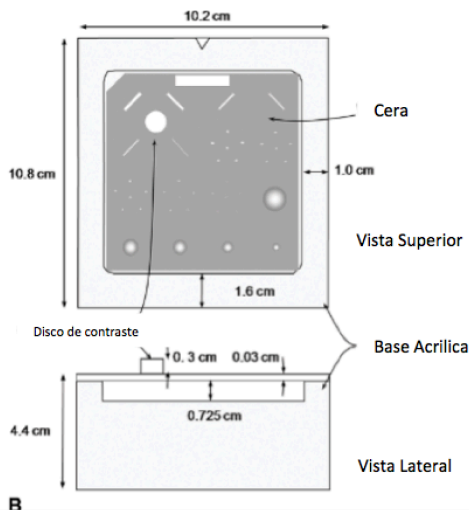


Figura 1.3 - Evolución histórica de la Mamografía [13].

1.3 El Phantom para mamografía ACR-168

El phantom de acreditación para mamografía simula la atenuación radiográfica de un tamaño promedio de mama comprimida y contiene estructuras que modelan características muy básicas de la imagen del parénquima mamario y el cáncer. Su papel es el de ayudar a determinar la adecuación del sistema de la imagen en general (incluyendo el procesamiento de película y el revelado digital) en términos de detección de hallazgos radiográficos sutiles, y para evaluar la forma reproducible de características de la imagen (por ejemplo, el contraste, la densidad óptica y la relación señal-ruido) [5].

El phantom está compuesto de un bloque de polimetilmetacrilato (PMMA), el cual tiene un inserto de cera, y un disco de PMMA (4 mm de espesor, 10 mm de diámetro) unido a la parte superior del phantom. Está destinado a imitar las características de atenuación de una "mama estándar" de 4,2 cm de espesor de mama comprimida compuesta de 50% de tejido adiposo y 50 % de tejido glandular. El inserto de cera contiene seis fibras de nylon cilíndricas de diámetros decrecientes, cinco grupos simulados de calcificación (motas de Al_2O_3) de diámetros decrecientes, y cinco discos de bajo contraste que disminuyen en diámetro y espesor, los cuales simulan las masas tumorales [5].



La identificación de los objetos más pequeños de cada tipo que son visibles en la imagen del phantom indica el rendimiento del sistema. Para aprobar las normas de calidad: Mammography Quality Standards Act Regulations (MQSA), para mamografía de pantalla-película deben ser visibles al menos cuatro fibras, tres grupos de micro-calcificaciones, y tres masas (sin alteraciones obvias) a una dosis glandular promedio de menos de 3 mGy [5].

Figura 1.4 – Planos del phantom ACR [5].

1.4 Generación de la imagen de una radiografía (Modelo)

La expresión "radiografía" se refiere a los procedimientos para registrar, mostrar y usar información transportada a un detector por un haz de rayos x. Imágenes satisfactorias se registran sólo si la suficiente cantidad de información se transmite al detector a partir de los rayos x que salen del paciente. Asimismo, la información innecesaria y fondo "ruido" no deben interferir con la extracción de la información deseada [14].

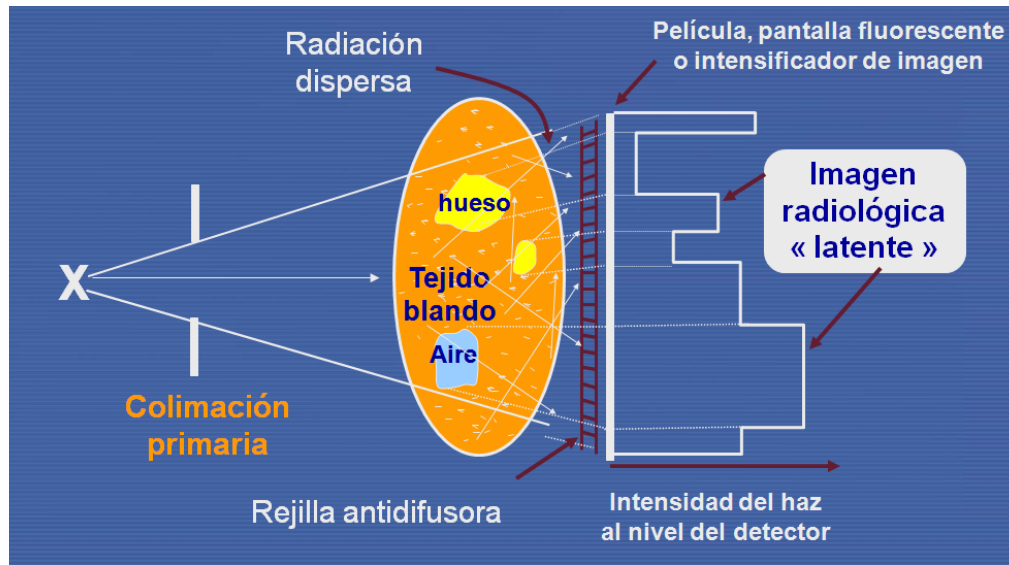


Figura 1.5 - Modelo físico de la conformación de una imagen de radiografía [14].

La imagen muestra el modelo físico de generación de la imagen de una radiografía convencional. Si bien el tejido de la mama no contiene hueso, la imagen permite entender la física detrás de la simulación, la cual describe el proceso de la formación de la imagen, que tanto en radiografía como en mamografía, es en esencia el mismo, especialmente desde el punto de vista de la radiación y su comportamiento: La generación, colimación, transporte a través la materia, interacción con la materia, paso a través de la rejilla anti-difusora, impacto con el detector, y formación de la imagen latente.

La intensidad del haz al nivel del detector según su posición espacial relativa al simulador y a la fuente, contendrá información sobre los distintos niveles de atenuación del haz generado, y al atravesar los distintos espesores de los diferentes materiales, mostrara distintos niveles de intensidad, los cuales se conocen como imagen radiológica latente; es precisamente esta información la que el detector traduce a una imagen, la cual el ojo interpreta como diferencias en la tonalidad de gris, y por tanto diferencias en los coeficientes de atenuación lineal de los distintos materiales.

1.5 Física del detector – La formación de la imagen

Los detectores de pantalla-película para mamografía son excelentes dispositivos de captura de imagen, además la película sirve como el dispositivo de expresión y soporte de almacenamiento, pero también presentan inconvenientes como lo son: el limitado rango dinámico y la estrecha latitud de exposición, características necesarias para lograr un alto contraste radiológico. Una mama altamente glandular puede producir latitud de exposición que exceda de 200:1, causando áreas de película subexpuestas correspondientes al tejido glandular, y áreas de película sobreexpuestas correspondientes a la línea de la piel y partes más finas de la mama. Detectores de pantalla plana y de casete digital (CR) tienen rangos dinámicos de exposición de más de 1000:1, que se traducen en imágenes que muestran poco contraste cuando se utilizan los rangos completos de valores de los píxeles [13]. Si bien esto pasa con los datos de la exposición completa al ser mostrados en bruto, si se especifica un post-procesamiento de imagen de mamografía, un alto contraste de imagen se puede lograr a través de todos los niveles de exposición. La mejora de la imagen post-procesamiento es un elemento clave en la producción de una mamografía digital optimizada.

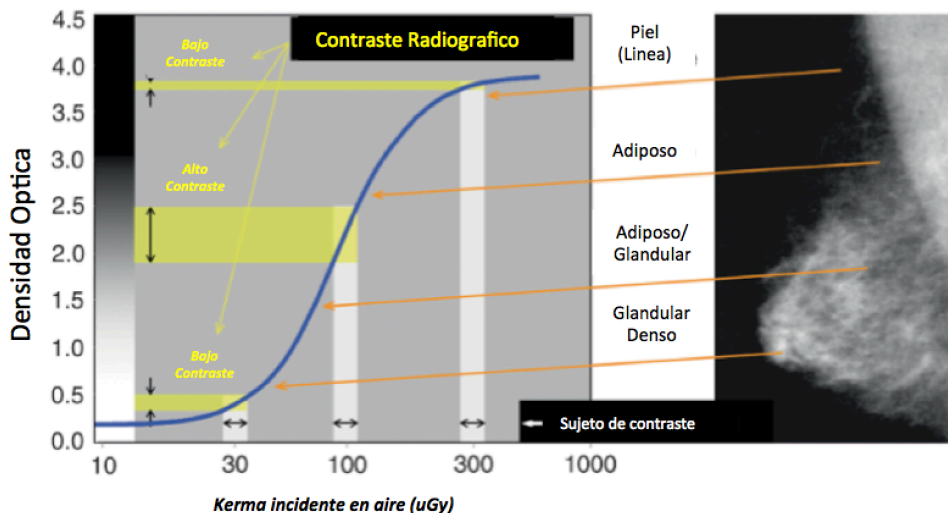


Figura 1.6 – Contraste radiográfico Vs Kerma incidente [13].

Los dispositivos de adquisición digital comenzaron a estar disponibles para mamografía en la década de 1990, en la forma de pequeños sistemas de biopsia digital de campo de visión. A principios del 2000, un sistema de mamografía digital de campo completo fue aprobado por la FDA, este tenía un transistor de película fina (TFT) que hacía detección indirecta a través de la matriz de panel plano con un área activa de 23 cm x 18 cm.

Desde entonces, varios sistemas de mamografía digital han sido aprobados por la FDA en los Estados Unidos y, en 2010, alrededor del 70% de todas las máquinas de mamografía clínica en los Estados Unidos eran sistemas digitales [13].

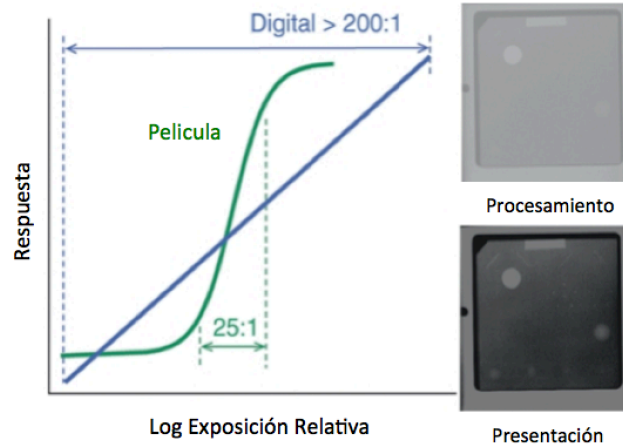


Figura 1.7 – Response Vs Log Relative Exposure [13].

Hay ventajas convincentes para la mamografía digital, la más importante de las cuales, es la capacidad de superar las limitaciones de latitud de exposición en los detectores de pantalla-película y producir una mejor calidad de imagen con dosis más bajas. Otras razones incluyen el aumento de la productividad a través del tecnólogo, ya que la adquisición rápida y la evaluación de las imágenes digitales reduce el tiempo de espera de los pacientes, especialmente para estudios de diagnóstico así como también mejora de la calidad de imagen y la visibilidad de las lesiones.

Las baterías de detectores de panel plano, son las principales tecnologías de detectores utilizados en la mamografía digital. Una matriz activa, compuesta por transistores de película delgada (TFT) recoge la señal local (carga eléctrica) generada durante la exposición a los rayos x, proceso de conversión y absorción; así se almacena la carga en un condensador conectado a cada elemento de detección, inmediatamente después, se lee activamente la matriz, para producir la imagen. Los componentes clave de cada elemento de detección incluyen un transistor (que sirve como un interruptor "on-off"), un electrodo de recogida de carga, y un condensador de almacenamiento. Durante la adquisición de la imagen, el transistor, controlado por la línea de entrada, está en la posición "OFF", así la carga recogida por el electrodo de rayos X incidentes se almacena

en el condensador. Inmediatamente después de la exposición. La lectura se produce mediante la activación de cada línea de entrada, una fila a la vez, lo que resulta en que los transistores a lo largo de cada fila transfieran la carga a través de las líneas de drenaje a lo largo de cada columna a través de una serie de amplificadores de carga y digitalizadores. La imagen digital se almacena en la memoria del ordenador. En algunos diseños de panel plano "rápidos", la lectura de todo el conjunto se lleva a cabo en cientos de milisegundos, lo que permite acercarse a un sistema de adquisición en tiempo real de datos para aplicaciones como la tomo síntesis digital.

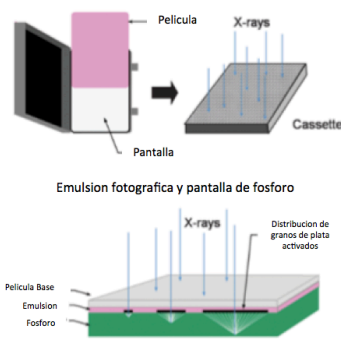


Figura 1.8 - Mamografía de película [13].

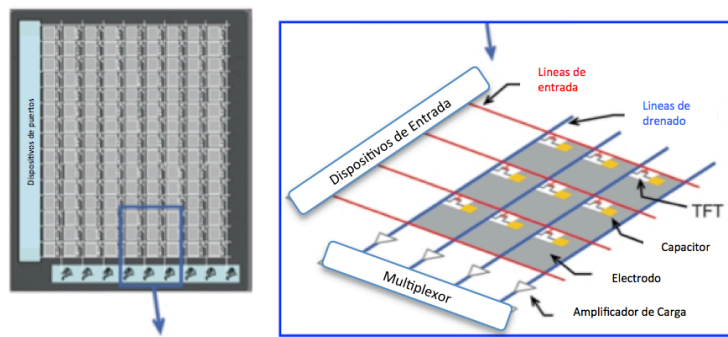


Figura 1.9 - Mamografía digital [13].

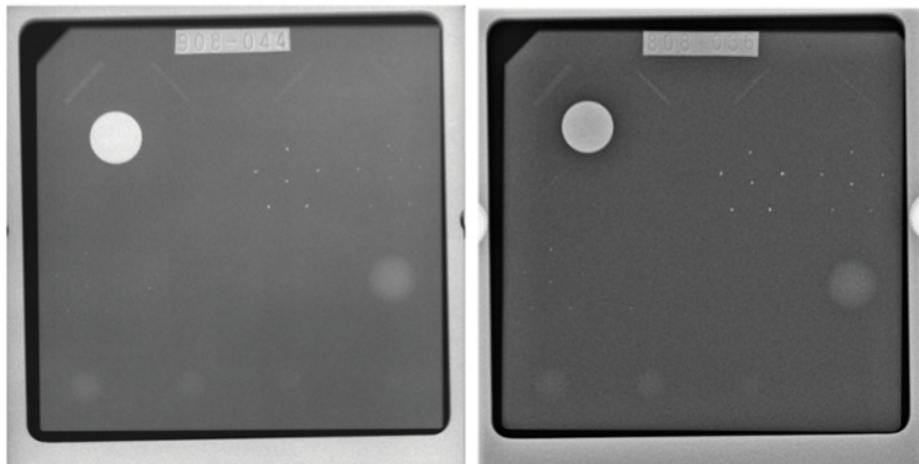


Figura 1.10 – Imagen Phantom ACR Pantalla Película (Izquierda) y Digital (Derecha) [13].

2. Simulación Monte Carlo de la Mamografía

En el presente capítulo se explican todos los procesos y métodos involucrados en la simulación Monte Carlo de la mamografía usando el paquete base FORTRAN conocido como PENELOPE; en su orden: la definición de la geometría, la definición del haz de rayos X, las interacciones de la radiación con la materia a través del uso del programa 'penmain.exe', la clasificación y segmentación de la información de los fotones que impactan el detector. En el siguiente capítulo se realizara la traducción de dicha información de los fotones que impactaron con el detector a imagen, es decir la obtención de la imagen computacional.

2.1 Lógica de construcción del phantom ACR

La construcción matemática del simulador parte de la utilización de geometrías cuadradas sencillas, así básicamente solo con el uso de cilindros, esferas y planos (Figura 2.1), se van definiendo cada uno de los objetos de prueba en el phantom. Esto se logra encerrando las regiones del espacio según la geometría correspondiente, y luego asignándoles el material que compone cada geometría. A continuación, se definen los bloques que jerárquicamente contienen los objetos de test, con lo cual se logra como conjunto un nivel alto de semejanza con el simulador físico (Figura 2.2). Como se muestra, usando el visualizador del paquete grafico del software PENELOPE, gview2d, los objetos de los distintos materiales aparecen representados con colores diferentes, teniendo: Púrpura (Material 1), Naranja (Material 2), Azul (Material 3), Verde (Material 4), Rojo (Material 5) y Marrón (Material 6).

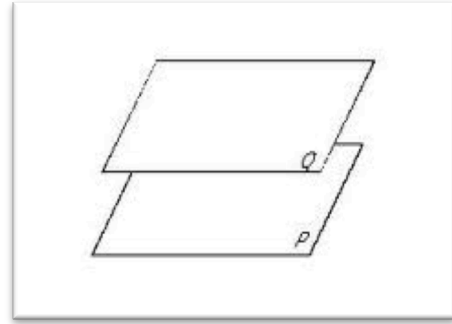


Figura 2.1 – Geometrías Cuadradas [33].

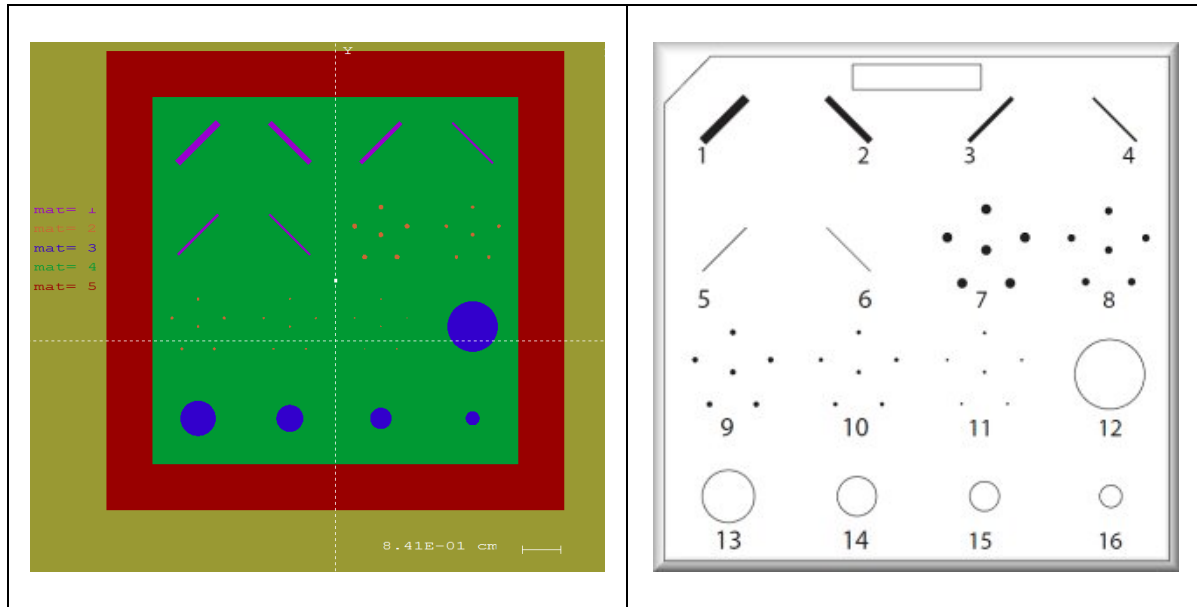


Figura 2.2 - {Simulador Matemático} – {Representación del Simulador}.

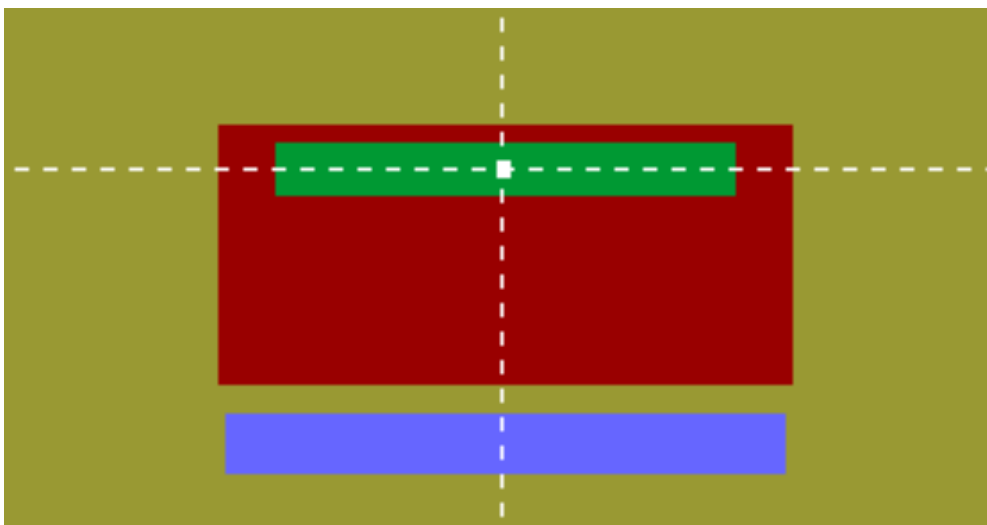


Figura 2.3 – Vista frontal del sistema a simular.

Los objetos de test en orden de aparición de izquierda a derecha y de arriba abajo, son los siguientes:

Fibras de Nylon:

Construidas como cilindros transversales, girados 45° respecto del eje horizontal, cada uno de longitud 1.5 cm y diámetros (1) 0.078, (2) 0.0551, (3) 0.045, (4) 0.038, (5) 0.027 y (6) 0.020 cm, asociados respectivamente de izquierda a derecha y de arriba a abajo, compuestos de material Nylon-Rylsan (Líneas color purpura).

Micro Calcificaciones:

Construidas en grupos de a 6 esferas del mismo tamaño organizadas en acomodación pentagonal, con diámetros (7) 0.054, (8) 0.040, (9) 0.032, (10) 0.024 y (11) 0.016 cm, todas siguiendo un patrón de construcción simétrico de modo que cada micro calcificación se ubica en las esquinas de un pentágono, así como una en el centro, con esto se busca esencialmente simetría. A las esferas que conforman las micro calcificaciones se les asigna el material, óxido de aluminio Al_2O_3 (Puntos Naranja).

Masas Tumorales:

Que se definen como cilindros de radios (12) 0.55, (13) 0.385, (14) 0.294, (15) 0.233 y (16) 0.152 cm y de espesores (12) 0.2, (13) 0.1, (14) 0.075, (15) 0.05 y (16) 0.025, asociados respectivamente. A las cuales se les asigna un material de policloroestireno (Círculos Azules).

Como se ve, en la figura 2.2, todos los objetos de test, están rodeados de un bloque de cera (Recuadro Verde), el cual contiene todos los objetos de Test descritos anteriormente, este bloque es construido como un hexaedro de dimensiones, 8.5cm X 8.5cm X 0.725cm, en las direcciones X,Y e Z, respectivamente.

Dicho hexaedro de cera esta a su vez contenido en un bloque de PMMA (Cuadrado Rojo), también en forma de hexaedro de dimensiones 10.8cm X 10.2cm X 4.4cm.

El simulador en esencia busca reproducir las formas, composiciones y dimensiones de las mutaciones más comunes que se presentan en el tejido mamario, además que la

construcción geométrica se busca aproxime las dimensiones y composición de una MAMA promedio comprimida.

Como muestra la figura 2.3, en la parte inferior del simulador, se puede observar un recuadro azul claro, el cual está definido con casi las mismas dimensiones longitudinal (10.2 cm) y de profundidad (10.8 cm) que el simulador, variando solamente su espesor (1 cm) y el material (Emulsión fotográfica) con el que se define. Este objeto se define como un detector de impacto.

Todo el conjunto o sistema a simular (Fuente, Simulador y Detector) se considera inmerso a su vez en un ambiente, llamado Enclosure, con aire (Color Marrón), el cual aproxima las condiciones normales de un cuarto en el cual se toman mamografías.

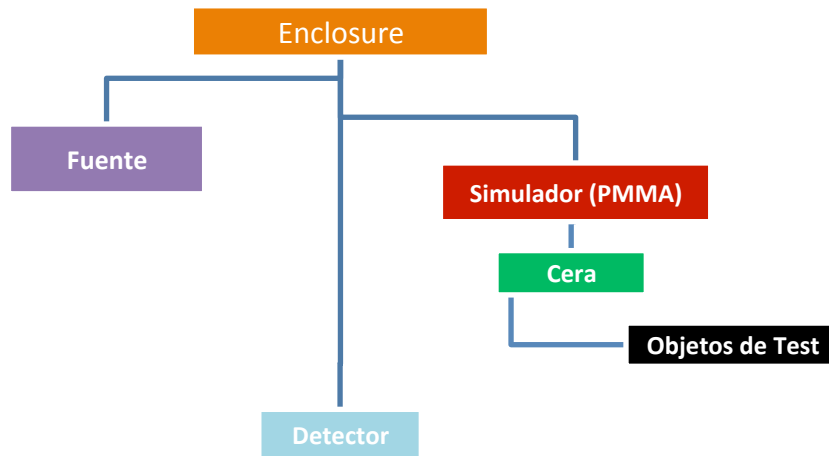


Figura 2.4 - Pengeom Tree (Jerarquía de objetos de la geometría).

Al ser ser el objetivo del actual trabajo, netamente la conformación de la imagen, se obvia y omite la definición de otros objetos en el cuarto, paredes u alrededores. Limitándose la geometría de interés, estrictamente a las formas descritas anteriormente.

C *****	Pertinencia de la definición de la geometría.
C	
C	El mayor número de cuerpos en un módulo o de
C	cuerpos limitando un solo cuerpo 42
C	
C	El mayor número de superficies limítrofes para
C	un solo cuerpo o módulo 63
C	
C	Simular esta geometría será extremadamente lento+
C	
C	***** FIN.

Tabla 1.1 – Pertinencia de la definición de la geometría.

La información mostrada anteriormente habla de la pertinencia en la definición de la simulación para el paquete PENGINEOM. Es importante notar, que aún haciendo uso de los recursos mínimos de superficies para la definición de la geometría, el propio software la reconoce como compleja, en cuanto que predice tiempos de simulación grandes.

Una solución posible para implementar y que hubiese podido reducir un poco los tiempos de simulación, pudo haber sido aumentar los niveles de jerarquía, encerrando por ejemplo los grupos de micro-calcificaciones de a 6 esferas, en esferas de un diámetro mayor de modo que quedaran contenidas y así jerarquizadas. Dichas esferas deberían ser del mismo material que el bloque que las contiene es decir cera. Esto permitiría al paquete correr las subrutinas con un menor número de operaciones por cada partícula simulada. Pero dicha solución solo se plantea ahora mientras se hace la revisión del texto y por tanto no se tuvo en cuenta a la hora de realizar la simulación.

2.2 Sobre PENELOPE

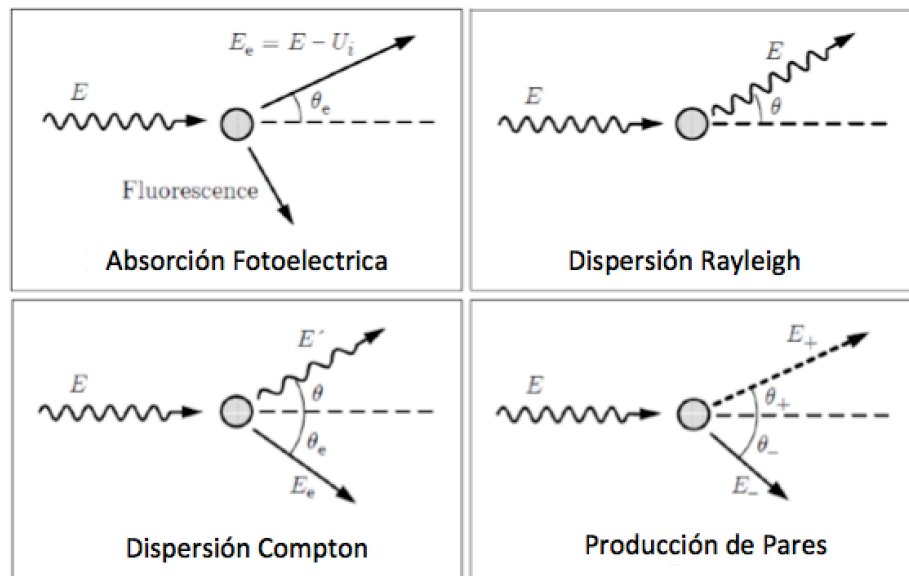


Figura 2.5 - Interacciones básicas de los fotones con la materia [9].

La imagen anterior muestra las interacciones básicas que presentan los fotones con la materia, para lo cual el software según las probabilidades de cada tipo de interacción, genera números aleatorios de modo tal que una vez se sabe que un fotón, interacciona con un material en una posición determinada (X,Y,Z) el programa según la probabilidad

de cada tipo de interacción, calcula usando el método de Monte Carlo el tipo de interacción, para ello genera también de forma probabilística los ángulos y energías de dispersión de las nuevas partículas, según el tipo de interacción ocurrida, todas estas operaciones que involucran procesos estadísticos son realizadas intrínsecamente por el paquete PENELOPE, y sus subrutinas.

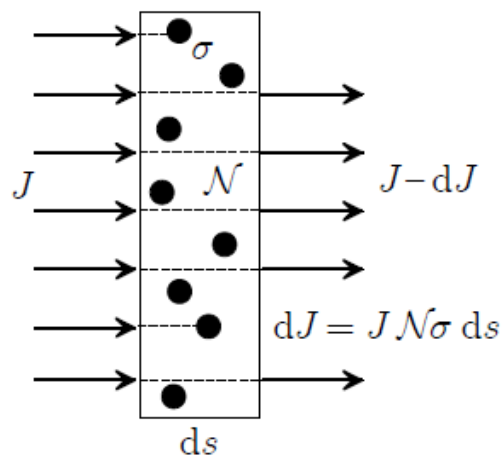


Figura 2.6 - Atenuación de un haz de fotones a través de un material [8].

La figura 2.6 muestra la atenuación de un haz de fotones al pasar a través de un material, y en esencia es uno de los fundamentos físicos de mayor relevancia para la comprensión de la imagen obtenida. Las diferentes atenuaciones que se dan según el material son las que finalmente generan diferencias en la imagen que se forma en el detector. Puede ser necesario recordar aquí que según los coeficientes de atenuación lineal, el haz se atenúa en mayor o menor medida, manteniendo una proporción directa con el espesor y variando según el tipo de material.

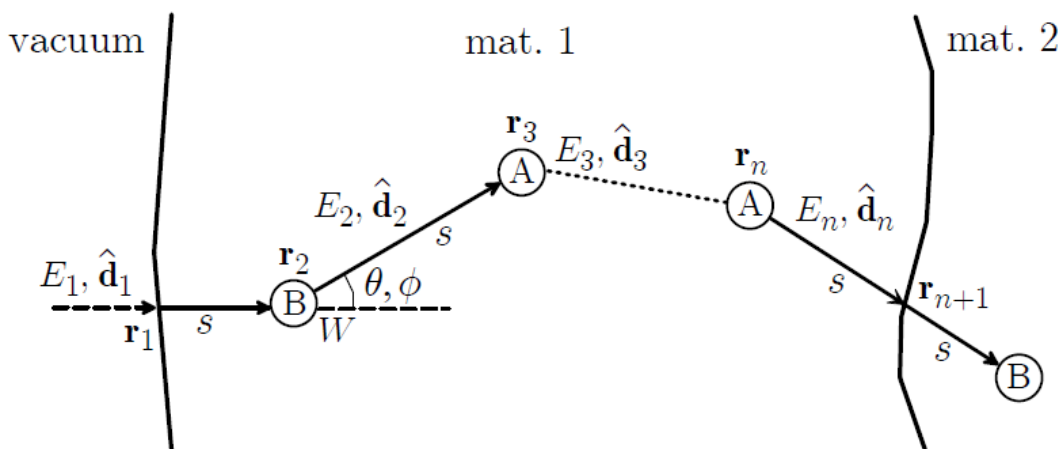


Figura 2.7 - Transporte de un fotón a través de distintos materiales [8].

El modelo físico se simula haciendo uso de la versión 2006 del paquete **PENELOPE**.

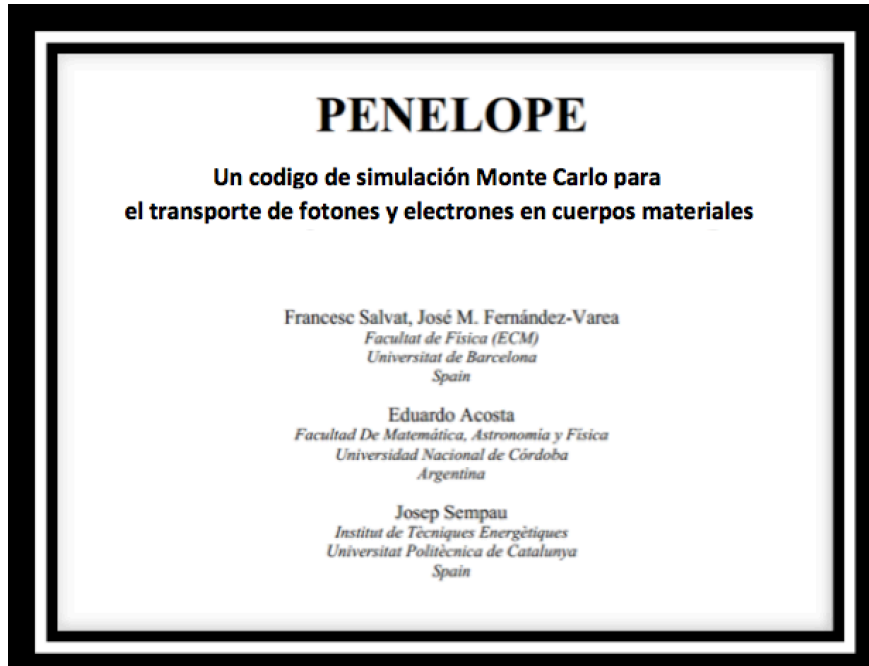


Figura 2.8 – PENELOPE (Reseña)

El paquete básicamente consiste en un conjunto de subprogramas que corren como subrutinas independientes y que se concatenan en un solo archivo ejecutable. Para esta simulación particular se usó del programa predefinido en el paquete 'penmain.exe', el cual se encarga en forma genérica de todo el proceso de transporte de la radiación a través de las distintas geometrías y materiales. Para ello necesita que la situación particular a simular sea definida desde otros archivos que alimentan al archivo ejecutable, estos son:

'material.mat' : El cual contiene información sobre cada uno de los materiales involucrados en la simulación, tal como, secciones eficaces de interacción según el tipo de partícula y la energía de cada una de estas, para cada material.

'simulador.in': El cual contiene en su orden de ingreso: 1) La definición de la fuente (en forma de espectro integrado). 2) Los datos sobre los materiales y sus características para la simulación actual. 3) La llamada al archivo de definición de la geometría. 4) Las partículas que emergen de la fuente y sus distribuciones angulares. 5) Definición del

detector de impacto. 6) Propiedades generales de la actual simulación (tiempo máximo, # de showers y datos de salida).

'real.geo': Qué es el archivo de definición de la geometría que fue descrito antes.

'penmain.exe': Es el resultado de la compilación del archivo 'penmain.f' el cual está montado con base FORTRAN. Para su compilación incluye y necesita del uso de los subprogramas 'penelope.f', 'pengeom.f' y 'timer.f'.

'penelope.f': Contiene alrededor de 11.000 líneas de código base Fortran, consistente en 4 subprogramas diferentes, nombrados como sigue: Cálculos preparatorios y rutinas de entradas/salidas, Simulación de procedimientos de interacción, Rutinas numéricas y Rutinas de transporte.

'pengeom.f': Se encarga del transporte de las partículas simuladas a través de las superficies cuadradas. (Soporta hasta 10.000 superficies y 5000 cuerpos).

'timer.f' : Subrutinas temporizadoras, basadas en procedimientos intrínsecos estándar de Fortran 95.

'penvared.f': Subrutinas de reducción de varianza (Splitting, Russian roulette y Interaction forcing). Este último subprograma 'penvared.f' no se implementó, dado que no es de interés práctico la utilización de la estadística de reducción de varianza para la simulación de la obtención de la imagen, en la cual, más importante que el comportamiento de fotones particulares, necesitamos conocer el comportamiento de todos los fotones involucrados en la generación de la imagen.

En la siguiente gráfica, se muestra el diagrama de flujo de la simulación. Se muestra la estructura lógica que sigue el programa para cada paquete de showers, siguiendo paso a paso la utilización de distintas subrutinas según las posibilidades que puedan darse dentro de la simulación según los números aleatorios, y por tanto la probabilidad de ocurrencia o no de los distintos fenómenos. Termina finalmente cuando un fotón pierde energía por debajo de un nivel crítico, o cuando la partícula sale de la zona de interés para la simulación.

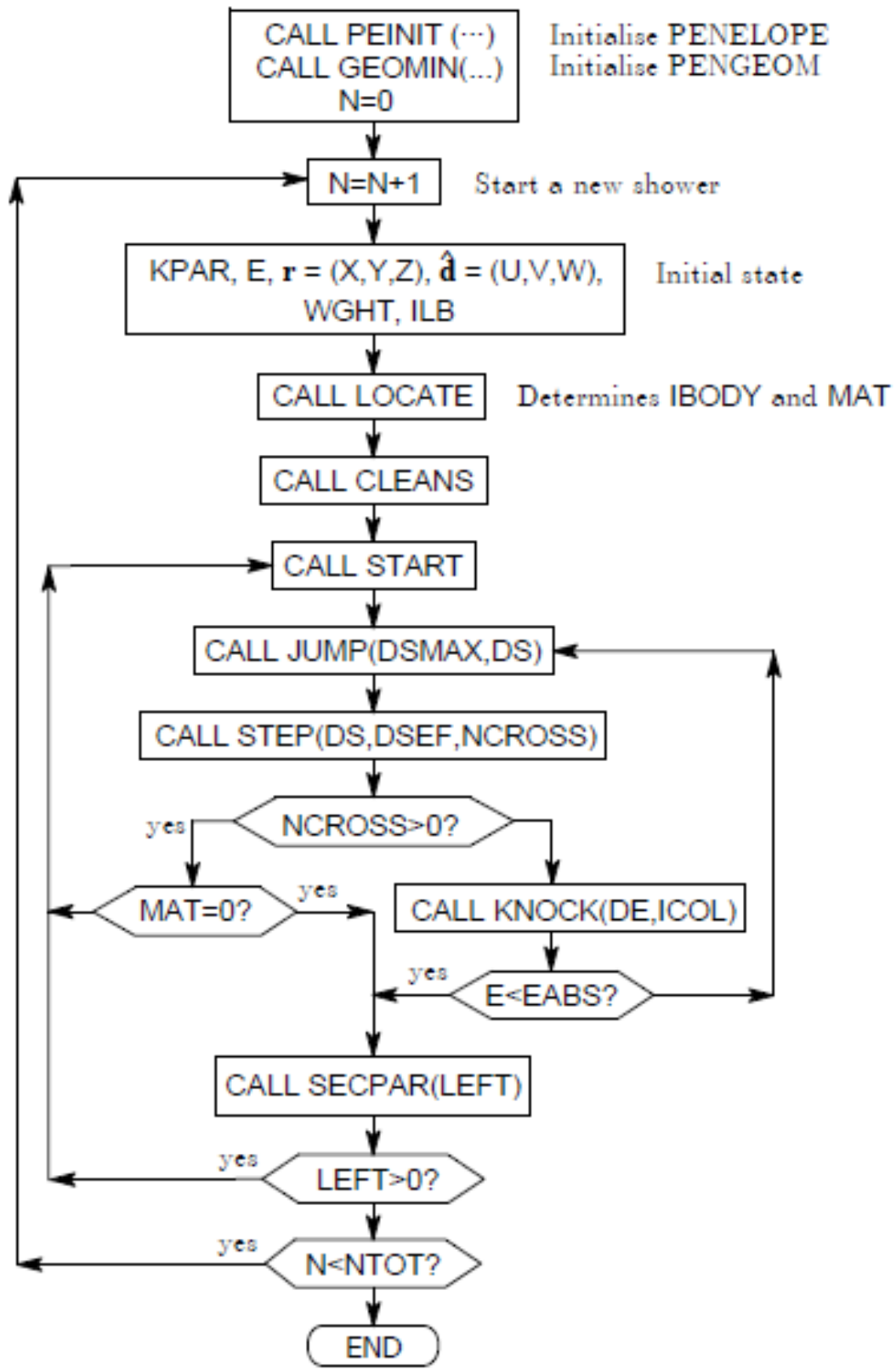


Figura 2.9 - Diagrama de flujo del programa 'penmain.exe' [8].

Las subrutinas usadas en el programa hacen uso de variables que transversalizan el programa, de modo que dividen la simulación en procesos que se corren cada uno por separado. Es importante hacer una pequeña revisión de dichos procesos como parte de la comprensión de la simulación, el funcionamiento del código y finalmente la forma como expresa los resultados. En orden de descripción del diagrama de flujo tenemos:

PEINIT: Lee los archivos de datos para diferentes materiales, avala las propiedades de dispersión relevantes y prepara las tablas de cantidades dependientes de la energía que son usadas durante la simulación 'material.mat'.

GEOMIN: Lee los datos de la geometría desde el archivo de entrada 'real.geo' e inicializa el paquete geométrico PENGEOM.

LOCATE: Determina el cuerpo que contiene el punto de coordenadas (X, Y, Z).

CLEANS: Inicializa la pila secundaria, donde los estados iniciales de las partículas secundarias son guardados.

START: Inicia los parámetros de la partícula. Debe ser llamada siempre antes de iniciar una simulación de un camino (primario o secundario), o antes de que la partícula atraviese una interfase. Solo funciona para electrones y positrones, en fotones esta subrutina no tiene efecto, sin embargo es aconsejable llamar START para cualquier clase de partícula. Así esta chequea si la energía se encuentra dentro del rango esperado, y puede así, ayudar a detectar errores en el programa principal.

JUMP: Determina el segmento longitud del camino hasta la siguiente interacción.

STEP: Usada en conjunción con PENELOPE, esta subrutina ejecuta la parte geométrica de la simulación del camino. La partícula inicia desde un punto (X,Y, Z) y procede a viajar una longitud DS en la dirección (U, V, W) dentro del material en que se mueve. STEP desplaza la partícula y la detiene al final del transporte, o justo antes de entrar a un nuevo material (las partículas no se detienen en "interfaces" entre cuerpos del mismo material).

KNOCK: Simula un evento de interacción. Calcula la nueva energía y dirección de movimiento después de la interacción y almacena el estado inicial de las partículas secundarias cuando estas son generadas.

SECPAR: Establece el estado inicial de la partícula secundaria y es removida a un estado secundario. El valor de salida LEFT es un número de partículas secundarias que permanecen en el estado al momento de la llamada.

2.3 Simulación en proceso...

Para la puesta en marcha de la simulación, se utilizó un espectro obtenido por Carolina Viloria, del grupo de física radiológica de la Universidad Nacional, sede Medellín. El espectro es el emitido por un equipo de rayos-X de mamografía con blanco de Mo y filtro de 0,3mm Mo, para el rango de 25 a 32 KVp [2].

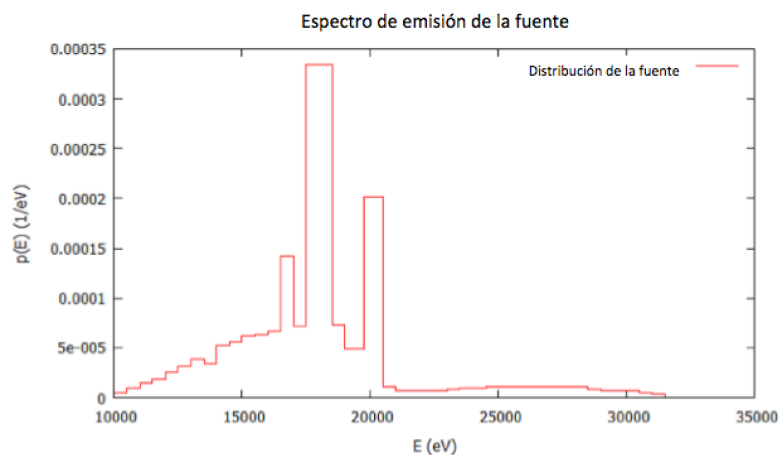


Figura 2.10 - Espectro de rayos X usado en la simulación [2]

Cómo la definición de la fuente permite configurar la forma como el simulador es irradiado, definimos la emisión de los rayos X en forma cónica con una apertura óptica de 8.5° calculados a partir de la distancia fuente-simulador (60 cm), y la cual circunscribe completamente la primera superficie del phantom vista desde la fuente.

Si bien es cierto que en principio debería colimarse el haz de forma rectangular para hacer el proceso de simulación lo más verosímil posible con la realidad, frente a esto y producto de la experiencia, durante la implementación se encontró que la definición

geométrica del colimador desde el archivo 'simulador.geo' aumenta considerablemente los tiempos de simulación, no solamente por que es mayor la complejidad de la geometría (> Cantidad de cuerpos y fronteras a analizar) sino que adicionalmente implica la simulación de los fenómenos de retro dispersión debidos al impacto de los fotones con materiales como el plomo y el aluminio.

Por otro lado es necesario señalar que el programa 'penmain.exe' permite dentro de la configuración del archivo de entrada 'simulador.in', en la definición de la fuente, el uso de emisiones de partículas primarias con proyección piramidal que serían mucho más acertadas para esta simulación. Desde el punto de vista práctico no se pudo implementar, ya que el programa indefectiblemente rechazo su definición tras intentarlo de todas las formas posibles, y por eso finalmente se tomó el camino descrito.

Al circunscribir el simulador en la proyección del haz cónico sobre la zona más externa de modo que lo abarcara completamente, y posteriormente limitando los efectos de la proyección del haz usando un menor tamaño del detector se logra que la radiación que se simula de más, y que en la figura 2.11 se ve coloreada de blanco, no genere mayores implicaciones en la generación y construcción de la imagen.

Si bien es cierto que este es un proceso algo "precario" desde el punto de vista físico, ya que aumenta la cantidad de radiación secundaria y terciaria incidente sobre el detector y por tanto genera factores de ruido no deseados en la imagen. La forma posterior de procesamiento de los datos en la cual se rechaza todos los fotones incidentes sobre el detector con ángulos superiores a los 8.5° con respecto a la dirección fuente-simulador, nos permite enfrentar este problema, teniendo en última instancia, más beneficios que problemas reales, es importante señalar que esta decisión fue implementada sobre la marcha de las simulaciones buscando especialmente eficacia en los tiempos de simulación.

Como se puede ver en la figura 2.11, la fuente genera con igual nivel de probabilidad fotones en la dirección de 180° , la cual expresa la dirección desde la fuente que se encuentra arriba del simulador a 60 cm, hacia abajo y con una apertura óptica de 8.5° , que es la que define el círculo, el cual una vez se proyecta sobre el plano del simulador, circunscribe el simulador abarcándolo completamente.

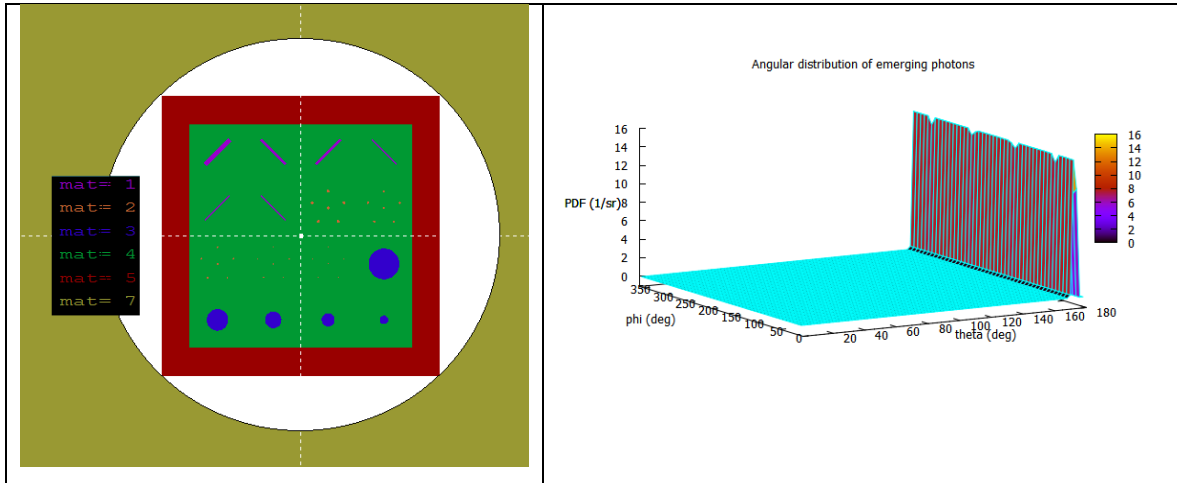


Figura 2.11 - Haz de rayos X incidente sobre el simulador

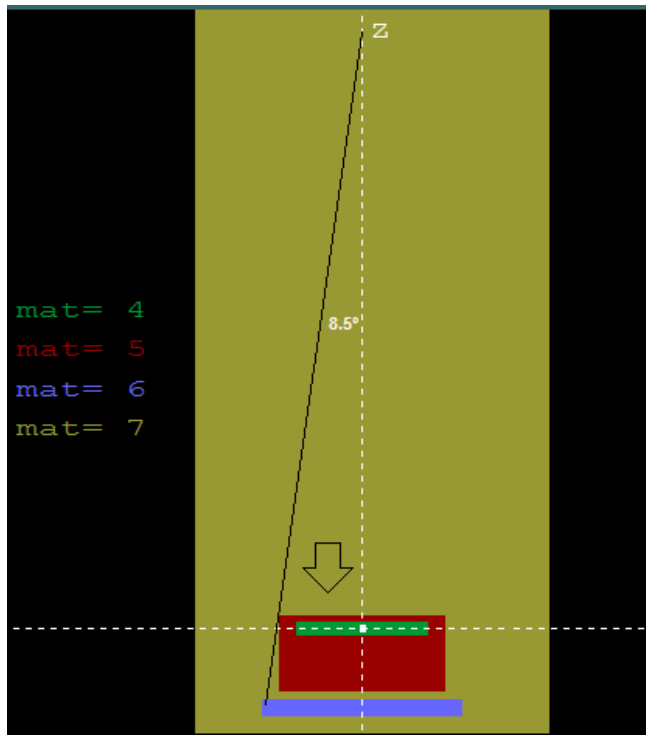


Figura 2.12 - Dirección de emisión de los fotones desde la fuente hacia el simulador.

Es interesante e ilustrativo ver como ocurre el proceso de transporte de los fotones a través de los distintos materiales. Para ello con el uso de uno de los programas que viene en el paquete PENELOPE *'shower.exe'* simulamos una muestra de las formas de interacción según el tipo de partículas, espesor del objeto y tipo de material. La muestra estuvo compuesta de 30 fotones, y como se ve en las figuras hace el seguimiento del transporte de los fotones a partir de su dirección inicial de transporte (línea blanca horizontal de izquierda a derecha) mostrando la dispersión de algunos de los fotones (líneas

blancas) así como la generación de partículas de radiación secundaria (líneas rojas y amarillas). Este proceso que es básicamente ilustrativo se realizó con un haz mono energético de 18 KeV, el cual es el que muestra mayor probabilidad de generación desde el espectro.



Figura 2.13

2.4 Resultados de la simulación

```

*****
** Programa PENMAIN / Resultados **
*****

Simulación (tiempo) ..... 2.087893E+06 seg
Simulación (velocidad) ..... 1.873717E+03 part's/seg

Partículas de radiación primaria ..... 3.912121E+09

Partículas primarias transmitidas ..... 1.964793E+08
Partículas primarias retro dispersadas ... 1.232878E+09
Partículas primarias absorbidas ..... 2.482764E+09

Fracción de transmisión ..... 5.024826E-02
Fracción de retro dispersión ..... 3.151727E-01
Fracción de absorción ..... 6.346337E-01

Probabilidades de generación de partículas secundarias:

-----
| electrones | fotones | positrones |
-----
| Transmitidas | 7.517916E-06 | 2.505214E-05 | 0.000000E+00 |
-----
| Retro dispersadas| 5.030877E-05 | 2.957986E-05 | 0.000000E+00 |
-----
| Absorbidas | 3.933388E+00 | 8.408993E-03 | 0.000000E+00 |
-----
    
```

Tabla 2.2 – Resultados 'penmain.exe'.

Es decir que la simulación tomo un tiempo total de 24 días 3 horas 58 minutos y 13 segundos. Simulándose un total de 3.912121E+09 Showers, a una velocidad de 1.873717E+03 showers/sec.

Se corrió en un computador Macbook de 13" Modelo 2009, trabajando en sistema operativo Windows 7 – Ultimate.

Procesador:	Intel(R) Core(TM)2 Duo CPU P7450 @ 2.13GHz 2.13 GHz
Memoria instalada (RAM):	4.00 GB (3.73 GB utilizable)
Tipo de sistema:	Sistema operativo de 64 bits

Tabla 2.3 – Recursos del computador usado para la simulación

Energía media depositada (Cuerpos)					
Body	1	1.015280E+00	+ - 6.4E-03	ev (effic. = 1.10E-01)
Body	2	5.138413E-01	+ - 4.5E-03	ev (effic. = 5.58E-02)
Body	3	3.360127E-01	+ - 3.7E-03	ev (effic. = 3.65E-02)
Body	4	2.234817E-01	+ - 2.0E-03	ev (effic. = 1.86E-02)
Body	5	1.202774E-01	+ - 2.2E-03	ev (effic. = 1.06E-02)
Body	6	6.954420E-02	+ - 1.7E-03	ev (effic. = 7.56E-03)
Body	7	1.978876E+00	+ - 9.2E-03	ev (effic. = 2.01E-01)
Body	8	2.039726E+00	+ - 9.3E-03	ev (effic. = 2.07E-01)
Body	9	2.039742E+00	+ - 9.3E-03	ev (effic. = 2.07E-01)
Body	10	1.981713E+00	+ - 9.2E-03	ev (effic. = 2.01E-01)
Body	11	1.987139E+00	+ - 9.2E-03	ev (effic. = 2.02E-01)
Body	12	1.945013E+00	+ - 9.1E-03	ev (effic. = 1.98E-01)
Body	13	1.799380E-01	+ - 2.7E-03	ev (effic. = 1.87E-02)
Body	14	1.801936E-01	+ - 2.7E-03	ev (effic. = 1.87E-02)
Body	15	1.771256E-01	+ - 2.7E-03	ev (effic. = 1.84E-02)
Body	16	1.814387E-01	+ - 2.7E-03	ev (effic. = 1.89E-02)
Body	17	1.787365E-01	+ - 2.7E-03	ev (effic. = 1.86E-02)
Body	18	1.823453E-01	+ - 2.8E-03	ev (effic. = 1.89E-02)
Body	19	9.791181E-02	+ - 2.0E-03	ev (effic. = 1.03E-02)
Body	20	9.833688E-02	+ - 2.0E-03	ev (effic. = 1.03E-02)
Body	21	9.958080E-02	+ - 2.0E-03	ev (effic. = 1.04E-02)
Body	22	9.619293E-02	+ - 2.0E-03	ev (effic. = 1.00E-02)
Body	23	9.904252E-02	+ - 2.0E-03	ev (effic. = 1.03E-02)
Body	24	9.745373E-02	+ - 2.0E-03	ev (effic. = 1.02E-02)
Body	25	4.487584E-02	+ - 1.4E-03	ev (effic. = 4.71E-03)
Body	26	4.498516E-02	+ - 1.4E-03	ev (effic. = 4.72E-03)
Body	27	4.486967E-02	+ - 1.4E-03	ev (effic. = 4.70E-03)
Body	28	4.463859E-02	+ - 1.4E-03	ev (effic. = 4.68E-03)
Body	29	4.444036E-02	+ - 1.4E-03	ev (effic. = 4.66E-03)
Body	30	4.538562E-02	+ - 1.4E-03	ev (effic. = 4.76E-03)
Body	31	1.388293E-02	+ - 7.5E-04	ev (effic. = 1.46E-03)
Body	32	1.444325E-02	+ - 7.7E-04	ev (effic. = 1.52E-03)
Body	33	1.424819E-02	+ - 7.6E-04	ev (effic. = 1.50E-03)
Body	34	1.419342E-02	+ - 7.6E-04	ev (effic. = 1.50E-03)
Body	35	1.385164E-02	+ - 7.5E-04	ev (effic. = 1.45E-03)
Body	36	1.405819E-02	+ - 7.6E-04	ev (effic. = 1.48E-03)
Body	37	5.902272E+01	+ - 5.0E-02	ev (effic. = 6.04E+00)
Body	38	1.876761E+01	+ - 2.8E-02	ev (effic. = 1.94E+00)
Body	39	9.049732E+00	+ - 1.9E-02	ev (effic. = 9.41E-01)
Body	40	4.143376E+00	+ - 1.3E-02	ev (effic. = 4.33E-01)
Body	41	9.605604E-01	+ - 6.3E-03	ev (effic. = 1.01E-01)
Body	42	1.261846E+03	+ - 2.2E-01	ev (effic. = 1.47E+02)
Body	43	7.237913E+03	+ - 4.3E-01	ev (effic. = 1.24E+03)
Body	44	1.900381E+03	+ - 2.8E-01	ev (effic. = 1.94E+02)
Body	45	9.315165E+02	+ - 1.8E-01	ev (effic. = 1.10E+02)
Energía media incidente (Detector de impacto)					
Detector # 1	...		1.900190E+03	+ - 2.8E-01	ev (effic. = 1.94E+02)

Tabla 2.4 - Energías medias depositadas en cada uno de los cuerpos

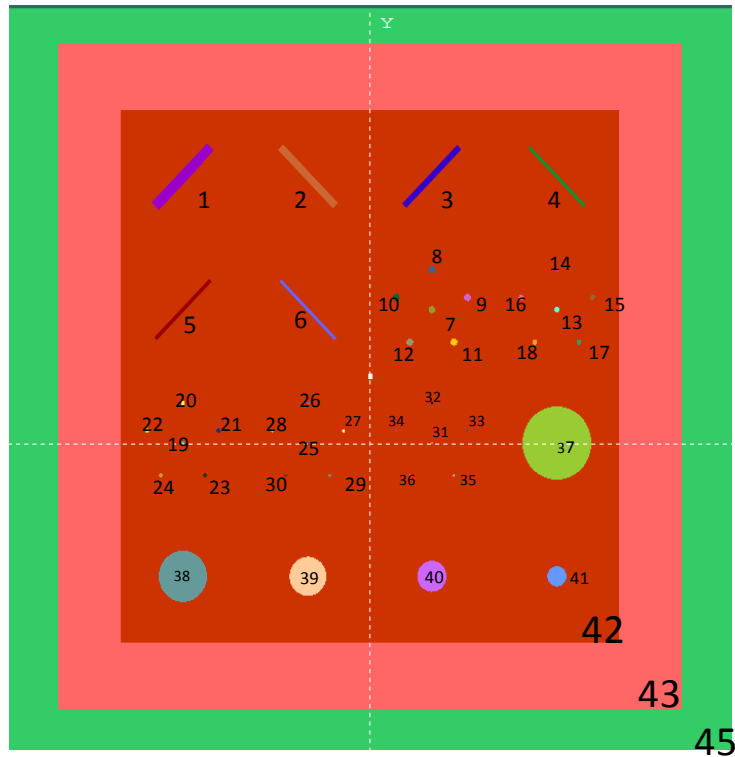


Figura 2.14 – Mapa de los cuerpos en el simulador

Cómo se ve a continuación en la tabla 2.5 los resultados del proceso de simulación que arroja el programa son: KPAR (Identidad de las partículas); E (Energía); {X, Y, Z} (Coordenadas de impacto); {U, V, W} (Ángulos polares de dirección); WGHT (Peso probabilístico de la partícula); ILB(1:4) (Coeficientes de procedencia del fotón); NSHI (Número de showers simulados desde la última iteración).

#	KPAR	E	X	Y	Z	U	V	W	WGHT	ILB (1:4)	NSHI
2	1.72413E+04	3.33220E+00	3.75288E+00	-4.25000E+00	6.03348E-02	6.79519E-02	-9.95863E-01	1.00000E+00	1 0 0	0 6	
2	1.86652E+04	2.17238E+00	3.05288E+00	-4.25000E+00	4.63473E-01	1.22722E-01	-8.77571E-01	1.00000E+00	1 0 0	0 1	
2	1.77413E+04	3.80332E+00	3.23006E-02	-4.25000E+00	6.89865E-02	5.85885E-04	-9.97617E-01	1.00000E+00	1 0 0	0 1	
2	1.75582E+04	-3.83498E+00	2.41699E-01	-4.25000E+00	-6.95573E-02	4.38384E-03	-9.97568E-01	1.00000E+00	1 0 0	0 6	

Tabla 2.5 – Resultados de la simulación 'psf-penmain.dat'

Esa cantidad de fotones, que es importante decirlo es exorbitantemente grande. En términos cuantitativos representa unas 50 GB de información en texto plano, y es la que posteriormente se traduce a imagen utilizándose para ello programas que facilitan dicho proceso a través de programas implementados en MATLAB.

Calidad de imágenes en mamografía

3. Representación computacional de la mamografía

“El objetivo de la percepción visual de ordenador es encontrar una relación entre una imagen de entrada y modelos creados del mundo real. Durante la transición de la imagen de entrada en bruto al modelo, la información de la imagen se vuelve más densa y el conocimiento semántico sobre la interpretación de los datos de la imagen se utiliza cada vez más” [11].

Una vez obtenidos los resultados de la simulación del programa ‘penmain.exe’, se procede a construir la imagen del simulador. Buscando obtener una representación aproximada a una mamografía realizada por medios materiales.

3.1 Construcción de la imagen latente

La primera parte consiste en segmentar las 50 GB de información arrojada por el programa en texto plano en los archivos obtenidos de la simulación, para ello se dividen los archivos ‘.dat’ originales obtenidos de ‘penmain.exe’ buscando obtener archivos de 450 MB o menos, así en la forma de lectura de los datos en MATLAB como matrices, este es el máximo que el programa logra importar para procesar posteriormente la información que contiene. Esto se debe al tamaño en la memoria RAM asignado como máximo por MATLAB para una matriz de datos.

Parte del proceso de segmentación incluye el quitarle a cada uno de los archivos que arrojó el programa ‘penmain.exe’ el encabezado donde básicamente habla de cómo leer los resultados de la simulación. Aquí es necesario decir, que la simulación se detenía y volvía a iniciar cada que el archivo de resultados ‘pm-psf-impdet.dat’, que es donde el programa ‘penmain.exe’ imprime la información antes descrita de los fotones que impactaban con el detector; al hacer esto los archivos obtenidos oscilaban alrededor de los 3 GB cada uno, luego fueron estos archivos los que posteriormente se segmentaron

aún más buscando obtener matrices (archivos) de resultados inferiores a los 450 MB cada uno (Para proceder a hacer su posterior procesamiento en MATLAB).

Todo este proceso se realiza utilizando un software que se encuentra en la red conocido como “Large Txt Viewer”, el cual está específicamente diseñado para visualizar y copiar información de archivos de texto muy grandes (>1GB). La utilización de este software se hizo justificada en el evidente problema que generó la visualización y edición de los datos en software’s tradicionales de edición de texto, tales como Word, Tedit y el Bloc de Notas. Todos los cuáles decían al intentar abrir los resultados arrojados por el programa ‘penmain.exe’ que la cantidad de información hacía imposible el despliegue y edición de los datos.

Como resultado de la segmentación, y el procesamiento de los datos, se obtuvo un total de 122 archivos en ‘.txt’, los cuales presentaron cada uno un peso promedio de 430 MB asignados en la memoria física del computador, y los cuales contienen cada uno información de cada uno de los fotones que impactan con el detector.

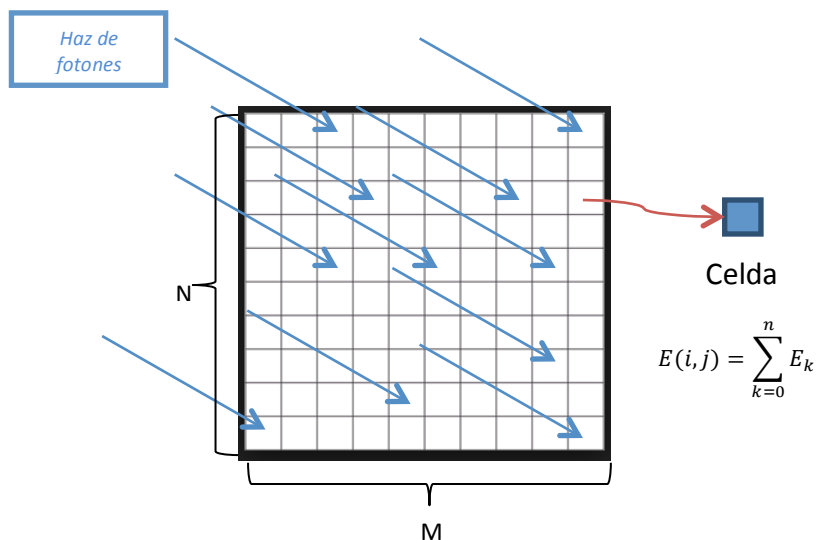


Figura 3.1 – Suma acumulada de energía de los fotones incidentes en cada celda.

Una vez segmentados los datos se corre un programa que se anexa al final ‘matriz.m’ (Anexo A), el cual se encarga de procesar cada fotón de cada archivo obtenido. Para ello se compara la ubicación espacial de cada fotón en sus coordenadas (X, Y) con una cuadrícula de $M \times N$ celdas, en la cual se divide el detector, así cada celda tendrá asociada un par de coordenadas espaciales (i, j) donde (i) representa una fila y (j) una

columna, de modo que según la posición de impacto de cada fotón (X, Y) se suma de forma acumulativa la energía depositada por cada uno de los fotones en la celda respectiva (i, j), obteniéndose como resultado una matriz con valores de energía que dependerán de la cantidad de fotones que impactaron en cada celda y sus respectivas energías. Este proceso se realiza para cada archivo, obteniéndose así una matriz de energías acumuladas por cada archivo segmentado, es decir 122 matrices de energía acumulada.

Para definir el tamaño de la matriz no se consideró el aporte de magnificación debido a la proyección del haz desde el simulador hasta el detector, el cual al ser la apertura óptica tan pequeña 8.5° y la distancia detector-simulador tan corta (4 cm) en relación a la distancia fuente-simulador (60 cm), hace que la magnificación no sea un factor significativo a tener en cuenta.

Para escoger el tamaño de la matriz que definirá la imagen como M x N celdas, se deben analizar algunos principios básicos sobre la resolución espacial de la imagen y el detector.

1) La resolución del ojo humano es 0,02 cm [¹¹], la cual se debe relacionar con el tamaño total del detector que es de 10.2 cm x 10.8 cm. Dicha resolución predice que los píxeles que expresan la imagen deberían tener un tamaño igual o inferior a 0.01 cm. Para dicho tamaño se tendría por tanto una dimensión mínima de 1020 x 1080 píxeles en la imagen a construir.

2) El mínimo objeto en el simulador tiene un tamaño de 0.016 cm [⁵], es decir que el píxel debe tener un tamaño que permita muestrear dicho objeto, se puede proponer entonces una longitud de 0.008 cm como máximo, este resultado arroja un valor inclusive superior al anterior que es 1276 x 1350 píxeles.

3) El tamaño estándar del píxel en los detectores de panel plano es de 100 μm [¹³], es decir 0.01 cm; con esto se reincide en el valor de 1020 x 1080 píxeles para la cuadrícula que define la imagen.

Como se mostrara más adelante no todo el tamaño del detector es necesario tenerlo cuenta para el despliegue de la imagen, esto se hace debido a que las periferias del detector, así como el área de la imagen correspondiente únicamente al PMMA, no aportan información útil sobre los objetos de real interés en el simulador (Objetos de Test). Así que al optar por únicamente desplegar 8.5 cm x 8.5 cm del detector, se puede reducir significativamente el área involucrada en la formación de la imagen. Además que se obtiene la ventaja de un aumento significativo en el contraste (Esto se debe a la forma diferencial como se calculan las tonalidades de gris en la imagen, la cual se explicará posteriormente) sin necesidad de utilizar todavía las técnicas de mejoramiento digital de la imagen.

Una ventaja adicional de la elección de un detector de menor tamaño se da en términos operativos, buscando disminuir los tiempos de la simulación en cuanto que la proporción entre la radiación incidente en las periferias del detector y la radiación incidente hacia el centro del detector es significativa, esto se explica por la atenuación que genera la materia al paso de los rayos X a través de los distintos materiales. Así no solo se obtiene información de mejor calidad, sino que los tiempos de simulación disminuyen considerablemente, obteniéndose una doble ventaja. Así como a la hora de expresar la imagen, se requiere analizar una menor cantidad de información.

Teniendo en cuenta todo esto, además bajo la evidencia que una matriz más pequeña puede disminuir problemas como el ruido estadístico que se expresa como moteado, y que está asociado al método Monte Carlo como una de las causales de ruido, se optó finalmente por el valor de 1024 x 1024 píxeles, el cual no solamente abarca las consideraciones tenidas en cuenta previamente, sino que al ser una potencia de 2 y tener geometría cuadrada significa ciertas facilidades a la hora de analizar las imágenes.

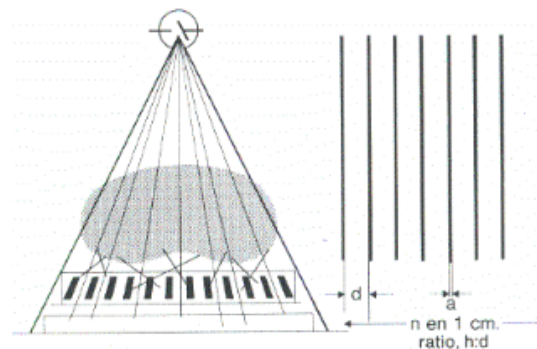


Figura 3.2 – Parrilla anti-difusora [14].

Como parte del proceso de construcción de la imagen, y buscando el despliegue de la mejor imagen obtenible de la información procedente de la simulación, es importante anotar que no se consideraron los fotones que incidían sobre el detector con un ángulo ω superior a 8.5° . Este ángulo da la dirección de incidencia máxima que puede tener un fotón que no es dispersado significativamente con respecto a su trayectoria inicial desde la fuente, a través del simulador y al llegar al detector. Es decir que permite simular el comportamiento de la parrilla anti-difusora como la mostrada en la figura 3.2 con un comportamiento ideal y a un muy bajo coste operativo desde el punto de vista de la programación.

Si se contrasta esto con lo que tomaría la construcción en el paquete 'pengeom.f' y la posterior simulación de la parrilla usando el programa 'penmain.exe', que es necesario decir, se llevó a cabo durante el desarrollo del presente trabajo, se podrá comprobar que se hace inviable la simulación en términos prácticos. Puede ser importante decir como parte de los métodos y procedimientos, que fue necesaria la implementación de un programa en base FORTRAN para crear parrillas anti-difusoras, el cual básicamente a partir de la utilización de ciclos anidados, imprimió en un archivo la geometría de la parrilla compatible con pengeom, solo necesitando el ingreso de la cantidad de pares de líneas por mm en la parrilla. Dicha geometría requería de la definición de más de 10000 superficies y 4000 cuerpos!!!!

Pero luego cuando se corrió la simulación, se pudo verificar la dependencia del tiempo de simulación con la complejidad de la geometría [12], en PENELOPE, esto nos llevo a ganar cierta claridad de la inviabilidad de seguir este camino. En contraste con 1 mes que tomó la simulación de 40 cuerpos, los 4000 cuerpos llevarían más de ¡¡¡300 meses!!!. Para llegar a una misma cantidad de Showers, eso sin contar la atenuación de radiación por parte de la parrilla que presentaría también una desventaja al disminuir la proporción de radiación incidente sobre el detector y por tanto una menor calidad de la información que pasaría a formar la imagen, o en su defecto la necesidad de simular una cantidad aún mayor de partículas.

Como resultado de correr el programa 'matriz.m' se obtuvo 122 matrices de dimensión 1024x1024 con información de la energía acumulada por el detector en su primera superficie de impacto, cada una de las cuales contenía una parte de la imagen latente.

Se debe aquí explicar que si bien PENELOPE permite definir detectores de dosis, además de detectores de impacto [8], la imposibilidad de definir más de 10 detectores presenta una dificultad por el problema instrumental desde el punto de vista físico, en que se constituyen los detectores de panel plano, donde hay $1024 \times 1024 = 1'048.576$ detectores, cuya definición y simulación hubiese sobredimensionado los recursos computacionales y temporales, según los utilizados, como fue descrito anteriormente.

Esto llevo a optar por utilizar el detector de impacto que finalmente se implemento, y que es importante decirlo, se comporta de forma ideal al almacenar la información de cualquier fotón que llegue a estar en contacto con el en su trayectoria.

Por otro lado el programa 'matriz.m' almacena información de los fotones simulados, en dos vectores columna 'B.mat' y 'C.mat' de 122 elementos cada uno, con la cantidad correspondiente de fotones que impactan el detector y quedan almacenados en el archivo de datos correspondiente 'datos-n.dat' donde n es un número entre 1 y 122, asociado a cada uno de los archivos resultantes de correr la simulación.

3.2 De la imagen latente a la imagen computacional

Continuando con el proceso de construcción de la imagen computacional, la energía acumulada en cada una de las celdas de las 122 matrices contiene información sobre la imagen latente que debe no solo sumarse, sino también traducirse posteriormente a un nivel de gris, que es lo que nuestro cerebro interpreta como color y así según la distribución espacial de los colores en cada celda, se obtendrá como la imagen computacional de la mamografía.

Este proceso visto desde el punto de vista físico, consistiría en primer lugar en la conversión de la energía acumulada en una cantidad representativa de exposición o dosis, la cual a su vez, por medio del uso de la curva de calibración del sensor, debe traducirse a un nivel de densidad óptica (paso de luz a través del sensor), el cual a su vez, debe pasarse a un valor correspondiente en la escala de grises.

De acuerdo con la resolución cromática del ojo humano, este solo logra diferenciar 50 niveles de intensidad, decidimos sobreestimar dicho valor al definir 256 niveles de intensidad, que es la discriminación cromática habitual que se usa en imágenes de escala de grises, es decir la correspondiente a 8 Bits de información [3]. De este modo si 255 representara el color blanco y 0 el color negro, se hace necesario un proceso inicial de mapeo en el cual se asocia al píxel de máxima energía el valor de 255, así como al píxel de mínima energía el valor 0 y dependiendo la proporción con el nivel de máxima energía los píxeles asumirán un valor manteniendo dicha proporción con el número 255.

Esto en principio necesitaría de la utilización de una relación funcional en la asignación del paso de la energía que es absorbida por la materia como exposición [3], la cual luego es percibida cromáticamente como un nivel de gris correspondiente [11]. Como nuestro interés es construir una imagen con las mejores características posibles afrontamos este problema suponiendo una relación directamente proporcional entre energía y exposición, y una relación lineal entre exposición y nivel de gris es decir un paso ideal de la información. El precepto, que existe una relación directa entre la cantidad y distribución de la energía que impacta en el detector y la densidad óptica (Es decir gradación de gris percibida en la imagen) nos permite obtener una buena aproximación, ya que al no tener en cuenta la relación funcional del sensor no afectaremos como veremos de forma significativa la imagen obtenida.

Nótese que la imagen obtenida hasta ahora es el negativo de la mamografía (Ver ***imagen 3.1***), ya que la lectura de las imágenes en relación con el modelo físico usado para su formación sabemos cualitativamente que las áreas que en la radiografía presentan una coloración más clara son los correspondientes a materiales que generan una gran atenuación del haz de rayos X (regiones donde impacta menor energía), por el contrario los lugares más oscuros en la mamografía se corresponderían con materiales que presentan poca atenuación al paso de los rayos X (regiones donde impacta mayor energía), [3]. Para pasar de esta representación en negativo hacia la imagen correspondiente con la mamografía realizada en una prueba diagnóstica, se hace necesario recalcular el valor de cada píxel como $255-n_{i,j}$ donde este último valor es el nivel de gris correspondiente a la posición (i,j) del negativo.

Imágenes 3.1 y 3.2

Ahora bien, debido a la construcción de la imagen desde el punto de vista matemático, la radiografía inicia como una imagen completamente en blanco, de aquí que el ruido estadístico de moteado, que se presente por el problema estadístico que conlleva la generación de los números aleatorios que cubren de forma uniforme la distribución de fotones que impactan en el simulador, sea un asunto importante a tener en cuenta a la hora del procesamiento. Dichos números aleatorios solo en la medida en que alcanzan valores muy grandes de muestreo, logran cubrir de manera uniforme toda la superficie del simulador. Por esto se va a producir un ruido que podríamos caracterizar como de moteado, en toda la imagen. Es decir manchas blancas correspondientes a píxeles los cuales producto de la no incidencia de radiación sobre ellos, quedaran en la imagen como puntos blancos aleatoriamente distribuidos.

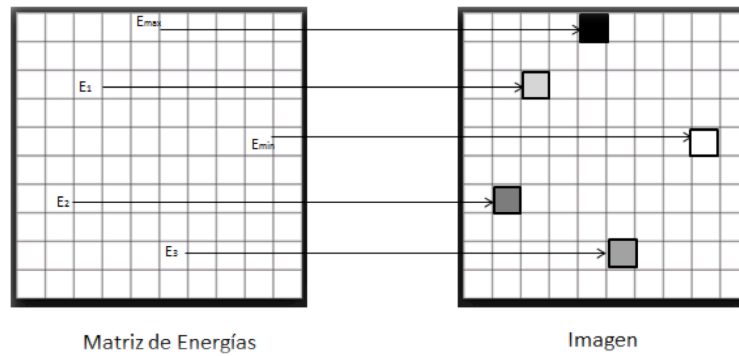


Figura 3.3 – Traducción celdas de energía a matriz imagen

Nótese que el paso de la utilización de la referencia “celda de energía acumulada” a la expresión “nivel de gris” viene acompañada también del uso de la palabra píxel. El cual solo tiene significado para una matriz en el contexto del concepto imagen.

El procedimiento computacional de creación y despliegue de la imagen es en resumen como sigue: Una vez obtenidas las matrices (energía acumulada incidente en cada celda de la malla) de cada uno de los archivos segmentados (122 archivos, 50 GB) se corre otro programa llamado ‘graficas.m’ el cuál va construyendo diferencialmente las imágenes, acumulando para ello uno a uno los valores de energía obtenidos en cada matriz (122 matrices de energía acumulada); estos valores de energía se normalizan en cada píxel a uno de los 256 niveles de gris. Este proceso permite obtener una gráfica, la cual usando la energía acumulada de las 122 matrices en total, nos expresa los niveles de intensidad según la cantidad de energía incidente en cada celda en la que fue dividida

el detector. Es decir que obtenemos una imagen que se corresponde con la Mamografía del simulador. Una vez se despliega esa matriz de gradaciones de gris, en MATLAB como una imagen, finalmente termina con la obtención de la mamografía simulada (Ver ***imagen 3.2***). Como un dato ilustrativo se utilizó la información de 67'065.489 fotones que depositaron energía sobre el detector para obtener esta imagen, para los cuales $w \leq 8.5^\circ$.

3.3 ¿La mejor representación de la imagen?

La diferencia que se obtiene de construir la mamografía teniendo en cuenta la radiación secundaria, es decir con dispersión ***imagen 3.3*** y no teniendo en cuenta dicha radiación, es decir sin dispersión ***imagen 3.4*** es un indicador subjetivo de la pertinencia en el uso de la parrilla anti difusora. La imagen se obtuvo usando toda la información a disposición, es decir los 50 GB de datos sobre los fotones incidentes en el detector. Comparando estas dos imágenes desde el punto de vista del número de fotones que dan origen a cada una de las imágenes, podrá verificarse que mientras la imagen con dispersión fue obtenida del depósito de energía sobre el detector por parte de 417'129.014 fotones, la imagen sin dispersión fue obtenida de 67'065.489 fotones, nótese que este último es un 16% de la información de la imagen con dispersión. No obstante esto, la imagen sin dispersión, muestra un mucho mayor contraste en relación a la imagen con dispersión, esto se evidencia al ver una mejor utilización de las gamas de gris, así como una mejor visualización en los contornos de los objetos de test's.

Al restringir el área de interés de la imagen a los objetos de Test, podemos hacer un mejor uso del proceso de normalización para los niveles de gris, ya que estos nos dan la resolución cromática de la imagen, y por tanto nos muestran un mejor contraste de los objetos a distinguir en el simulador.

Para observar lo aquí mencionado, comparamos las imágenes que se generan teniendo en cuenta dos áreas del detector, una de ellas de 9.9 cm x 9.9 cm ***imagen 3.5***, y la otra de 8.5 cm x 8.5 cm ***imagen 3.6***. Para cada una el proceso de asignación de las gamas de gris, asociadas a las energías acumuladas en cada celda, se hizo de forma diferencial y usando el programa 'graficas.m' el cual anexamos al final (Anexo B).

Imágenes 3.3 y 3.4

Imágenes 3.5 y 3.6

Imágenes 3.7 y 3.8

Imágenes 3.9 y 3.10

Imágenes 3.11 - 3.14

Comparar el tamaño del píxel con la calidad de la imagen permite hacer un análisis en la búsqueda de la mejor imagen posible para desplegar, no solamente desde el punto de vista visual sino además mirando los histogramas asociados a las imágenes. Así las imágenes obtenidas para distintos tamaños del píxel (px) sobre la misma área del detector se muestran en las ***imágenes 3.7 - 3.10***, por otro lado los histogramas correspondientes se muestran en las ***imágenes 3.11 - 3.14***.

Nótese que al ser constante el área 8.5 cm x 8.5 cm, y al aumentar el número de píxeles estamos disminuyendo el tamaño de estos, y por tanto obteniendo imágenes cromáticamente más claras. Por otro lado el color de fondo es más intenso para un menor número de píxeles, ya que la energía-intensidad de varios píxeles de la imagen inmediatamente superior en cantidad de píxeles, se acumula en un solo píxel en la imagen inferior en cantidad de píxeles. Pero este proceso conlleva también una pérdida de resolución espacial que puede sacrificar información importante sobre los objetos que queremos diferenciar (Una mayor área representa un píxel). La correlación de estos dos principios opuestos nos lleva a una ratificación adicional para la escogencia de un tamaño de 1024 x 1024 píxeles, en la imagen a desplegar.

Con respecto a los histogramas puede ser interesante resaltar como los histogramas nos recuerdan el espectro de generación de los rayos X percibido desde la fuente. Esto es explicable ya que la distribución energética de las partículas al llegar al detector es muy parecida a la generada desde la fuente, así a la hora de acumularse sus energías en el detector y hacer su posterior traducción a escala de grises, la imagen latente nos lleva de regreso al espectro. Nótese que al haberse invertido la imagen desde el negativo, las mayores energías acumuladas por celda estarán representadas en el lado izquierdo del histograma (correspondiente a los píxeles negros), por lo tanto para que la comparación sea clara el espectro también debe invertirse, reflejándose con respecto al eje y. Es por esto que el histograma, que presenta la mejor correlación entre mayor ancho a mitad de altura (Asociado al contraste) y la reproducción de los picos característicos y el rizo de altas energías para emisión de rayos X en el ánodo de molibdeno, es el correspondiente a la imagen de 1024 x 1024 píxeles.

Dicha apreciación no puede tomarse como una conclusión determinante, ya que la ganancia en contraste sacrifica resolución espacial, nótese que en principio la imagen de

512 x 512 píxeles muestra una mayor contraste, pero recordando que los objetos más pequeños en el simulador necesitan de la definición de un tamaño de píxel que lleva a la construcción de imágenes como mínimo de un tamaño de 1024x1024. Decidimos por este tamaño como el deseado, recordando además que a medida en que sea mayor la cantidad de información implicada en la construcción de la imagen, será menor el problema de corrimiento del histograma hacia las zonas más claras de la gama de grises, problema causado por la subexposición del detector.

3.4 En busca de las fibras de Nylon...

N	E(abs)	Vol	E/Vol
1	1.02E+00	6.69E-02	15
2	5.14E-01	3.34E-02	15
3	3.36E-01	2.23E-02	15
4	2.30E-01	1.59E-02	15
5	1.20E-01	8.02E-03	15
6	6.95E-02	4.40E-03	16
7	1.98E+00	3.96E-03	500
8	2.04E+00		515
9	2.04E+00		515
10	1.98E+00		500
11	1.99E+00		503
12	1.95E+00		492
13	1.80E-01	1.61E-03	112
14	1.80E-01		112
15	1.77E-01		110
16	1.81E-01		112
17	1.79E-01		111
18	1.82E-01		113
19	9.79E-02	8.24E-04	119
20	9.83E-02		119
21	9.96E-02		121
22	9.62E-02		117
23	9.90E-02		120
24	9.75E-02		118
25	4.49E-02	3.47E-04	129
26	4.50E-02		130
27	4.49E-02		129
28	4.46E-02		129
29	4.44E-02		128
30	4.54E-02		131
31	1.39E-02	1.03E-04	135
32	1.44E-02		140
33	1.42E-02		138
34	1.42E-02		138
35	1.39E-02		135
36	1.41E-02		137
37	5.90E+01	1.90E-01	311
38	1.88E+01	4.66E-02	403
39	9.05E+00	2.04E-02	444
40	4.14E+00	8.53E-03	486
41	9.61E-01	1.81E-03	529
42	1.26E+03	4.81E+00	262
43	7.24E+03	1.58E+02	46

Tabla 3.1 Energías volumetricas absorbidas por cuerpo

Como puede observarse, en las imágenes obtenidas hasta ahora, la distinción de las fibras de Nylon puede convertirse en un “juego óptico”, ya que mientras esperamos verlas en la parte superior izquierda de la imagen, nos enfrentamos con la realidad de no tener una visibilidad clara que compruebe su presencia; más aún las fibras podrían estar enmascaradas en el ruido de la imagen [3,11], y aún así no ser diferenciadas claramente debido a la apreciación cognitiva del sistema de visión humano (SVH) el cual funciona a través de gradientes de color, es decir que requiere de una diferencia mayor al 2% entre objetos que estén uno al lado del otro para lograr diferenciarlos [3]. En efecto tan solo la primera fibra de Nylon (Cuerpo 1) parece insinuarse tenuemente, mientras que sobre las otras no tenemos una visibilidad clara (Ver *Imágenes 3.1 y 3.2*).

Utilizando los valores de energías acumuladas absorbidas por cada uno de los cuerpos, que arroja el programa ‘penmain.exe’ en el archivo de resumen de los resultados, previamente referido en la tabla 2.4, procedemos calcular un indicador de la visibilidad de los cuerpos en la imagen. Para ello se realizó el cociente entre la energía absorbida

por cada cuerpo y el volumen respectivo asociado a él. De dicho cociente se puede verificar en primer lugar si realmente se están dando interacciones sobre los objetos no visibles en la imagen obtenida durante la simulación. Ahora bien, si se analiza la tabla 3.1, puede aproximarse una idea del fenómeno que pueda estar pasando: las fibras de Nylon aunque levemente manifestadas, deberían estar presentes en la imagen, ya que están enmascaradas por el PMMA.

Al dividir el promedio de la energía absorbida de cada uno de los cuerpos entre el volumen asociado a dicho cuerpo, obtenemos un indicador de la visibilidad del objeto en la imagen obtenida ya que dicho cociente nos da cuenta de la cantidad de energía que logra atenuar cada uno de los cuerpos [3]. Nótese lo particularmente bajos que son los cocientes para los cuerpos del 1 al 6 (Fibras de Nylon) así como para el cuerpo 43 (PMMA), aún más la cercanía de dichos valores predice que será particularmente difícil hacer una distinción clara desde el punto de vista del SVH entre el PMMA y el Nylon. No obstante la idea de que el cuerpo 1 es parcialmente visible, nos puede llevar a suponer que si se corre una cantidad suficiente de fotones, de modo tal que la varianza estadística no presente un problema para el contraste entre los objetos, podrían hacerse visibles una a una las fibras más pequeñas.

Si bien la solución inmediata sería aumentar la cantidad de partículas simuladas, esperando que poco a poco a medida que aumente la cantidad de información sobre la imagen, aparezcan una a una las fibras, el problema que resulta de tener tiempos muy grandes de simulación que hagan inviable el llevar esto a la práctica sugiere pensar en otras posibles soluciones.

Si se observa, que el problema de visibilidad se da de forma específica entre el PMMA y el Nylon, esto en contexto con pruebas de calidad que se realizan sobre los equipos de mamografía donde se retira el bloque de PMMA, para evaluar la visibilidad de los objetos de test en relación con la CERA. Debido a la significativa atenuación que causa el PMMA sobre el haz de rayos X, así como la cantidad de radiación dispersa que sería menos representativa. Resalta este otro camino, como la mejor solución a realizar.

3.5 Segunda Simulación (Cera - Objetos de Test)

Aplicando la experiencia obtenida en la primera simulación, se reduce el tamaño del detector desde su definición en la geometría, buscando la mayor eficiencia en el proceso de simulación (8.5 cm x 8.5 cm).

Esta segunda simulación tomo un tiempo total de máquina de 9 días, 12 horas, 22 minutos y 1 segundo, de dedicación exclusiva del computador a la simulación. Utilizando la simulación de aproximadamente un 18% menos de showers que en la primera simulación. Es decir que estamos hablando de un ahorro en el tiempo de un 52% con respecto a la simulación inicial (Este porcentaje tiene en cuenta la comparación de los tiempos para una misma cantidad de partículas). Estas ventajas fueron el resultado de la modificación de 1 cuerpo menos, y la limitación del detector de impacto a una menor área (Correspondiente a la cera).

```

-----
**          Programa PENMAIN. Resultados.          **
-----
Tiempo de simulación ..... 8.221209E+05 sec
Velocidad de simulación ..... 3.901431E+03 showers/sec

Radiación primaria simulada (Showers) ..... 3.207448E+09

Partículas primarias transmitidas ..... 8.580000E+07
Partículas primarias retrodispersadas ..... 1.868587E+09
Partículas primarias absorbidas ..... 1.253061E+09

Fracción de transmitidas ..... 2.677459E-02 +- 8.8E-06
Fracción de retrodispersadas ..... 5.826140E-01 +- 2.6E-05
Fracción de absorbidas ..... 3.906723E-01 +- 2.6E-05

Partículas secundarias (Probabilidades de generación)
-----
| Electrones | | Fotones | | Positrones |
-----
| Transmitidos | 4.447149E-06 | 2.435207E-05 | 0.000000E+00 |
| | +- 1.1E-07 | +- 2.6E-07 | +- 0.0E+00 |
-----
| Retrodispersados | 8.592781E-05 | 3.656084E-05 | 0.000000E+00 |
| | +- 5.0E-07 | +- 3.2E-07 | +- 0.0E+00 |
-----
| Absorbidos | 1.134186E+00 | 3.259460E-03 | 0.000000E+00 |
| | +- 1.5E-04 | +- 3.1E-06 | +- 0.0E+00 |
-----
    
```

Tabla 3.2 –Resumen simulación Phantom – Cera

Como en esencia las características, materiales y espectro de la simulación son los mismos. Dejamos hasta aquí el resumen de la simulación y pasamos más bien a analizar las imágenes las cuales son nuestro principal objetivo.

Un acercamiento a la actual simulación, nos lleva a hacer el seguimiento de la conformación de la imagen según la cantidad de información tomada en cuenta, en la medida en que va aumentando el número de fotones simulados, y por tanto la cantidad de fotones incidentes en el detector. Para la actual simulación obtuvimos un total de 156 archivos, con un total de 69 GB, es decir un 38 % más de información en el detector en relación a la primera simulación. No solamente eso, al estar más demarcada el área del detector, y ser menor la atenuación y dispersión de los rayos X por parte del PMMA (Que ahora es inexistente), la información será de mejor calidad, es decir que obtendremos una mayor cantidad de fotones que impactaran el detector con información que aporta a la construcción de la mamografía computarizada del simulador.

Para analizar los resultados de esta nueva simulación en relación a los obtenidos de la anterior simulación, la segmentación de la información en archivos de menor tamaño, permite hacer un seguimiento progresivo de la construcción de la imagen según el número de fotones que impactan el detector, es bueno decir que esta es una de las ventajas que lleva consigo la simulación del proceso en comparación con la adquisición de la imagen de forma física, la cual es definitiva (es decir una vez obtenida no puede segmentarse o ver su progreso).

Contextualizando la actual simulación, como puede recordarse en relación con el método Monte Carlo de una imagen real, buscando alcanzar el número de fotones que aproximadamente impactarían con el detector se hace inviable al ser esta cantidad del orden de $10E21$ [12]. Es decir 12 órdenes de magnitud por encima de lo que estamos implementando.

Así como puede verse en las ***imágenes 3.15, 3.16, 3.17 y 3.18*** a medida que aumenta la cantidad de matrices, se da una mejora sustancial en la visualización de los objetos del simulador que presentan menor tamaño y por tanto pueden necesitar de una mayor resolución en la imagen para una mejor visualización, es decir hay una mayor cantidad de información en la conformación de la imagen. La escogencia de 1, 8, 16 y 128 matrices para la imagen a desplegar se hizo pensando en evaluar transiciones significativas en la apreciación visual de la imagen. Al llegar al número máximo de fotones obtenidos de la simulación se llega a la ***imagen 3.19***, correspondiente a la matriz 156.

Imágenes 3.15 y 3.16

Imágenes 3.17 y 3.18



Imágen 3.19

Para el despliegue de cada una de las imágenes se aumentó progresivamente la cantidad de información. Nótese que no solamente hay un aumento en la resolución de la imagen, que se hace evidente a través de ver más detalles en los objetos de Test, los cuáles progresivamente van apareciendo, sino que por otro lado el fondo de cera se va haciendo menos moteado y más homogéneo, un proceso semejante podemos decir que se da de los objetos de test del simulador en su interior.

Ya de cara a la imagen lograda de la segunda simulación que se realizó solo con los objetos de test inmersos en el bloque de cera, se deben resaltar algunos datos importantes a tener en cuenta en cuanto a la simulación.

En primer lugar la apreciación de la imagen desde el punto de vista subjetivo, muestra la aparición de las fibras de Nylon, así como una mejor apreciación del fondo de la imagen respecto a los objetos de test, que permite ver más claramente las micro calcificaciones más pequeñas, así como mayor homogeneidad en el color de los distintos objetos.

Así mismo se puede ver, una coloración más oscura de la región correspondiente al cuerpo del simulador, que permite ver con un mejor contraste los distintos objetos y sus tonalidades. Dentro de esto, el ruido producto del moteado parece disminuir significativamente. Paralelamente a lo mencionado la cantidad de información involucrada en cada imagen puede ser un poco ilustrativa al respecto de la calidad y cantidad de la información.

Matriz	Incidente	Graficada	% Dispersión
1	3'529.959	3'277.040	7%
2	7'581.735	7'038.620	7%
4	14'518.855	13'480.524	7%
8	29'590.215	27'473.949	7%
16	59'619.577	53'091.353	11%
32	112'984.648	102'638.494	9%
64	226'915.187	208'423.575	8%
128	455'619.121	420'776.167	8%
156	549'606.164	508'046.436	8%

Tabla 3.3 – Resumen progresivo de la simulación por paquetes de datos

Usando la información de la tabla es fácil contrastar la simulación previamente realizada donde 417'129.014 fotones que impactaron al detector de los cuales la radiación no dispersa son 67'065.489 fotones, con la actual simulación, donde 549'606.164 fotones impactan el detector con 508'046.436 fotones de radiación no dispersa. De aquí que la no utilización del PMMA reduce la radiación dispersa de un 84% a un 8% del total de la radiación incidente en el detector. Esto ratifica la calidad de la información obtenida en la segunda simulación.

Como un último análisis de las 2 simulaciones se pueden comparar las imágenes equivalentes en información haciendo una pequeña interpolación lineal respecto de la imagen que en la segunda simulación se correspondería con la cantidad de información de la imagen en la primera simulación, esto nos permite tener una comprensión cualitativa de la mejora en la calidad de la imagen del simulador.

La matriz correspondiente en la segunda simulación a los 67'065.489 fotones de la primera simulación corresponde con la Matriz #19 (Acumulada) en la segunda simulación.

Comparando las ***imágenes 3.20 y 3.21***, puede verse una mejora evidente de la calidad de la imagen obtenida en la segunda simulación con respecto a la calidad de la información de la primera simulación, siendo la cantidad de fotones graficados aproximadamente la misma.

Imagen 3.20 y 3.21

4. Mejoramiento digital de la imagen

Son las operaciones más sencillas y más utilizadas del tratamiento digital de imágenes cuyo objetivo general es destacar detalles de interés en las imágenes a procesar, un ejemplo básico es el aumento de contraste de una imagen para que tenga "mejor aspecto". Pero presentan una dificultad, y es que muchas veces el mejoramiento es un concepto muy subjetivo, a diferencia de la restauración [15].

Existen dos categorías básicas de mejoramiento digital de una imagen:

- Dominio del espacio (modificaciones en el plano de la imagen)
- Dominio de la frecuencia (modificaciones en la transformada de Fourier de la imagen)

En este capítulo se abordan las técnicas de mejoramiento digital de imágenes a implementar sobre la imagen obtenida desde el Toolbox of "Image Enhancement", de MATLAB. Básicamente se abordarán dos tipos de filtros, los espaciales y los que trabajan en el rango de las frecuencias. Estos últimos requieren de la utilización de la Transformada de Fourier de la imagen.

4.1 Transformaciones punto a punto

Son transformaciones que se realizan aplicando una función sobre cada píxel de la imagen, con el interés de mejorar la visibilidad al cambiar la relación en la escala de grises en los píxeles de la imagen mejorada. Buscan finalmente resaltar aspectos particulares de poca visibilidad en la imagen, en el logro de una comprensión y lectura más completa de la información en la imagen [15].

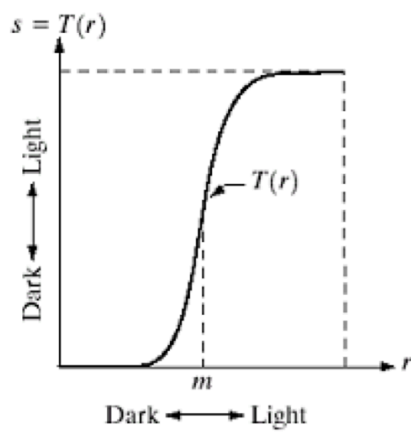


Figura 4.1 - Aumento de contraste [15]

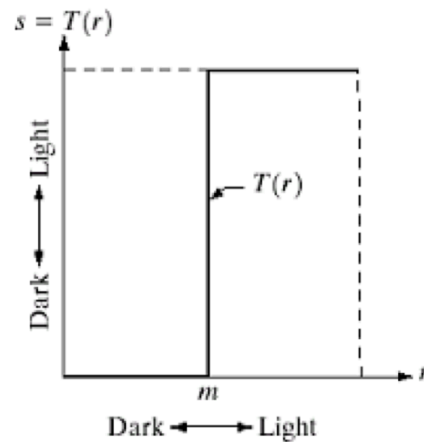


Figura 4.2 - Conversión a blanco y negro [15]

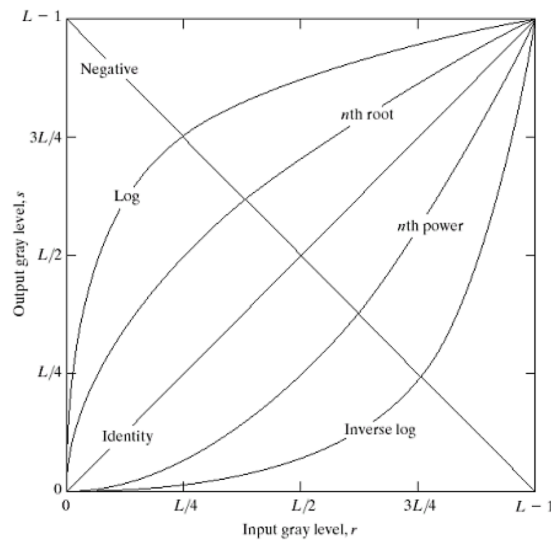


Figura 4.3 - Otras transformaciones [15].

Las figuras 4.1, 4.2 y 4.3; muestran transformaciones típicas punto a punto. De acuerdo a los valores de entrada y los valores de salida se obtienen relaciones funcionales, que pueden por ejemplo hacer un corrimiento de la imagen hacia colores más claros, o invertir la coloración de la imagen, o bien pueden redefinir las escalas de contraste.

En efecto la transformación de renormalizar la escala de grises para abarcar una mayor cantidad de gamas de gris, es una transformación punto a punto.

4.2 Filtros Espaciales

En este tipo de filtros se realiza una operación de convolución entre la imagen a ser filtrada y una máscara, esta última recalcula el valor de un píxel realizando operaciones a partir de los píxeles adyacentes. El principal inconveniente de estas técnicas es el enturbiamiento que se produce en la imagen, provocando el difuminado de los bordes, por lo que tienen que ser utilizados con cierta precaución.

Las transformaciones se expresan de manera general como:

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

Ecuación 4.1 - Transformaciones filtros espaciales

Típicamente T es una transformación que opera con varios puntos de la imagen original f para producir un punto de la imagen resultante g .

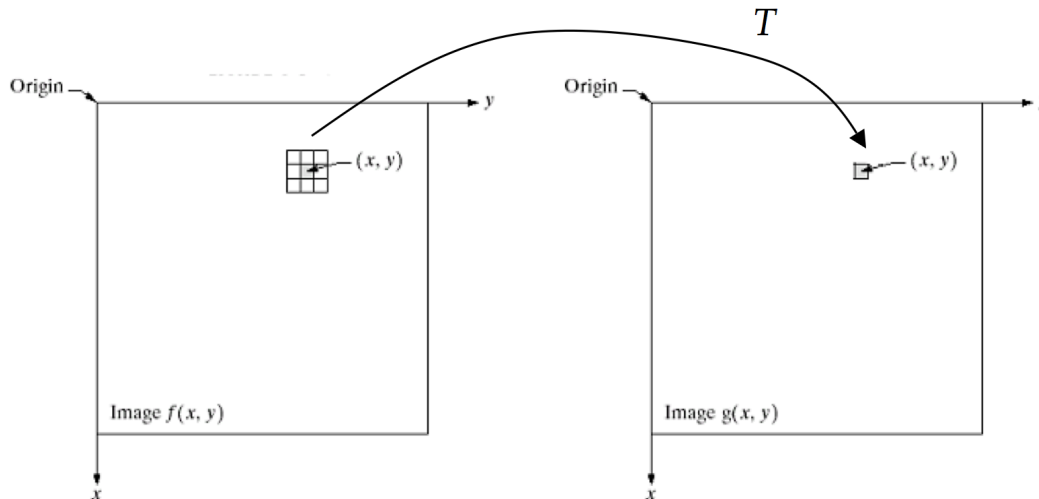


Figura 4.4 – Diagrama máscaras espaciales [15]

4.3 Aplicación de filtros espaciales

Una vez obtenida la imagen, que en principio es la mejor obtenible en términos de adquisición se procede a procesarla. Para esto se hace uso primero máscaras espaciales que permitan a través de las técnicas de comparación de un píxel con los píxeles adyacentes, recalculan el valor de cada píxel como una relación de los píxeles alrededor.

Así de acuerdo a las relaciones entre los píxeles, y el efecto que produce la máscara se definen los nombres de los tipos de filtros. De forma predeterminada usamos un tamaño de 3 x 3 para cada una de las máscaras. Esta es una escogencia conservadora.

Como muestra el Anexo C, el programa 'espacial.m' contiene los filtros espaciales que abarca de manera predeterminada el Tool Box de Image Processing [¹⁰], y que son pertinentes para el tipo de ruido que presenta la imagen que se quiere mejorar (Ruido estadístico). El programa realizado en MATLAB, permite además hacer iteraciones de cada uno de los filtros para ver como mejora la visibilidad de la imagen en relación a la aplicación reiterada de los distintos filtros. Como se verá, podrá hacerse una escogencia de la técnica de mejoramiento que visualmente parezca comportarse mejor, el criterio de dicha escogencia será la similitud de la imagen mejorada con la mamografía simulada del phantom, que mejor destaque de forma global los objetos de test.

A partir de la escogencia subjetiva que se realizará de las mejores imágenes filtradas, en el capítulo 5 se hará una comparación con las métricas de calidad, para poder evaluar la bonanza de los criterios de calidad escogidos, y llevarlos a un orden de escala objetiva que nos permita tener un mejor criterio de escogencia de la mejor imagen filtrada.

Las ***imágenes 4.1, 4.2, 4.3 y 4.4*** muestran la comparación de los distintos filtros Disk, Unsharp, Media y Gaussiano, respectivamente. Utilizados para una sola iteración de cada uno de los filtros.

Analizando un poco las imágenes filtradas con la imagen original podemos ver lo siguiente:

El filtro 'Disk' genera un fenómeno de borrosidad que conlleva a pérdida de visibilidad en los detalles más pequeños de contraste de la imagen, tales como las micro calcificaciones, y además hace difícil la percepción de las fronteras entre los distintos materiales. El filtro 'Unsharp' trae consigo una disminución significativa en la visibilidad de las fibras de Nylon si bien resalta los bordes del resto de los objetos de test.

Imágenes 4.1 y 4.2

Imágenes 4.3 y 4.4

Por último, tanto el filtro 'Gaussiano' como el de 'Media' son los que realizan un mejoramiento presentando mayor similitud con la imagen original. Pero mientras el filtro de 'Media' presenta una muy leve borrosidad desde una primera aplicación del filtro, esto no pasa con el filtro 'Gaussiano'.

Esto motiva la búsqueda de una mejor comparación entre estos últimos dos filtros con la imagen original, realizamos por tanto iteraciones a cada uno de estos filtros aplicados sobre la imagen, buscando la mejor visibilidad de la imagen que podría obtenerse.

Antes de seguir un camino que podría resultar pertinente, el cual consiste en realizar de modo recurrente la aplicación de estos dos filtros que fueron los que mejor respondieron a las exigencias de mejora de la calidad en relación al tipo de ruido. Se abordará un filtro más el cual según la literatura es el que mejor responde para el tipo de ruido sal y pimienta (Que tiene gran parecido al ruido estadístico que nos presenta la imagen simulada), este es: el filtro de Mediana. Al realizar una operación no lineal en comparación con los otros, presenta una ventaja importante la cual es no afectar las formas de la imagen ya que mantiene un criterio que puede verse como conservador frente a los contornos y formas en la imagen a nivel global.

Este filtro como se verá, si bien mejora sustancialmente las formas más grandes de los objetos de test así como el fondo, presenta una dificultad contundente, la cual es con las micro calcificaciones de muy poco tamaño. Ya que disminuye su visibilidad como muestra la ***imagen 4.5***.



Imagen 4.5

4.4 La transformada de Fourier

A principios del siglo XIX, Joseph Fourier indica que toda función periódica puede ser expresada como una suma infinita de senos y cosenos de distintas frecuencias.

El análisis de Fourier de una señal permite determinar sus frecuencias, pero a costa de perder la información de tipo temporal (No dice cuando aparece cada frecuencia).

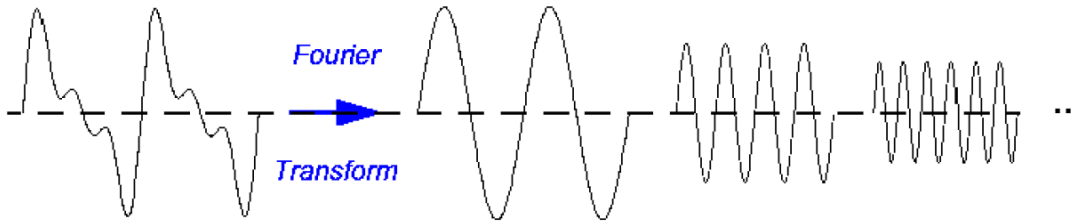


Figura 4.5 – Senos constituyentes de una señal que tiene diferentes frecuencias [16].

En el caso de las imágenes, las “señales” corresponden a los niveles de gris o intensidad de las diferentes filas o columnas de la matriz de la imagen, y el eje del tiempo se “reemplaza por los ejes X-Y.

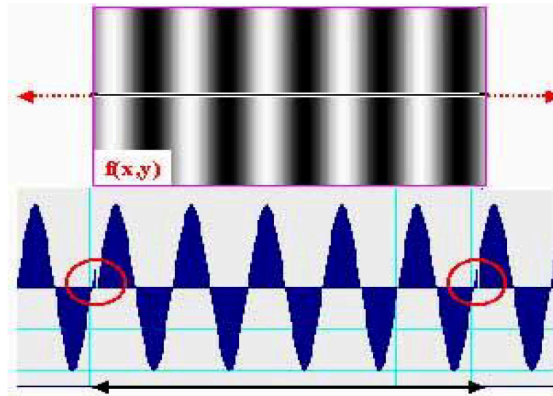


Figura 4.6 - Comparación de señal sinusoidal con niveles de gris [16].



Figura 4.7 -Tipos de frecuencia en una imagen según transiciones de gris [16].

$$g(\xi) = \sqrt{\frac{\beta}{2\pi}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) e^{-i\beta\xi x} dx$$

Ecuación 4.2 - Transformada de Fourier de una función f.

Como podrá notarse la transformada de Fourier es una función continua que se aplica sobre otra función continua. Para llevar esto al contexto de las imágenes y que sea computacionalmente viable se aplica la transformada discreta de Fourier

$$F(u, v) = \frac{1}{nc \cdot nf} \sum_{c=1}^{nc} \sum_{f=1}^{nf} I(c, f) \cdot \exp(-2\pi i(u \cdot c / nc + v \cdot f / nf))$$

Ecuación 4.3 - Transformada discreta de Fourier

Donde I, es la intensidad del píxel, c y f son respectivamente el número de la columna y la fila, y u y v son las frecuencias respectivas en x e y.

Esta última ecuación presenta una dificultad y la cual es que a la hora de llevarla a implementación requiere de largos tiempos de computo. Por ello se recurre a la transformada rápida de Fourier, con el objetivo de minimizar los tiempos de cálculo.

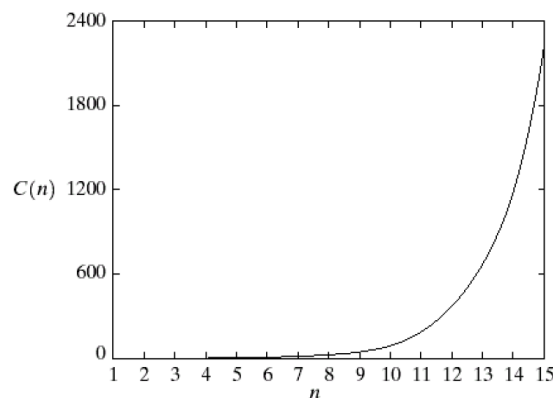


Figura 4.8 - Ventaja computacional de la transformada rápida de Fourier en comparación con la transformada discreta de Fourier [16].

Cuando se realiza la transformada de Fourier sobre una imagen esta presentará la distribución de frecuencias como muestra la imagen a continuación. Para poder hacer un uso más intuitivo de la transformada de Fourier, se hace una corrección por mapeo que permita entender mejor la posición de las altas y bajas frecuencias en la figura 4.9 en el plano cartesiano y que facilite la construcción de los filtros.

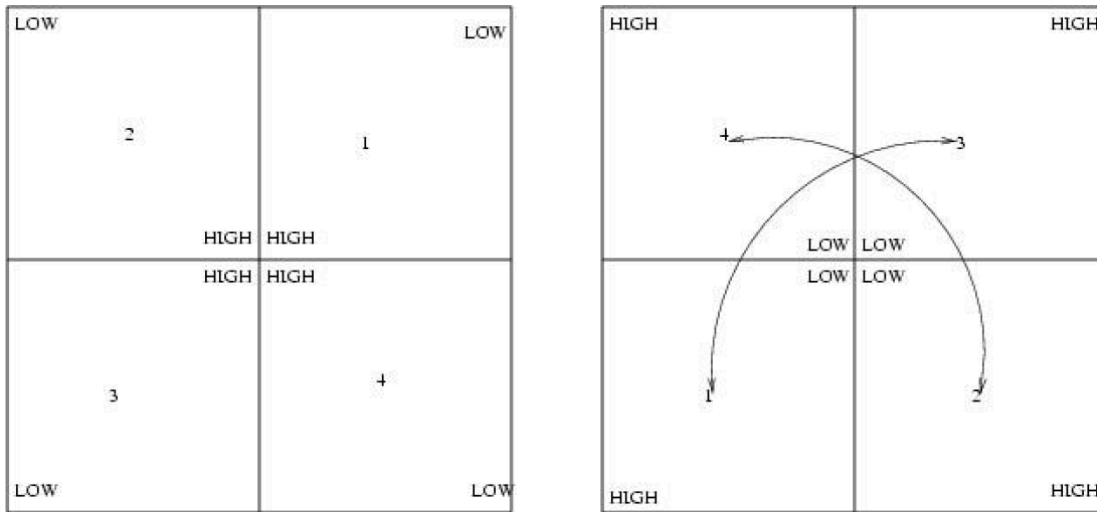


Figura 4.9 - Mapeo sobre la TF [16].

La imagen a continuación muestra un ejemplo de la transformada de Fourier de una imagen en escala de grises con variación sinusoidal a lo largo del eje x con período de 16 píxeles.

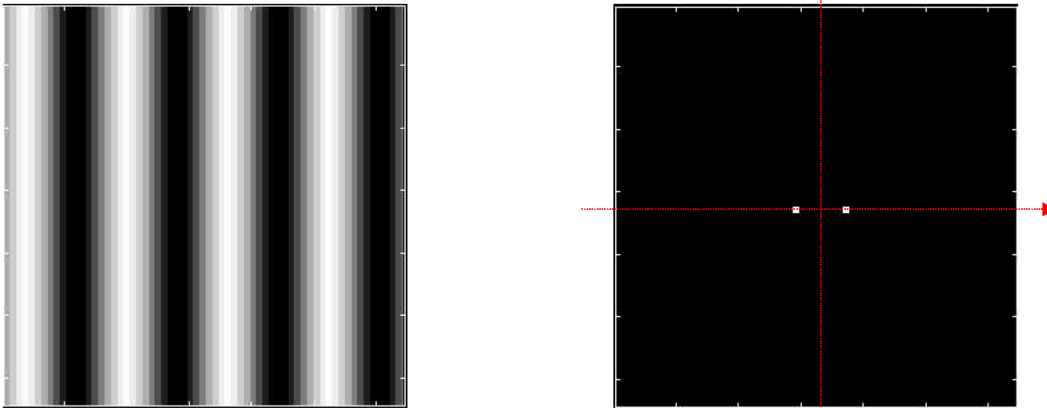


Figura 4.10 - TF de una imagen con período horizontal de 16 píxeles [16].

4.5 Filtros en el espacio de las frecuencias

$$G[u, v] = H[u, v] \cdot F[u, v]$$

Ecuación 4.4 - Filtrado en el dominio de la frecuencia.

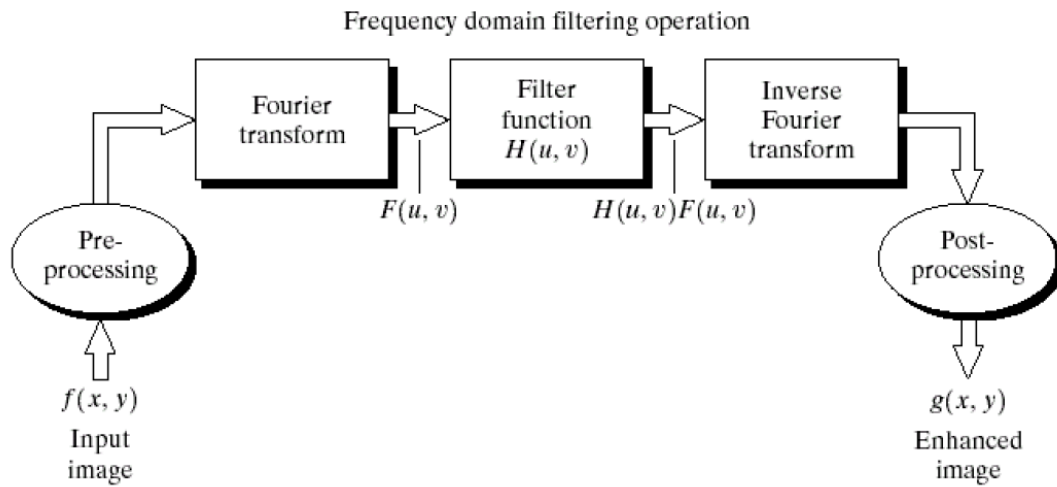


Figura 4.11 - Diagrama de filtros en el espacio de las frecuencias [16].

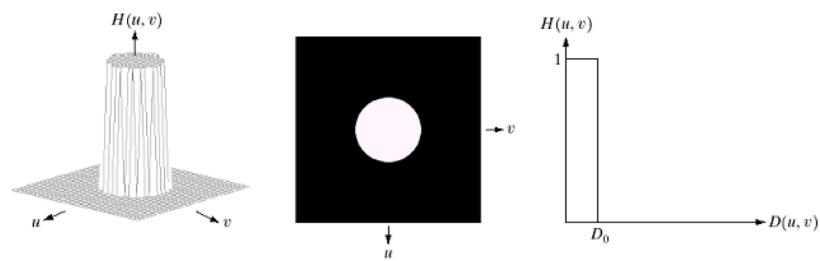


Figura 4.12 - Filtro Ideal Pasa-Bajos [15].

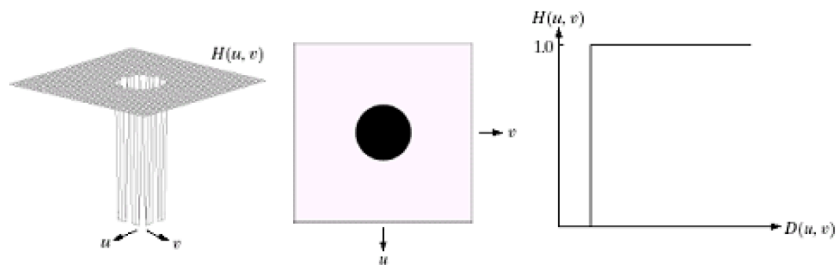


Figura 4.13- Filtro Ideal Pasa-Altos [15].

Un filtro pasa-banda no es más que la aplicación de un filtro pasa altos y filtro pasa bajos usados secuencialmente sobre la transformada de Fourier de una imagen.

4.6 Aplicación de filtros en el espacio de las frecuencias

Utilizando la transformada de Fourier, se realiza el cambio de la imagen desde el espacio de las fases hacia el espacio de las frecuencias, buscando reducir desde este último los cambios agudos en la coloración de los píxeles que se dan entre píxeles adyacentes (Moteado), esto en síntesis reduce los cambios muy significativos de un píxel a otro, y permite así suavizar las transiciones de color en la imagen.

Cómo un efecto no deseado de esto último, se presenta una dificultad y es que la mayor parte de información útil de la imagen está ubicada como se mostrará en la región de altas frecuencias.

La selección del filtro se realiza por tanto a través de una interacción comparativa entre bajas y altas frecuencias, buscando desde la interpretación subjetiva la mejor combinación posible entre filtros pasa bajas y pasa altas. La aplicación de los filtros se realiza buscando cubrir los anchos de banda que permitiesen filtrar muy altas frecuencias (Ruido estadístico) y bajas frecuencias intentando barrer posibles causales de ruido, no tenidas en cuenta y que pudiesen estar enmascaradas en la imagen finalmente obtenida.

La comparación como en el caso de los filtros espaciales se realizará en primera instancia de forma cualitativa, es decir visual. Dejando para el próximo capítulo la comparación de las métricas de calidad.

Como se verá, el comportamiento de los filtros en el espacio de las frecuencias, tiene un resultado menos contundente que los filtros espaciales. Esto era de esperarse, ya que la principal causante de ruido en la imagen es no lineal (Aleatoria), es decir que los filtros espaciales son los que mejor responden a este tipo de ruido. Si bien este resultado es un poco evidente, la utilización de la transformada de Fourier hace parte de la instrumentación de las técnicas de mejoramiento digital de imágenes de las que se dispone.

A continuación se muestran los resultados obtenidos de la aplicación de los filtros de forma gráfica. Para ello, se expresó la mejor combinación que de forma cualitativa respondió al mejoramiento digital de la imagen. En el, Anexo D, esta adjuntado el programa usado para la aplicación de los filtros. El significado de r_i y r_e , son el número de píxeles desde el centro de la imagen que se usaron para construir los filtros pasa altos y pasa bajos, respectivamente. Recordamos aquí que el tamaño de la imagen desde el centro es de 512 píxeles en cualquier dirección cardinal.

4.7 Aplicación reiterada de filtros Mediana y Gaussiano

Abordando la posibilidad de realizar iteraciones de los filtros que mejor respondieron, es decir Media y Gaussiano, se puede ver un fenómeno interesante, y es la contraposición que se presenta entre la mejora de la homogeneidad, disminuyendo el moteado de cada uno de los materiales hacia el interior de los cuerpos y en las periferias, pero con la desventaja de presentar una pérdida de resolución espacial, que se ve con la pérdida de definición de los bordes de la imagen, como lo muestran las ***imágenes 4.10 y 4.11***.

Del análisis comparativo imagen a imagen de cada iteración se seleccionará en el capítulo 5 la mejor imagen de las iteraciones para estos dos filtros, y obtendrá así un criterio cuantitativo para comparar las imágenes con las obtenidas de la aplicación de los filtros usados.

Imágenes 4.6 y 4.7

Imágenes 4.8 y 4.9



Imágen 4.10

Imagen 4.11

5. Métricas de calidad de la imagen

Las métricas de calidad objetivas que resultan efectivas son las que evalúan la calidad percibida. Para ello es necesario saber qué es lo que un observador percibe, siendo imprescindible para esto conocer el funcionamiento del Sistema de Visión Humano (SVH) y modelarlo en la medida de lo posible [11].

En el contexto de la radiología, la medida final de la calidad de una imagen reside en lo útil que es la imagen para conseguir un diagnóstico certero y preciso. El verdadero test para un radiólogo es la detección precisa de incluso pequeñas anormalidades. Es por ello que el mantenimiento de la mayor fidelidad posible en la representación de las imágenes es crucial en la práctica radiológica y no se pueden tolerar artefactos ni pérdida de calidad.

A lo largo de muchos años de investigación en el procesado visual, uno de los problemas fundamentales ha sido la ausencia de una métrica universalmente aceptada que proporcione una medida de la calidad de una imagen con unas prestaciones aceptables en un amplio rango de situaciones. Los test subjetivos son usados normalmente para obtener la estimación más precisa de la calidad de imagen. Sin embargo, llevar a cabo estos test en la práctica resulta muy pesado en cuanto a la carga temporal que conlleva, aparte de resultar caros y difíciles de repetir puesto que requieren unas condiciones de visualización especiales [11].

De estas, las más conocidas, y que se siguen empleando en casi todos los casos, son medidas simples matemáticas basadas en la relación señal/ruido de pico (PSNR) o el error cuadrático medio (MSE). A pesar de ser las más utilizadas está comprobado que dichas medidas no guardan ninguna relación directa con la calidad de la imagen percibida.

La búsqueda y desarrollo de métricas más robustas que proporcionen medidas de calidad acordes con la percibida es actualmente un área activa de investigación.

En el presente capítulo se realizará un acercamiento a algunas métricas de calidad, y a partir de ellas se podrán proponer indicadores cuantificables que permitan evaluar la bondad de los métodos de mejoramiento implementados en el capítulo anterior.

5.1 Un acercamiento al ‘Sistema de Visión Humano’

La calidad de una imagen puede verse influenciada por diversos factores entre los que pueden destacarse las técnicas de adquisición, procesamiento y visualización a las que se somete esa imagen. En la mayoría de los casos el resultado obtenido va a ser contemplado por un observador que formará parte activa en la evaluación de la imagen final. Por ello, para poder dar una medida de calidad acorde con la percibida por ese observador es necesario estudiar el ‘Sistema de Visión Humano’ (SVH) y los mecanismos de percepción, entendiéndose como tal los procesos de extracción de la información y la formación de representaciones sobre las que pueda operar el sistema cognitivo [1].

En el estudio de la visión se pueden diferenciar claramente dos etapas. Por un lado, se realiza un procesado a bajo nivel que no utiliza información de experiencias pasadas, ni razonamiento. Este es el procesado que incluyen la mayor parte de las métricas de calidad de imagen basadas en las características del SVH y es en el que nos enfocaremos [1]. Por otra parte, el procesado de alto nivel utiliza recursos como la atención y la memoria, siendo estos de un mayor nivel de complejidad y por tanto mucho más difíciles de modelar.

Por esto se analizarán las características de comportamiento del SVH, comprendiendo su funcionamiento y determinando, en la medida de lo posible, su respuesta. Esta será la base sobre la que después se podrán modelar las métricas de calidad perceptible.

El umbral de visibilidad del SVH se sitúa alrededor de $1\mu\text{L}$ (micro-lumen) [1].

En cuanto a la relación entre el estímulo percibido y el valor real del mismo se obtiene una respuesta no lineal. Para calcularla se considera una zona iluminada con una intensidad I y otra con $I + \Delta I$, como muestra la figura 5.1. Si se va a medir el valor necesario de ΔI para que el observador vea dos zonas diferenciadas partiendo de un ΔI inicial igual a cero. El valor así obtenido de ΔI es la mínima diferencia notable (JND).

Este experimento se realiza sobre un amplio margen de intensidades (en visión fotópica, con valores sobre 10 cd/m^2) dando como resultado la curva de la figura 5.1. Se observa una relación $I / \Delta I$ constante y de valor 0.02 que no depende del nivel de intensidad en el que se trabaja [1].

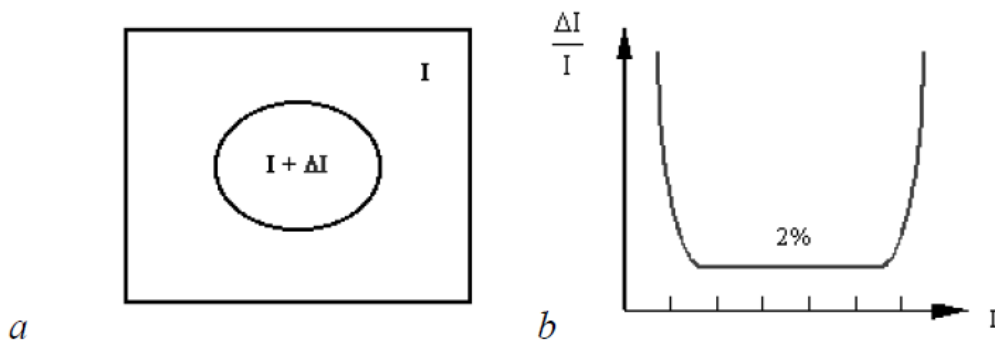


Figura 5.1 – Mínima diferencia de intensidad notable [1].

A la relación $\Delta I / I = \text{cte}$, se le conoce como ley de Weber y se verifica también para otros sentidos como el oído, el olfato, el gusto y el tacto [1]. Este resultado es de especial interés en el estudio de la percepción de ruido en imágenes. Basándonos en él podemos explicar por qué un nivel uniforme de ruido aleatorio es menos visible en las regiones más luminosas de la imagen. Así, para que el ruido sea perceptible con un fondo de imagen de nivel de intensidad luminosa I_1 será preciso un valor ΔI_1 y para un $I_2 < I_1$ entonces el valor $\Delta I_2 < \Delta I_1$. Con un nivel uniforme de ruido, este será más visible en la zona de luminosidad I_2 que en la I_1 . En conclusión, para una imagen dada, se percibe más el ruido uniforme en las regiones oscuras.

Para valores de luminancia menores de 10 cd/m^2 la ley de Weber deja de cumplirse y tendremos un ΔI proporcional a la raíz cuadrada de I que se conoce como relación de Vries-Rose. Para valores todavía menores de luminancia (1 cd/m^2) existe una relación lineal.

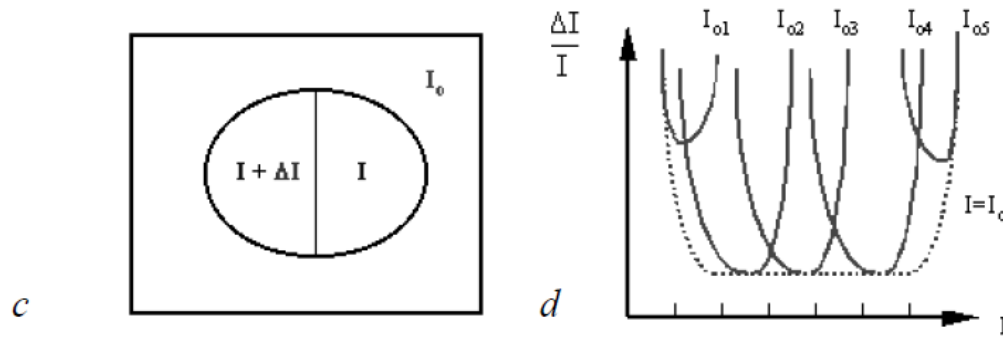


Figura 5.2 – JND para diferentes intensidades [11].

Por tanto, como el SVH es sensible al contraste y no a la luminancia en términos absolutos esto es de gran importancia para determinar la definición que se haga del contraste. El objetivo sería encontrar una medida de contraste que se corresponda con la percepción visual que se tiene del mismo [11].

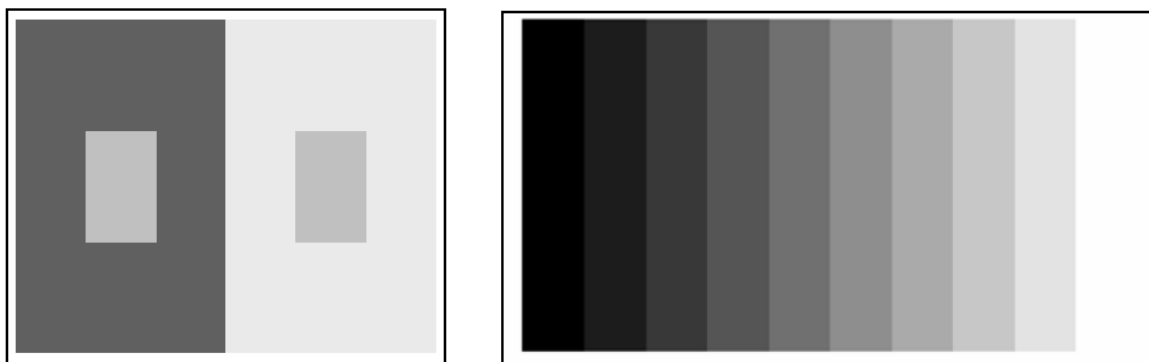


Figura 5.3 – Fenómenos relativos al procesamiento del contraste [11].

$$C_{Peli_k}(i, j) = \frac{b_k(i, j)}{l(i, j)}$$

Ecuación 5.1 – Definición de contraste por bandas de frecuencia [11].

Donde $b_k(i,j)$ es la imagen filtrada para una determinada banda k y $l(i,j)$ es una versión paso bajo de la imagen que contiene toda la energía por debajo de la banda k en la que se está realizando el cálculo del contraste. Se obtiene de esta forma un valor de contraste que no sólo depende de la energía en esa banda sino también de la luminancia de fondo local. La fórmula así planteada no tendría en cuenta la distinta sensibilidad al contraste del SVH dependiendo de la orientación, por lo que se podría ampliar sin más

que hacer un filtrado de la imagen para distintas frecuencias y orientaciones, esta información se utilizará más adelante en el presente capítulo.

Por otro lado, Daly propone un cálculo global y otro local del contraste:

$$C_{Global\ k}(i, j) = \frac{b_k(i, j)}{b_K} \quad C_{Local\ k}(i, j) = \frac{b_k(i, j)}{b_K(i, j)}$$

Ecuación 5.2 – Contraste Global / Ecuación 5.3 – Contraste Local [11].

Donde $b_k(i, j)$ es la banda base y b_k es la media de la misma.

Finalmente, una vez expuestas estas medidas de contraste de las que se dispone, quedaría por preguntarse ¿Cuál de ellas tiene una mayor correspondencia con la percepción del contraste del SVH? Para ello se hace necesario el uso de test psicofísicos que evalúen esta relación. Este tipo de comparativa se estudió en [17] entre las métricas propuestas por Michelson, King-Smith y Kulikowski

$$C_{KK} = (I_{\max} - I_{\text{fondo}}) / I_{\text{fondo}}$$

Ecuación 5.4 – Métrica de contraste KK [11].

Y una modificación del contraste de Peli sugerida por Lubin. Los patrones que se utilizaron fueron Gabores y el resultado de los tests realizados mantiene que la fórmula de Peli para el cálculo del contraste es la que mejor se adapta a los resultados subjetivos.

5.2 Modelos de medida de calidad de la imagen

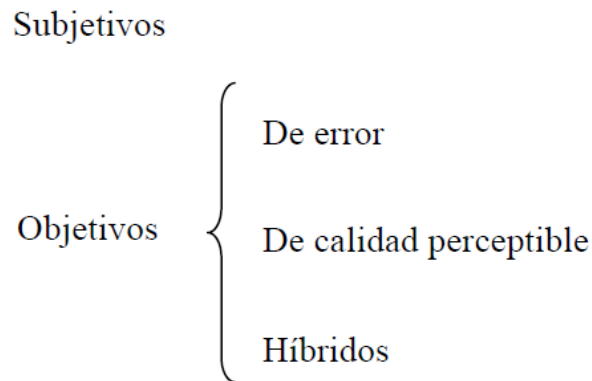


Figura 5.4 – Modelos de medida de calidad de la imagen [11].

El estudio de la anatomía y fisiología del SVH ha permitido que se conozca que la percepción del estímulo depende de la frecuencia del mismo. Tradicionalmente una de las caracterizaciones más importantes que se hacen del SVH consiste en la máxima frecuencia que es capaz de detectar o diferenciar y que se denomina agudeza visual [11].

Este dato proporciona únicamente un límite y es insuficiente si se quiere conocer la variación en la detectabilidad de un estímulo en función de su frecuencia espacial. Con este objetivo se empezó a medir la función de sensibilidad al contraste (CSF) que refleja la sensibilidad o capacidad de detección del SVH a estímulos de distinta frecuencia [11].

Los modelos de medida de error obtienen una medida de calidad sin tener en cuenta las características especiales del SVH. Esta sería una medida objetiva, relativa a la diferencia entre las imágenes a nuestro modo de percibir. En un segundo grupo se incluyen aquellos que incorporan en mayor o menor medida las características propias del SVH y denominamos a este segundo grupo modelos de medida de calidad perceptible. Finalmente, se hace un tercer grupo de modelos híbridos de medida de calidad, en el que se describen algunos métodos de medida que a pesar de no incluir un modelo de SVH tratan de obtener valores que se adecuen a la calidad que el observador percibe explotando otras cualidades relativas a la percepción [11].

Modelos de calidad de imagen subjetivos: Son aquellos en los que el valor de calidad es evaluado directamente por un observador al que se le muestran imágenes [11].

Modelos de calidad de imagen objetivos: Son aquellos que proporcionan un valor objetivo de calidad de una imagen mediante una serie de operaciones matemáticas en las que pueden incluirse o no funcionalidades propias del SVH. El desarrollo de este tipo de métodos es necesario para un gran número de aplicaciones y en general pueden utilizarse para la optimización de algoritmos en procesamiento de imágenes. Una de sus principales ventajas frente a los métodos subjetivos es que dan una medida de forma más o menos inmediata y por ello sirven para monitorizar de forma dinámica la calidad de la imagen [11].

Modelos de medida de error: Se definen como aquellos que no van a incorporar características propias del SVH. Proporcionan medidas que se basan en funciones

matemáticas simples, normalmente con un procesamiento en el dominio espacial y punto a punto de la imagen. Estos métodos obtienen un valor de calidad en términos de desviaciones entre la imagen procesada y la original, es decir, un valor de error [11].

Los más utilizados son el error cuadrático medio MSE (Mean Square Error) y la relación señal a ruido de pico PSNR (Peak Signal to Noise Ratio).

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} (I(i, j) - \hat{I}(i, j))^2$$

Ecuación 5.5 – Error cuadrático medio [11].

Donde N y M son el número de columnas y filas de la imagen, $I(i, j)$ es el valor de intensidad de la imagen original en el píxel de posición (i, j) , $\hat{I}(i, j)$ es el valor en ese mismo punto para la imagen procesada.

$$PSNR = 10 \log \frac{(2^b - 1)^2}{MSE} \text{ dB}$$

Ecuación 5.6 - Relación señal a ruido de pico [11].

Donde b es el número de bits por píxel.

Estas dos métricas permiten hacer un mapa de la variación espacial de la calidad de la imagen. A partir de estas medidas se puede obtener un indicador de la calidad de la imagen.

5.3 Construcción de una imagen “ideal” del phantom

Como puede verse tanto PSNR como MSE, necesitan de la comparación de una imagen “ideal” con una imagen mejorada, para poder llevar a cabo su computo. Como en este caso particular no disponemos de tal imagen ideal. Ya que tanto geométrica como físicamente, la simulación todavía dista un poco de la realidad, al tener en cuenta las imperfecciones y particularidades de cada simulador. Se hará una reconstrucción matemática de ella.

Dicha reconstrucción puede hacerse tomando en cuenta la energía total absorbida por cada uno de los cuerpos involucrados en la simulación y que PENELOPE, nos arroja como parte de los resultados, como mostramos previamente en el capítulo 2. Con dicha

energía y teniendo además en cuenta la energía total que impacta en el detector, se puede obtener un indicador cuantitativo de la cantidad de energía transmitida a través de cada cuerpo en relación con el área transversal que ocupa dicho cuerpo en el centro del phantom (Es decir la mayor área que se proyectara sobre el detector), pero esto al llevarlo a cabo nos genero algunas dificultades tanto por la componente estadística que puede ser poco exacta a la hora de calcular las energías absorbidas, pero también por la dificultad que presenta el computo de las energías transmitidas, las cuales necesitan tener en cuenta no solo lo que mencionamos, sino también los espesores de los diferentes materiales que atenúan el paso de los rayos X, y eso sin tener en cuenta los caminos libres medios y la probabilidad de absorción que ellos contienen en su definición. Lo cuál hace muy difícil modelar la absorción de cada material y su relación con el espesor, a una relación matemática de fácil implementación (Es decir que requeriría de hacer de nuevo la simulación ya realizada por un distinto método).

Por esto tomamos otro camino de más fácil implementación y que puede presentar inclusive una mayor correspondencia con la imagen simulada, el cuál consiste en la construcción de la matriz que representa a cada uno de los objetos de test en el detector, a partir del uso de MATLAB, así cada matriz nos permite posteriormente filtrar la información que se tiene en la imagen sobre la coloración de los píxeles que corresponden en la imagen simulada con cada uno de los objetos de test, y luego con dichos valores, poder a través del uso de funciones estadísticas sencillas como la media, la mediana y la moda. Ver cual de ellos logra predecir valores de coloración de los objetos más parecidos a los de la imagen real.

La imagen a continuación, obtenida a través del uso del programa 'ideal.m' (Anexo E), surge de la utilización de las dimensiones y formas usadas en PENELOPE para la construcción del Phantom matemáticamente, listadas en la sección 2.1. A partir de dicha información se hizo el calculo del área que corresponde a cada objeto del simulador en el detector (Para esto se desprecia el efecto de magnificación que genera el punto focal), tomando la base del tamaño en el detector usado para la construcción de la imagen simulada (8.5 cm x 8.5 cm) y el tamaño en píxeles de la imagen finalmente obtenida (1024 x 1024).

Así se asigna un número del 1 al 17 a cada uno de las áreas representativas en la imagen y que presentan el mismo color. A partir de acá se despliega como imagen normalizando a escala de grises, como forma de ilustrar el proceso llevado a cabo.

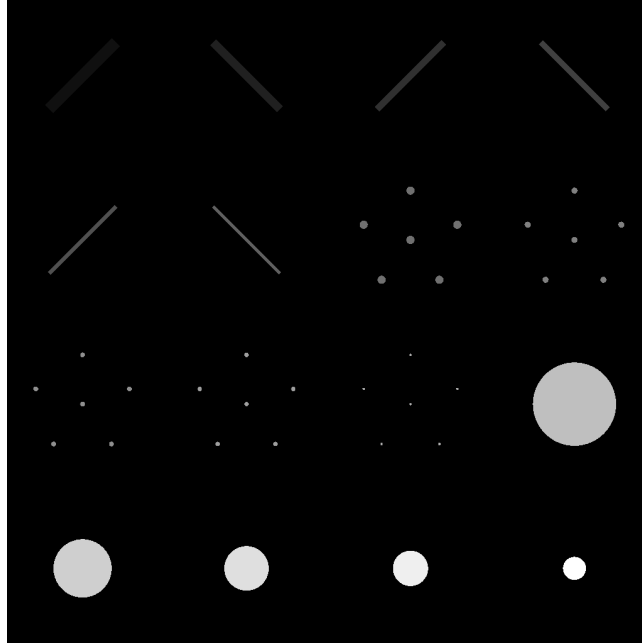


Figura 5.5 – Regiones de la imagen simulada por cuerpos

A partir de esta imagen-matriz se filtra la imagen simulada simplemente haciendo una multiplicación de la imagen simulada obtenida previamente, y una matriz de 1's y 0's, donde los 1's representan los píxeles donde debe haber un objeto de test, y 0's representan el fondo de la imagen. Puede ser importante decir que este proceso se hace objeto por objeto de forma separada, con el interés de obtener una matriz con información del color al interior de cada objeto de test por separado, de modo que su información pueda ser evaluada de manera independiente.

La imagen a continuación (arriba) muestra el resultado de dicha multiplicación, haciendo la síntesis de todos los objetos de manera conjunta, por efectos prácticos de despliegue de los resultados. Como puede verse en dicha imagen hay un corrimiento de cada uno de los objetos de test, con respecto a los lugares que deben ocupar. Dicho corrimiento como puede analizarse ocurre de forma radial desde el centro de la imagen hacia los bordes. Lo cuál ocurre como consecuencia de no haber tenido en cuenta el efecto de magnificación por la proyección del haz desde la fuente puntual pasando por el simulador, hasta el detector.

Imágenes 5.1 y 5.2

Recalculando las posiciones de los filtros teniendo en cuenta la corrección de la magnificación se obtiene la imagen que se muestra en la página anterior (abajo).

Una vez se tienen las matrices con los valores de coloración de cada una de las zonas de interés en la imagen, 16 objetos de test y fondo, es decir 17 matrices en total. Procedemos a calcular la moda, media y mediana de cada uno de los conjuntos de valores en dichas matrices, y que son organizadas antes de calcular dichas medidas estadísticas en un vector, para evitar que los 0's de la matriz global aporten información a las variables estadísticas que afecten los resultados.

Obtenemos los resultados que mostramos a continuación:

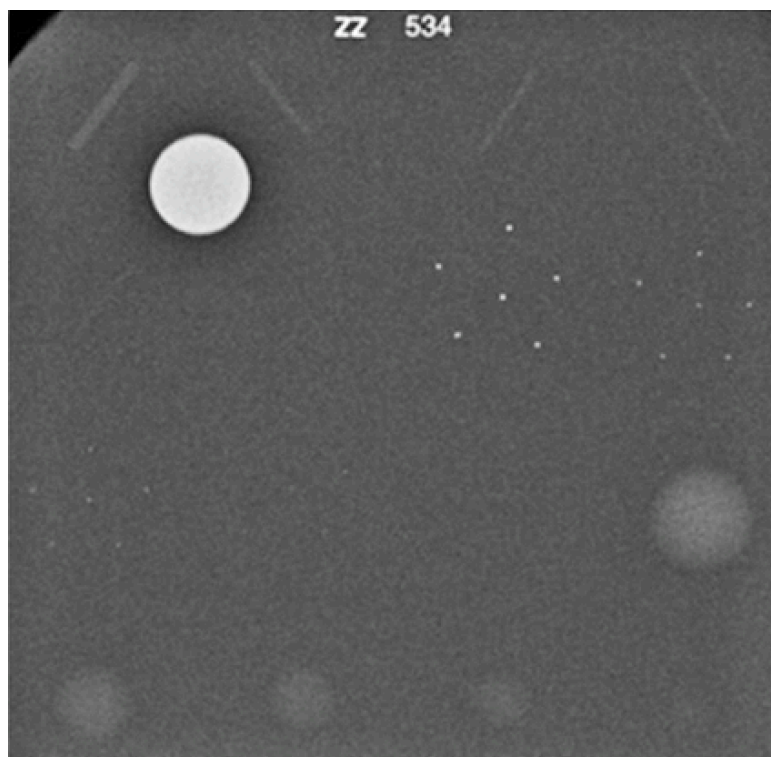


Figura 5.6 – Mamografía Real

72	69	68	68	64	63	254	155	142	112	104	198	155	137	117	92	62	Mediana
72	70	70	72	68	60	254	155	143	89	103	198	158	137	120	96	64	Moda
72	69	68	68	64	63	253	151	139	107	104	198	154	137	117	93	63	Media
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	Cuerpo
Fibras Nylon						Microcalcificaciones				Masas				Cera	Descripción		

Tabla 5.1 – Estadística de valores de los píxeles en la imagen simulada

Como puede verse en la tabla 5.1, las coloraciones de los píxeles a nivel general no varían significativamente entre una y otra medida estadística. Para cada tipo de objeto hay unas que se comportan mejor que otras. Por ejemplo, para las micro calcificaciones los valores de la mediana parecen mejor distribuidos que las otras dos medidas. Frente al fondo el valor más coherente con lo esperado es la mediana. Y con respecto al objeto 6 ninguna de las 3 medidas es consecuente con lo esperado (un valor que contraste con el fondo de cera). Teniendo en cuenta este análisis subrayamos la mejor combinación de predicciones para la imagen ideal apoyados en este análisis estadístico básico, así como en las respuestas esperadas donde la predicción de la estadística no es adecuada. Como por ejemplo y especialmente en las fibras de nylon. Esto lo atribuiremos más que aún problema en el tratamiento de los datos, a un problema netamente estadístico generado por el método Montecarlo.

Siendo un poco consecuentes con el hecho que el mejoramiento digital de las imágenes si bien puede mejorar la visualización de las imágenes. Entre sus posibilidades no esta, el aportar información no existente en la imagen. Así teniendo además en cuenta que la mediana es una variable estadística más representativa en términos de que toma información de todo el conjunto de datos y apoyados en los excelentes resultados obtenidos en el uso de los filtros espaciales, cada uno aportando una pequeña parte a su computo, seleccionamos la obtenida a partir de este indicador estadístico como la imagen ideal.

Un paso a realizar antes de definir si la mejor imagen ideal escogida es la que tenemos, consiste en comparar cada una de estas imágenes, con la imagen simulada en bruto. Y ver cual presenta menor MSE y PSNR. Para ello construimos un pequeño programa en MATLAB, que evalué estas métricas de calidad. A continuación mostramos los resultados.

Imagen	MSE	$\sqrt{\text{MSE}}$	%VMSE	PSNR
Media	213	15	5.73%	1.788
Moda	213	15	5.73%	1.788
Mediana	212	15	5.71%	1.839

Tabla 5.2 – MSE y PSNR para la construcción de la imagen ideal

Nótese que si bien la Mediana muestra un menor MSE, en relación a las imágenes de Moda y Media. Por otro lado las imágenes de Moda y Media muestran un menor PSNR en un mayor porcentaje. Esto no es extraño del todo si observamos las ecuaciones 5.5 y 5.6. Como hay una mayor sensibilidad a la MSE, se asumirá la Mediana como la mejor opción y de aquí en adelante se escogerá como la mejor imagen a partir de la cual se evaluará la calidad de las otras imágenes.



Imagen 5.3

El %MSE y %PSNR, se calculo comparando los valores de MSE de cada medida con los de la Mediana. A partir de dicha comparación tomamos el menor % como la mejor imagen.

5.4 Métricas de calidad objetivas (Implementación)

Una vez obtenida y revaluada la imagen ideal ahora si procedemos a calcular las métricas de calidad.

Para ello además de apoyarnos en el MSE y PSNR. Implementaremos el calculo de contraste con las 3 ecuaciones listadas en 5.1, 5.2 y 5.3; es decir respectivamente C_{peli} , C_{global} y C_{local} .

Como la implementación de esta métrica requiere del filtrado por bandas de frecuencia, que en la bibliografía se propone se realice por Gabores. Se opta por utilizar el resultado obtenido de la transformada de Fourier para bajas frecuencias. Así se obtiene los valores de filtrado de b_k .

La utilización de la imagen obtenida como ideal permite implementar un calculo de estas métricas de calidad con las cuales comparar las métricas de cada una de las imágenes obtenidas, y así saber en suma cual presenta una mejor calidad, en este caso cuantificable a partir de las métricas mencionadas.

Para la comparación con la imagen ideal, se utilizaron las imágenes que mostraron un mejor comportamiento en cuanto a las técnicas de mejoramiento digital de las imágenes implementadas en el capítulo anterior.

Imagen	MSE	$\sqrt{\text{MSE}}$	%	PSNR
Simulación	213	15	5.73%	1.78
Disk	55	7	2.91%	15.35
Unsharp	2417	49	19.28%	22.49
Media	79	9	3.49%	11.66
Mediana	73	9	3.35%	12.52
Gaussiano	126	11	4.41%	7.03
Pasabanda	160	13	4.97%	4.63

Tabla 5.3 – MSE y PSNR (imágenes mejoradas)

Para el cálculo de contraste se cuenta con matrices que no es posible comparar más que a través de la métrica comparativa que se estudió por Michelson, King-Smith y Kulikowski.

$$C_{KK} = (I_{\max} - I_{\text{fondo}}) / I_{\text{fondo}}$$

Ecuación 5.7 – Métrica propuesta por Michelson, King-Smith y Kulikowski

El cálculo de la Métrica de la ecuación 5.8, se aplica sobre las imágenes filtradas que mostraron mejor comportamiento para los valores de MSE y PSNR.

	C_{kk} -Global	C_{kk} -Peli
Disk	3	69
Media	3	3
Mediana	3	42

Tabla 5.4 – Métrica propuesta por Michelson, King-Smith y Kulikowski

De acuerdo con los resultados de la tabla anterior la imagen que muestra mejores valores de la métrica de calidad es la obtenida del filtro de Disk.

6. Conclusiones y recomendaciones

6.1 Conclusiones

- La obtención de la imagen simulada muestra gran similitud con una mamografía real del Phantom-ACR 168. Esto ocurre aún cuando la cantidad de fotones simulados es solo una fracción de la cantidad de fotones involucrados en una mamografía real.
- Optimizar la simulación requiere de: la mayor disminución posible del número de cuerpos limitando otros cuerpos, una adecuada definición de módulos y submódulos que permita jerarquizar la simulación, pero también poder disminuir el área del detector, así como reemplazar procesos físicos por aproximaciones matemáticas (en programación) de más fácil y óptima implementación.
- La discriminación cromática de las fibras de nylon, en relación al fondo del simulador resulta de dificultosa resolución debido a la gran semejanza que presenta el material Nylon con el PMMA, una posible solución que se implementó fue el no utilizar el bloque de PMMA, para así buscar un mejor contraste de las fibras, y los objetos de test con relación a la cera en la cual están incrustados. Esta solución presenta una ventaja sustancial en cuanto a eficiencia de la simulación porque disminuye la cantidad de radiación dispersa.
- Las técnicas de mejoramiento digital de la imagen computarizada muestran que hay una mejor respuesta por parte de los filtros espaciales en comparación con los filtros usados abordando la imagen en el espacio de las frecuencias a partir del uso de la transformada de Fourier. Lo cual se explica a partir del tipo de ruido, el cual presenta una importante causal estadística. No obstante el

comportamiento de estos filtros lejos de ser ideal muestra una pérdida de resolución espacial en la imagen.

- Las métricas de calidad de la imagen muestran una respuesta consecuente con la evaluación cualitativa que se realizó en primera instancia como criterio determinante en la calidad de las imágenes, realizada a partir de su visualización. Pero permitiendo profundizar un poco donde el ojo no lo logra. No obstante, se presentan dificultades a la hora de implementarlas de tipo procedimental, y esto se debe a la necesidad de tener una imagen de óptima calidad con la cual comparar las distintas imágenes mejoradas, para decidir así entre una técnica de mejoramiento y otra. Si bien pudo lograrse esto debido a la geometría tan específica y sencilla que tiene el Phantom, y que a partir de la programación es perfectamente repetible.
- Los filtros en el espacio de las frecuencias que mejor se comportaron, fueron los filtros pasa banda, es decir los que se encargan de filtrar muy altas frecuencias y las bajas frecuencias de la imagen. Estos permiten lograr una lectura más global y completa de las técnicas de mejoramiento que se tienen a disposición, además que permiten mejorar otros aspectos que los filtros espaciales no permiten, frente a esto puede ser útil decir, que abren inclusive la posibilidad de pensar en herramientas de mejoramiento que aborden de forma específica los distintos aspectos a destacar en la imagen y que deberían ser debidamente caracterizados, para servir como un apoyo al radiólogo en el momento de la evaluación de una imagen para realizar un diagnóstico. Como es el caso de las formas y contornos.
- Específicamente el filtro espacial de mediana, y el filtro de Disk (Mediana con forma circular) fueron los que mejor se comportaron, tanto desde el punto de vista del análisis subjetivo, como de las métricas objetivas de calidad de la imagen. Esto se explica por la no linealidad, la característica espacial de las máscaras y la geometría de la imagen.

- El presente trabajo abre la posibilidad de utilizar las simulaciones para el diseño de phantoms óptimos que puedan ser verificados primero computacionalmente y luego llevados a la práctica con tomas de mamografías sobre dichos phantoms.

6.2 Recomendaciones

- Una segunda solución para mejorar la resolución cromática de las fibras de nylon, en relación al fondo del simulador. Consistiría en poder aumentar la cantidad de partículas simuladas. Si bien esta solución, mantiene una mejor relación con la realidad, en términos de composición y distribución de los materiales del simulador, en semblanza de una mama comprimida y sus principales formas de crecimiento de tejidos anormales. Necesita de la utilización de sistemas de cómputo más avanzados o de la segmentación del código PENELOPE, para poder implementarlo en procesamiento en paralelo, bien sea a través del uso de procesadores de varios núcleos o con, procesamientos apoyados en las GPU's que posibilitan la utilización de las modernas tarjetas de video.
- Aún a pesar de lograr un gran parecido en la imagen del simulador que se obtuvo. La asimetría en la distribución de los materiales, producto de la construcción física del phantom y que involucra procesos físicos y humanos, esta aún un poco alejada de la precisión matemática "perfecta" que se logra en la construcción con las figuras geométricas cuadradas, es decir que aún hay un paso por abordar de mejor forma entre la simulación y la geometría del phantom real. En la búsqueda de una mayor similitud de la simulación.
- La medición de Dosis, es un paso importante y necesario en la continuación del proyecto. Ya que este es el que habilita el real interés del estudio, y el cual consonancia con el principio de protección radiológica ALARA (As Low As Reasonably Achievable), con la búsqueda de la mejor calidad de la imagen no desde una escala o rango absoluto, sino específicamente orientado al diagnóstico, más aún con las particularidades y especificidades de cada paciente.

- Un paso obligado y de interés para estudios posteriores, es la predictibilidad de los niveles de gris en la imagen, de acuerdo a los espesores y tipo de material, y que pudiese correlacionarse o bien con la dosis, o el mAs.
- La construcción diferencial de la imagen en búsqueda del mejor contraste, aún necesita la confrontación en los límites de detectibilidad del detector, tanto por activación como por saturación y que no fueron tenidos en cuenta en el presente estudio.
- La posibilidad de retornar a detectores analógicos en contraste con los digitales, es una discusión que aún podría abrirse. Y esto se enfoca desde las posibilidades que abre la relación de señales continuas en contraste con las señales discretas. Inclusive y aún a pesar de la posterior digitalización. Podría pensarse en que el muestreo, es mucho mejor al problema del tamaño de la unidad de los detectores CCD, que será siempre discreta y de mayor longitud que las longitudes de onda de la luz, y de las partículas de alta energía.
- Exceptuando la posibilidad de vectorizar el código, o de conocer las mejoras que ha presentado el paquete PENELOPE, puede ser importante, necesario y útil intercomparar la simulación con otros paquetes como GEANT4. Buscando otras alternativas. Inclusive durante el desarrollo del trabajo, conocí la existencia de un paquete específicamente diseñado para imágenes medicas que sería útil implementar.
- Hace falta un acercamiento más riguroso al sistema de visión humano y su componente subjetiva para poder tener una mejor comprensión de la interpretación cognitiva de las imágenes.
- Es necesaria una comparación que permita relacionar las imágenes simuladas con imágenes obtenidas por procedimientos radiológicos.

A. Anexo: 'matriz.m'

```
matriz.m* x +
1 % Construye una matriz de M filas con M columnas, con las energias
2 % acumuladas correspondientes a cada uno de los recuadros (i,j)
3 % de la cuadrícula m x m donde el fotón k, de posición (x,y), energía (En)
4 % y ángulo azimutal de dirección (w), impacta la superficie cuadrada
5 % de lado d=8.5 cm centrada con respecto al detector
6
7 % Para esto extrae los datos de los archivos datos-n.mat
8 % donde n recorre los numeros posibles entre ni y nf.
9
10 % Dicha matriz es guardada en un archivo llamado matriz-n.mat.
11
12 % El programa internamente desprecia los fotones que tengan angulos (w) que
13 % superan la apertura optica del sistema (w>8.5º). Es decir fotones que con
14 % certeza obedecen a radiacion dispersada en el camino desde la fuente
15 % de rayos x, hasta la placa mamografica.
16
17 % Por último el programa guarda en un archivo 'B.dat' el numero de fotones
18 % operado en cada uno de los archivos en un vector columna en la posicion
19 % correspondiente al archivo n, así como la cantidad de fotones que
20 % depositan energia sobre el detector de cada archivo de datos n
21 % en la posición respectiva del vector columna 'C.dat'.
22
23
24 - clc
25 - clear all
26
27 - ni=0;
28 - nf=122;
29 - M=1024;
30
31 - d=8.5;
32
33 - dx=d/M;
34 - dy=dx;
35
36 - load B.mat
37 - load C.mat
38
```

```

39 - for ii=ni:nf
40 -     clear loadfile A MM L x y En w k j data E
41 -
42 -     loadfile=['datos-' num2str(ii) '.dat']
43 -
44 -     importfile(loadfile)
45 -
46 -     A=data;
47 -     MM=size(A);
48 -     L=MM(1);
49 -     L=int32(L);
50 -     B(ii)=L;
51 -     En=A(:,1);
52 -     x=A(:,3);
53 -     y=A(:,4);
54 -     w=A(:,8);
55 -     NSHI=A(:,14);
56 -
57 -     E=zeros(M);
58 -
59 -     icon=0;
60 -
61 -     for k=1:L
62 -         if (180-(acos(w(k))*180/pi))<=8.05
63 -             for j=1:M
64 -                 yj=(d/2)-(j*dy);
65 -                 if yj<=y(k)
66 -                     if (yj+dy)>y(k)
67 -                         for i=1:M
68 -                             xi=-(d/2)+(i*dx);
69 -                             if (xi-dx)<=x(k)
70 -                                 if xi>x(k)
71 -                                     E(j,i)=E(j,i)+(NSHI(k)*En(k));
72 -                                     icon=icon+1;
73 -                                     i=M;
74 -                                     j=M;
75 -                                 end
76 -                             end
77 -                         end
78 -                     end
79 -                 end
80 -             end
81 -         end
82 -     end
83 -
84 -     C(ii)=icon;
85 -
86 -     savefile=['matriz-' num2str(ii) '.mat'];
87 -     save(savefile, 'E')
88 -
89 -     save B.mat B
90 -     save C.mat C
91 - end
92 -
93 - %Fin del programa 'matriz.m'

```


B. Anexo: 'graficas.m'

```

graficas.m* x +
1
2 % Este programa gráfica las matrices obtenidas de 'matriz.m' acumulando
3 % las energias matriz por matriz, y renormalizando cada ciclo de iteración
4 % los valores de energia en la matriz de energia acumulada hacia valores
5 % de nivel de gris en la escala de 0 a 255, con el fin de obtener una
6 % imagen cada ciclo de iteración, es decir que se obtienen tantas imagenes
7 % como matrices hay inicialmente antes de correr el programa.
8
9 -   clc
10 -  clear all
11
12 -  LG=256; % Niveles de gris
13 -  N=1024; % Tamaño de la matriz-imagen
14 -  I=zeros(N);
15
16 -  for ii=1:122
17 -      clear E
18 -      loadfile=['matriz' num2str(ii) '.mat']; % Carga cada imagen latente
19 -      load(loadfile);                       % 'matriz(ii).ma't y las suma
20 -                                             % acumulandolas en I e Im
21 -
22 -      I=E+I;
23
24 -      % Calcula la constante de normalización y normaliza D,
25 -      % en escala de grises uint8 >>>> 256
26 -
27 -      Im=I;
28 -      Ii=max(max(Im));
29 -      Enn=(LG/Ii).*Im;
30 -
31 -      % Saca el inverso aditivo de Enn >>> G
32 -
33 -      S=LG*ones(N);
34 -      G=S-Enn;
35 -
36 -      % Refleja la imagen sobre Y=X y grafica G
37 -
38 -      G=uint8(G);
39 -
40 -      image=['grafica' num2str(ii) '.jpeg']; % Imprime cada imagen segun
41 -      imwrite(G,image);                     % las energias acumuladas hasta
42 -                                             % el ciclo 'ii' con el nombre
43 -                                             % 'grafica(ii).jpeg'.
44 -  end

```

C. Anexo: 'Espacial.m'

```

Espacial.m* x +
1
2 -   clc
3 -   clear all
4
5 -   n=1024; % Tamaño de la matriz imagen
6 -   lg=255; % Niveles de gris
7
8 -   nn=10;  % Número de iteraciones máximas para los filtros
9
10 -  G=imread('grafica.png'); % Imagen de la mamografía óptima
11
12 -  O=lg*ones(n); % Matriz cuadrada donde todos los elementos son LG
13 -  O=uint8(O);  % Convierte la matriz O de double a uint8
14
15 -  GN=O-G;      % Negativo de la imagen G
16
17 -  % EH=histeq(E); % Hace la equalización del histograma de la imagen
18
19 -  FM=fspecial('average'); % Filtro Media [3x3]
20 -  FG=fspecial('gaussian'); % Filtro Gaussiano [3x3]
21 -  FD=fspecial('disk'); % Filtro Disk (r=5)
22 -  FL=fspecial('laplacian'); % Filtro Laplaciano [3x3]
23 -  FO=fspecial('log'); % Filtro Logaritmico [5x5] Sigma=0.5
24 -  FU=fspecial('unsharp'); % Filtro Unsharp
25
26
27 -  for ii=1:nn
28
29 -      m=ii; % Número de iteración de los filtros
30
31 -      %%%%%%%%%%% Filtro Media (FM) %%%%%%%%%%%
32
33 -      GM=G; % Resetea el valor de GM al valor de G
34
35 -      % Aplicación de FM, m iteraciones m=ii, ii=1:nn
36
37 -      for i=1:m
38 -          GM=imfilter(GM,FM,'replicate');
39 -      end
40

```

```
41 %%%%%%%%%%% Filtro Gaussiano %%%%%%%%%%%
42
43 GG=G; % Resetea el valor de GG al valor de G
44
45 % Aplicación de FG, m iteraciones m=ii, ii=1:nn
46
47 for i=1:m
48 GG=imfilter(GG,FG,'replicate');
49 end
50
51 %%%%%%%%%%% Filtro Disk %%%%%%%%%%%
52
53 GD=G; % Resetea el valor de GD al valor de G
54
55 % Aplicación de FD, m iteraciones m=ii, ii=1:nn
56
57 for i=1:m
58 GD=imfilter(GD,FD,'replicate');
59 end
60
61 %%%%%%%%%%% Filtro Laplaciano %%%%%%%%%%%
62
63 GL=G; % Resetea el valor de GF al valor de G
64
65 % Aplicación de FL, m iteraciones m=ii, ii=1:nn
66
67 for i=1:m
68 GL=imfilter(GL,FL,'replicate');
69 end
70
71 %%%%%%%%%%% Filtro Log %%%%%%%%%%%
72
73 GO=G; % Resetea el valor de GO al valor de G
74
75 % Aplicación de FO, m iteraciones m=ii, ii=1:nn
76
77 for i=1:m
78 GO=imfilter(GO,FO,'replicate');
79 end
80
81 %%%%%%%%%%% Filtro Unsharp %%%%%%%%%%%
82
83 GU=G; % Resetea el valor de GU al valor de G
84
85 for i=1:m
86 GU=imfilter(GU,FU,'replicate');
87 end
88
89 % Realiza la equalización del histograma de cada
90 % una de las imagenes filtradas.
91
92 % HGM=histeq(GM);
93 % HGG=histeq(GG);
94 % HGD=histeq(GD);
95 % HGL=histeq(GL);
96 % HGO=histeq(GO);
97 % HGU=histeq(GU);
```

```
98
99 % Imprime resultado de Imagen Media con ii iteraciones
100 - image=['Media' num2str(ii) '.png'];
101 - imwrite(GM,image);
102
103 % Imprime resultado de Imagen Gaussiana con ii iteraciones
104 - image=['Gaussiano' num2str(ii) '.png'];
105 - imwrite(GG,image);
106
107 % Imprime resultado de Imagen Disk con ii iteraciones
108 - image=['Disk' num2str(ii) '.png'];
109 - imwrite(GD,image);
110
111 % Imprime resultado de Imagen Laplaciano con ii iteraciones
112 - image=['Laplaciano' num2str(ii) '.png'];
113 - imwrite(GL,image);
114
115 % Imprime resultado de Imagen Log con ii iteraciones
116 - image=['Log' num2str(ii) '.png'];
117 - imwrite(GO,image);
118
119 % Imprime resultado de Imagen Unsharp con ii iteraciones
120 - image=['Unsharp' num2str(ii) '.png'];
121 - imwrite(GU,image);
122
123 - end
124
125 - image=['Negativo.png'];
126 - imwrite(GN,image);
127
128 % Fin del programa
```

El programa mostrado anteriormente se encarga de realizar *ii*, iteraciones de los filtros espaciales disponibles en el Tool Box of Image Enhancement de MATLAB.

La posibilidad de hacer uso de la función `histeq`, se puede habilitar como una forma de hacer un mejor uso de los rangos de valores de gris en la imagen finalmente obtenida.

D. Anexo: 'Fourier.m'

```
fourier.m* x +
1 -      clc
2 -      clear all
3
4 -      n=1024; % Tamaño de la imagen
5 -      d=1448; % Tamaño de la diagonal de la matriz
6 -      lg=255; % Niveles de gris
7
8 -      % Numero iteracion de graficas
9 -      m=1; % limite inferior
10 -     mm=8; % limite superior
11
12 -     G=imread('grafica.png'); % Carga la imagen
13
14 -     FTH=fft2(G); % Transformada de Fourier (TF) bidimensional
15
16 -     SFTH=fftshift(FTH); % Centra la TF con respecto a (0,0)
17
18 -     for jj=m:mm
19 -         re=(d/2)-(45*jj); % Define el radio externo para el filtro
20
21 -     for ii=m:mm
22 -         clear E
23
24 -         ri=90*ii; % Define el radio interno para el filtro
25
26 -         % Crea el filtro pasa bajas (Matriz Radio Interno)
27
28 -         RI=zeros(n);
29
30 -         for i=1:n
31 -             for j=1:n
32 -                 if sqrt(((i-(n/2))^2)+((j-(n/2))^2))<=ri
33 -                     RI(i,j)=1;
34 -                 end
35 -             end
36 -         end
37 -     end
38 - end
```

```

39
40 % Crea el filtro pasa altas (Matriz Radio Externo)
41
42 RE=zeros(n);
43
44 fill=ones(n);
45
46 for i=1:n
47     for j=1:n
48         if sqrt(((i-(n/2))^2)+((j-(n/2))^2))>=re
49             RE(i,j)=1;
50         end
51     end
52 end
53
54 for ij=1:2
55
56     switch (ij)
57
58         case (1)
59
60             % Calcula el filtro rechazabanda
61
62             F=RI+RE;
63
64         case (2)
65
66             % Calcula el filtro pasabanda
67
68             F=ones(n)-(RI+RE);
69
70     end
71
72 % Aplica el filtro a la transformada
73
74 FFTH=F.*FTH;
75
76 IFFTH=ifftshift(FFTH); % Descentra la TF con respecto a (0,0)
77
78 IIFFTH=ifft2(IFFTH); % Calcula la transformada inversa
79
80 % Calcula la intensidad de la transformada inversa
81
82 YIIFFTH=abs(IIFFTH); % Calcula el modulo de IFTP
83 GYIIFFTH=lg*YIIFFTH/(max(max(YIIFFTH))); % Renormaliza MIFTP
84 GYIIFFTH=uint8(GYIIFFTH); % Pasa de double a uint8
85
86 switch (ij)
87
88     case (1)
89
90         % Grafica Rechazabanda
91
92         image=['Rechazabanda' num2str(ii) num2str(jj) '.png'];
93
94     case (2)
95
96         % Grafica Pasabanda

```

```

98 -         image=['Pasabanda' num2str(ii) num2str(jj) '.png'];
99 -
100 -     end
101 -
102 -         imwrite(GYIIFFTH,image); % Imprime la imagen
103 -
104 -     end
105 -     % Crea el filtro pasa bajos
106 -
107 -         F=RI;
108 -
109 -     % Aplica el filtro a la transformada
110 -
111 -         FFTH=F.*FTH;
112 -
113 -         IFFTH=ifftshift(FFTH); % Descentra la TF con respecto a (0,0)
114 -
115 -         IIFFTH=ifft2(IFFTH); % Calcula la transformada inversa
116 -
117 -     % Calcula la intensidad de la transformada inversa
118 -
119 -         YIIFFTH=abs(IIFFTH); % Calcula el modulo de IFTP
120 -         GYIIFFTH=lg*YIIFFTH/(max(max(YIIFFTH))); % Renormaliza MIFTP
121 -         GYIIFFTH=uint8(GYIIFFTH);
122 -
123 -     % Grafica Pasabajos
124 -
125 -         image=['Pasabajos' num2str(ii) '.png'];
126 -         imwrite(GYIIFFTH,image);
127 -
128 -     end
129 -
130 -     % Crea el filtro pasa altos
131 -
132 -         F=RE;
133 -
134 -     % Aplica el filtro a la transformada
135 -
136 -         FFTH=F.*FTH;
137 -
138 -         IFFTH=ifftshift(FFTH); % Descentra la TF con respecto a (0,0)
139 -
140 -         IIFFTH=ifft2(IFFTH); % Calcula la transformada inversa
141 -
142 -     % Calcula la intensidad de la transformada inversa
143 -
144 -         YIIFFTH=abs(IIFFTH); % Calcula el modulo de IFTP
145 -         GYIIFFTH=lg*YIIFFTH/(max(max(YIIFFTH))); % Renormaliza MIFTP
146 -         GYIIFFTH=uint8(GYIIFFTH);
147 -
148 -     % Grafica Pasaaltos
149 -
150 -         image=['Pasaaltos' num2str(jj) '.png'];
151 -         imwrite(GYIIFFTH,image);
152 -
153 -     end
154 -
155 - end

```

E. Anexo: 'Ideal.m'

```
1 % Este programa construye la imagen ideal del simulador, basado en
2 % la geometria del simulador usada en PENELOPE, y teniendo en cuenta
3 % los valores de los pixeles que se esperarían en cada objeto de forma
4 % uniforme, utilizando valores de medidas estadísticas de la imagen
5 % simulada como la media, la mediana y la moda.
6
7 -   clc
8 -   clear all
9
10 -  n=1024;
11 -  tp=0.0083;
12 -  lg=255;
13 -  dl=0.0837;
14
15
16
17 -  load matriz.mat
18
19 -  for ij=1:3
20
21 -      switch(ij)
22
23 -          case(1)
24 -              E=uint8(B); % Carga valores Mediana
25 -              nn=0;
26 -              G=ones(n);
27 -              G=uint8(G);
28 -          case(2)
29 -              E=uint8(D); % Carga valores Moda
30 -              nn=0;
31 -              G=ones(n);
32 -              G=uint8(G);
```



```
33 -         case(3)
34 -             E=uint8(E); % Carga valores Media
35 -             nn=0;
36 -             G=ones(n);
37 -             G=uint8(G);
38 -
39 -     end
40 -
41 -         G=E(17).*G; % Carga valor del fondo
42 -
43 -
44 -     for jj=1:4
45 -
46 -         yc=+3-(jj-1)*2;
47 -         yc=yc*(1+d1);
48 -
49 -     for ii=1:4
50 -
51 -         nn=nn+1;
52 -
53 -         xc=-3+(ii-1)*2;
54 -         xc=xc*(1+d1);
55 -
56 -         switch(nn)
57 -
58 -             case(1)
59 -                 r=0.078;
60 -                 eabs=E(1);
61 -             case(2)
62 -                 r=0.0551;
63 -                 eabs=E(2);
64 -             case(3)
65 -                 r=0.045;
66 -                 eabs=E(3);
67 -             case(4)
68 -                 r=0.038;
69 -                 eabs=E(4);
70 -             case(5)
71 -                 r=0.027;
72 -                 eabs=E(5);
73 -             case(6)
74 -                 r=0.020;
75 -                 eabs=E(6);
76 -             case(7)
77 -                 r=0.054;
78 -                 eabs=E(7);
79 -             case(8)
80 -                 r=0.040;
81 -                 eabs=E(8);
82 -             case(9)
83 -                 r=0.032;
84 -                 eabs=E(9);
85 -             case(10)
86 -                 r=0.029;
87 -                 eabs=E(10);
88 -             case(11)
89 -                 r=0.016;
90 -                 eabs=E(11);
```

```

91 -         case(12)
92 -             r=5.5E-01;
93 -             eabs=E(12);
94 -         case(13)
95 -             r=3.848101265822735E-01;
96 -             eabs=E(13);
97 -         case(14)
98 -             r=2.936708860759494E-01;
99 -             eabs=E(14);
100 -        case(15)
101 -            r=2.329113924050633E-01;
102 -            eabs=E(15);
103 -        case(16)
104 -            r=1.518987341772152E-01;
105 -            eabs=E(16);
106 -
107 -     end
108 -
109 -     if nn<=6
110 -
111 -         if(mod(nn,2)~=0) % Ver modulo de numero base 2
112 -             l14=0.625;
113 -             l23=r;
114 -         else
115 -             l23=0.625;
116 -             l14=r;
117 -         end
118 -
119 -         x1=xc+(l14*cos(pi()/4));
120 -         y1=yc+(l14*cos(pi()/4));
121 -
122 -         x2=xc+(l23*cos(pi()/4));
123 -         y2=yc-(l23*cos(pi()/4));
124 -
125 -         x3=xc-(l23*cos(pi()/4));
126 -         y3=yc+(l23*cos(pi()/4));
127 -
128 -         x4=xc-(l14*cos(pi()/4));
129 -         y4=yc-(l14*cos(pi()/4));
130 -
131 -         for i=1:n;
132 -
133 -             x=-4.25+((i-0.5)*tp);
134 -
135 -             for j=1:(n/2);
136 -
137 -                 y=+4.25-((j-0.5)*tp);
138 -
139 -                 if(y<=-(x-x1)+y1)
140 -                     if(y>=((x-x2)+y2))
141 -                         if(y<=((x-x3)+y3))
142 -                             if(y>=((x-x4)+y4))
143 -                                 G(j,i)=eabs;

```

```

144 -                                     end
145 -                                 end
146 -                             end
147 -                         end
148 -                     end
149 -                 end
150 -
151 -             end
152 -
153 -         if nn>=7
154 -             if nn<=11
155 -
156 -                 for nm=1:6
157 -
158 -                     switch(nm)
159 -
160 -                         case(1)
161 -                             xs=xc;
162 -                             ys=yc;
163 -                         case(2)
164 -                             ys=yc+0.6*(1+d1);
165 -                         case(3)
166 -                             xs=xc+0.5706339097770922*(1+d1);
167 -                             ys=yc+0.1854101966249684*(1+d1);
168 -                         case(4)
169 -                             xs=xc-0.5706339097770922*(1+d1);
170 -                         case(5)
171 -                             xs=xc+0.3526711513754838*(1+d1);
172 -                             ys=yc-0.4854101966249685*(1+d1);
173 -                         case(6)
174 -                             xs=xc-0.3526711513754838*(1+d1);
175 -
176 -                     end
177 -
178 -                 for i=1:n;
179 -                     x=-4.25+((i-0.5)*tp);
180 -                     for j=(n/4):(3*n/4);
181 -                         y=+4.25-((j-0.5)*tp);
182 -                         if(((x-xs)^2+(y-ys)^2)<=r^2)
183 -                             G(j,i)=eabs;
184 -                         end
185 -                     end
186 -                 end
187 -             end
188 -         end
189 -     end
190 -
191 -     if nn>=12
192 -
193 -         for i=1:n;
194 -             x=-4.25+((i-0.5)*tp);
195 -             for j=(n/2):n;
196 -                 y=+4.25-((j-0.5)*tp);
197 -                 if(((x-xc)^2+(y-yc)^2)<=r^2)
198 -                     G(j,i)=eabs;
199 -                 end
200 -             end
201 -         end

```

```
177 -  
178 -     for i=1:n;  
179 -         x=-4.25+((i-0.5)*tp);  
180 -         for j=(n/4):(3*n/4);  
181 -             y=+4.25-((j-0.5)*tp);  
182 -             if(((x-xs)^2+(y-ys)^2)<=r^2)  
183 -                 G(j,i)=eabs;  
184 -             end  
185 -         end  
186 -     end  
187 - end  
188 - end  
189 - end  
190 -  
191 -     if nn>=12  
192 -  
193 -         for i=1:n;  
194 -             x=-4.25+((i-0.5)*tp);  
195 -             for j=(n/2):n;  
196 -                 y=+4.25-((j-0.5)*tp);  
197 -                 if(((x-xc)^2+(y-yc)^2)<=r^2)  
198 -                     G(j,i)=eabs;  
199 -                 end  
200 -             end  
201 -         end  
202 -     end  
203 - end  
204 -  
205 -  
206 -  
207 - end  
208 - end  
209 -  
210 - file=['G' num2str(ij) '.mat'];  
211 -  
212 - save file G  
213 -  
214 - image=['ideal' num2str(ij) '.png'];  
215 - imwrite(G,image);  
216 -  
217 - H=255*ones(n);  
218 - H=uint8(H);  
219 -  
220 -  
221 - NG=H-G;  
222 -  
223 - image=['n-ideal' num2str(ij) '.png'];  
224 - imwrite(NG,image);  
225 -  
226 - end
```

Bibliografía

- [1] Publicación: www.eltiempo.com. Sección: Nación. Fecha de publicación: (5 de Abril de 2012). Oscar Andrés Sánchez A.
- [2] "Tesis de Maestría: "Evaluación De La Dosis Glandular Media En Exámenes De Mamografía". Universida Nacional de Colombia. Carolina Marcela Viloría Barragán. (2010).
- [3] "Medical Imaging Physics", Fourth Edition. William R. Hendee, Ph.D. and E. Russell Ritenour, Ph.D. A JOHN WILEY & SONS, INC., PUBLICATION
- [4] "Control de calidad en mamografía" IAEA-TECDOC-1517. Autor: ARCAL-IAEA. (Octubre de 2006).
- [5] "Stereotactic Breast Biopsy Accreditation Program 1891". Preston White Drive, Reston, VA 201191-4397. Testing Instructions.
- [6] "European Guidelines for quality assurance in mammography screening", 3rd Edition (2001) ISBN 92-894-1145-7.
- [7] "Desenvolvimento de metodologia para avaliação automatizada da qualidade de imagens digitalizadas em mamografia" Priscila do Carmo Santana – (Abril 2010).
- [8] "PENELOPE-(2006): A Code System for Monte Carlo Simulation of Electron and Photon Transport". Francesc Salvat, José M Fernández and Josep Sempeau.
- [10] "Image processing tool box. Users's Guide". MATLAB 2010.
- [11] "Modelos visuales en el analisis de la calidad de la imagen". Ana Rosa Gallego Aguilar. Universidad Politecnica de Madrid. (2006)
- [12] "The computation of scatter in mammography by Monte Carlo methods". Dance D. R., and Day G. J. (1984). Magazine: Phys. Med. Biol. 29, Pages 237-247.
- [13] "The Essential Physics of Medical Imaging", 3rd edition. Jerrold T. Bushberg, J. Anthony Seibert, Edwin M. Leidholdt Jr, and John M. Boone. Published by Wolters Kluwe.

- [14] Material de entrenamiento OIEA - RPDIR L8: "Factores que afectan la calidad de la imagen" 2002.
- [15] Procesamiento digital de imágenes. Rafael Palacios. 2003
- [16] Procesamiento digital de imágenes. Pablo Roncagliolo. 2007.
- [17] PELI, E. "Contrast in complex images". *Journal of the Optical Society of America A*, 7(10):2032-2040, Octubre 1990.
- [18] *Physics of diagnostic radiology*, Curry et al, Lea & Febiger, 1990
- [19] *Imaging systems in medical diagnostics*, Krestel ed., Siemens, 1990
- [20] *The physics of diagnostic imaging*, Dowsett et al, Chapman & Hall, 1998
- [21] *Computerized evaluation of mamographic image using phantom images* – Geoffrey Dougherty, 2003.
- [22] PELI, E. "In search of a contrast metric: Matching the perceived contrast of Gabor patches at different phases and bandwidths." *Vision Research*, 37(23): 3217-3224, 1997.
- [23] DALY, S. "The visible difference predictor: An algorithm for the assessment of image fidelity". En A. B. Watson (ed.), *Digital Images and Human Vision*, pp. 179-206. MIT Press, Cambridge, MA, 1993.
- [24] HUBEL, D. H. "Ojo, cerebro y visión." Servicio de Publicaciones, Universidad de Murcia, 2000.