



Benemérita Universidad Autónoma de Puebla

Facultad de Ciencias Físico Matemáticas

Análisis Cuantitativo de Tumores Benignos en Mamografías
mediante Cortes en Valores de Intensidades y
Procesamiento de Datos

Tesis presentada al

Colegio de Física

como requisito parcial para la obtención del grado de

LICENCIADO EN FÍSICA APLICADA

por

Fernanda Pamela Marcos González

Asesorado por

Dr. Cristian Heber Zepeda Fernández

.....

Puebla Pue.
2026



Benemérita Universidad Autónoma de Puebla

Facultad de Ciencias Físico Matemáticas

Análisis Cuantitativo de Tumores Benignos en Mamografías
mediante Cortes en Valores de Intensidades y
Procesamiento de Datos

Tesis presentada al

Colegio de Física

como requisito parcial para la obtención del grado de

LICENCIADO EN FÍSICA APLICADA

por

Fernanda Pamela Marcos González

Asesorado por

Dr. Cristian Heber Zepeda Fernández

.....

Puebla Pue.
2026

Título: Análisis Cuantitativo de Tumores Benignos en Mamografías
mediante Cortes en Valores de Intensidades y Procesamiento de Datos
Estudiante: FERNANDA PAMELA MARCOS GONZÁLEZ

COMITÉ

Dr. Jorge Velázquez Castro
Presidente

Lucio Fidel Rebolledo Herrera
Secretario

Javier Miguel Hernández López
Vocal

Fernando Moreno Barbosa
Suplente

Dr. Cristian Heber Zepeda Fernández
Asesor

Agradecimientos

En primer lugar, quiero expresar mi más profundo agradecimiento a mi asesor el Dr. Cristian Heber Zepeda, por su guía incondicional, paciencia y valiosos conocimientos durante todo este proceso. Su apoyo no solo me ayudó a superar los retos académicos, sino que también me inspiró a seguir adelante con determinación.

Agradezco también a los profesores de la facultad, quienes a lo largo de mi formación académica me brindaron las herramientas necesarias para alcanzar esta meta. Cada uno de ustedes ha dejado una huella en mi formación profesional y personal, y estoy profundamente agradecido por ello.

A mi familia, por ser mi pilar más sólido. A mis padres, Aquilino y María, por su amor incondicional, su sacrificio y por ser un ejemplo constante de esfuerzo y perseverancia. Gracias por creer en mí incluso en los momentos en que yo duda. A mi hermano Luis, por su motivación constante, gracias por su apoyo y por recordarme siempre la importancia de la unión y el cariño familiar.

Finalmente, a mis amigos y compañeros, quienes compartieron conmigo los retos y alegrías de este camino. Gracias por su compañía, por las risas y por ser un recordatorio constante de que los logros se disfrutan más cuando se comparten.

Dedicatoria

A mis padres, por su apoyo inquebrantable, a mi hermano, por ser mi compañero en este camino, a mi abuelita, que desde el cielo guía mis pasos, y a mi Masha, cuya lealtad y amor incondicional siempre estarán en mi corazón.

Gracias por ser mi mayor fortaleza y motivación.

Índice general

Resumen	XV
Introducción	XVII
1. Marco Teórico	1
1.1. Anatomía de la Mama	1
1.1.1. Fisiología de la Mama	2
1.1.2. Patologías de la Mama	2
1.2. Tumores Benignos en la Mama	3
1.2.1. Calcificaciones	3
1.3. Técnicas de Imagen para la Evaluación de la Mama	4
1.4. Mamografías: Técnica y Aplicaciones	5
1.5. Física de la Mamografía: Principios de Formación y Detección de la Imagen	6
1.5.1. Componentes del Sistema de Rayos X en Mamografía	6
1.5.2. Espectro Energético y Elección de Combinaciones Ánodo/Filtro	8
1.5.3. Rayos X en Mamografía: Producción Detallada y Componentes	9
1.5.4. Radiación de Frenado (Bremsstrahlung)	10
1.5.5. Rayos X Característicos	10
1.5.6. Espectros de Rayos X: Bremsstrahlung, Radiación Característica y Natural- leza Estocástica	11
1.5.7. Niveles de Energía: Qué Sucede	13
1.5.8. Procesos de Interacción	14
1.5.9. Relación con la Calidad de Imagen	15
1.5.10. Capas o “Pielés” en Mamografía	15
1.5.11. Predominio de las Interacciones	16
1.6. Interacción del Haz de Rayos X con el Tejido Mamario	18
1.6.1. Píxeles en Mamografía: Formación y Representación Digital	18
1.6.2. Diagnóstico y Evaluación	22
1.7. Tumores Malignos	23
1.8. Fundamentos del Análisis y Normalización de Mamografías	23
1.8.1. Flujo General del Proceso de Análisis	23
2. Estado del arte	25
2.1. Análisis de Textura	25
2.2. Umbralización Adaptativa	26
2.3. Redes Neuronales	26
2.4. Máquinas de Vectores de Soporte (SVM)	26
2.5. Hipótesis del Trabajo	27
2.5.1. Objetivo	27

3. Metodología	29
3.1. Selección de Imágenes	29
3.2. Evaluación de Mamografías con el Programa ROOT del CERN	30
3.3. Análisis de Mamografías	31
3.3.1. Normalización de la imagen.	31
3.3.2. Métodos de Normalización	32
3.4. Segmentación por Cortes de Intensidad	34
3.4.1. Proceso de Segmentación	35
3.5. Identificación de la posición del tumor	36
3.5.1. Ajuste de funciones para modelar la distribución	36
3.5.2. Visualización y Evaluación	36
3.5.3. Interpretación de los Resultados	36
3.6. Análisis Estadístico	37
3.6.1. Cálculo de la media de las intensidades	37
3.6.2. Cálculo de la desviación estándar	38
3.6.3. Cálculo del error	38
3.6.4. Promedio de las intensidades de diferentes mamografías	38
4. Resultados y análisis	41
4.1. Preprocesamiento de Imágenes	41
4.1.1. Normalización de Intensidades	41
4.1.2. Eliminación de Ruido	41
4.2. Histograma de la mamografía	41
4.2.1. Cálculo de Promedios y Dispersión de Intensidades	42
4.3. Segmentación de Tumores	43
4.3.1. Umbralización Adaptativa y Caracterización Estadística de Regiones en Mamografías	43
4.4. Segmentación por Rangos de Intensidad	45
4.4.1. Intervalos de Segmentación y sus Características	45
4.4.2. Comparación de los Umbrales	49
4.4.3. Impacto en la Identificación de Anomalías	50
4.4.4. Discusión de los Umbrales de Segmentación	50
5. Conclusiones y discusiones	51
5.0.1. Trabajo futuro	52
A. Apéndice	53
A.1. Glosario	53
A.2. Ejemplos Representativos de Mamografías Analizadas	54
A.2.1. Caso mdb002	54
A.2.2. Caso mdb005	54
A.2.3. Caso mdb015	55
A.2.4. Caso mdb017	55
A.2.5. Caso mdb063	55
A.3. Código para lectura y análisis de datos en ROOT	56
Bibliografía	61

Índice de figuras

1.1. Anatomía básica	1
1.2. Vista Lateral	2
1.3. Distribución de las microcalcificaciones Tomado de Arancibia et al. (2023).	4
1.4. Ilustración de un mamografo convencional.	6
1.5.	7
1.6.	10
1.7.	11
1.8. Espectro comparativo de rayos X para ánodos de molibdeno, rodio y tungsteno.	11
1.9.	14
1.10.	15
1.11. Probabilidad relativa normalizada de interacción	17
1.12. Interacción de los rayos X con el tejido mamario. Las microcalcificaciones absorben más fotones por efecto fotoeléctrico, produciendo píxeles claros en la imagen mamográfica.	20
1.13. Interacción de los rayos X con microcalcificaciones en la mama. Las zonas de alto Z (Ca) absorben preferentemente por efecto fotoeléctrico, produciendo píxeles brillantes en la imagen mamográfica.	22
2.1. Ejemplo de análisis de textura en corte coronal de resonancia magnética cerebral ponderada en T1.	25
2.2. Ejemplo de aplicación de las máquinas de vestores de soporte.	27
3.1. Muestra mdb013	30
4.1. Promedios de media de intensidad.	43
4.2. Transformación de la mamografía en histograma bidimensional de intensidades.	45
4.3. Histograma unidimensional de intensidades con ajuste gaussiano.	45
4.4. Distribución de intensidades con umbral 0.8041064.	46
4.5. Parametrización espacial con umbral 0.8041064.	46
4.6. Distribución de intensidades con umbral 0.836955.	47
4.7. Parametrización espacial con umbral 0.836955.	48
4.8. Distribución de intensidades con umbral 0.8698033.	49
4.9. Parametrización espacial con umbral 0.8698033.	49
A.1. Mamografía original, histograma y segmentación correspondiente al caso mdb002.	54
A.2. Mamografía original, histograma y segmentación correspondiente al caso mdb005.	54
A.3. Mamografía original, histograma y segmentación correspondiente al caso mdb015.	55
A.4. Mamografía original, histograma y segmentación correspondiente al caso mdb017.	55
A.5. Mamografía original, histograma y segmentación correspondiente al caso mdb063.	55

Índice de tablas

1.1. Combinaciones de ánodo y filtro utilizadas en mamografía	14
1.2. Capas del tejido mamario atravesadas por el haz de rayos X en una mamografía. .	16
1.3. Factores que determinan la formación y características de los píxeles en mamografía digital.	19
1.4. Comparación entre distintos niveles de resolución y su aplicación en mamografía. .	20
3.1. Muestra ejemplo de mamografía con tumor benigno	30
4.1. Ejemplo de valores de intensidad de algunos píxeles de la mamografía.	42

Resumen

El análisis de mamografías es una herramienta esencial para la detección y caracterización de tumores mamarios, desempeñando un papel crucial en el diagnóstico temprano del cáncer de mama. Las mamografías pueden obtenerse mediante técnicas convencionales o digitales, cada una con ventajas específicas según la indicación clínica y las características del paciente. En los últimos años, el uso de redes neuronales y otras técnicas de inteligencia artificial ha permitido avanzar en la identificación automática de tumores, mejorando la precisión y eficiencia del diagnóstico.

El presente trabajo se centra en el estudio cuantitativo de tumores benignos en mamografías, mediante un enfoque que combina métodos estadísticos y técnicas de procesamiento de imágenes. En particular, se aplican cortes de intensidad para modelar la distribución de los tumores dentro de las imágenes, lo que permite determinar con precisión su posición y extensión. Esta metodología integrada facilita la identificación de patrones y características distintivas de los tumores benignos, contribuyendo a una comprensión más profunda de su comportamiento.

En conjunto, el análisis estadístico e imagenológico propuesto no solo potencia la detección temprana de anomalías, sino que también aporta herramientas útiles para la planificación clínica y la toma de decisiones en el manejo del cáncer de mama, reforzando la importancia de la investigación en este campo para la mejora de la atención médica.

Palabras clave: *Cáncer de mama, Mamografía, Tumores benignos, Diagnóstico.*

Introducción

El cáncer de mama es uno de los tipos de cáncer más comunes en mujeres a nivel mundial. Se sabe que el cáncer se desarrolla cuando las células en los tejidos mamarios crecen de manera descontrolada. Aunque la enfermedad puede afectar a hombres, es mucho más frecuente en mujeres. La Organización Mundial de la Salud (OMS)[?] estima que cada año se diagnostican más de 2 millones de nuevos casos de cáncer de mama a nivel mundial, lo que lo convierte en la principal causa de muerte en mujeres.

El problema radica no solo en la alta incidencia de esta enfermedad, sino también en la dificultad de detectarla a tiempo. El cáncer de mama en etapas tempranas puede no presentar síntomas evidentes, lo que retrasa su diagnóstico y tratamiento, incrementando el riesgo de muerte.

Un tumor benigno es un crecimiento anormal de células que, a diferencia de los tumores malignos, no invade tejidos cercanos ni se disemina a otras partes del cuerpo. Estos tumores suelen ser menos peligrosos, pero aún pueden causar complicaciones dependiendo de su tamaño y ubicación. Los tumores benignos están compuestos por células que, aunque anormales, mantienen muchas de las características de las células normales. Crecen de manera lenta y suelen estar encapsulados, lo que significa que tienen un borde bien definido que los separa del tejido circundante. Esta encapsulación es una de las principales características que diferencia a los tumores benignos de los malignos, que suelen tener bordes irregulares y una tendencia a infiltrarse en los tejidos adyacentes. Otro aspecto clave que diferencia a los tumores benignos de los malignos es su comportamiento. Mientras que los tumores malignos (cánceres) tienen la capacidad de invadir y destruir tejidos cercanos y de propagarse a otras partes del cuerpo a través del torrente sanguíneo o el sistema linfático (metástasis), los tumores benignos permanecen localizados. Sin embargo, un tumor benigno puede requerir tratamiento si causa dolor, presión sobre órganos o tejidos, o si existe el riesgo de que se convierta en maligno, aunque este último caso es raro.

Una mamografía es una radiografía de la mama que puede detectar cambios anormales en el tejido mamario, incluso antes de que sean palpables o se presenten síntomas. La importancia de las mamografías radica en su capacidad para identificar el cáncer en una etapa temprana, cuando el tratamiento es más efectivo y las tasas de supervivencia son significativamente más altas. Numerosos estudios han demostrado que las mamografías regulares pueden reducir la mortalidad por cáncer de mama en mujeres de 40 a 74 años. Según el Instituto Nacional del Cáncer de los Estados Unidos, se estima que las mamografías pueden reducir las muertes por cáncer de mama entre un 20 y un 30 por ciento en mujeres que se someten a exámenes de detección con regularidad. En el procesamiento de imágenes médicas, se utiliza la segmentación de imágenes para analizar y encontrar estructuras particulares del cuerpo, como tumores, órganos o tejidos. Este proceso es crucial para la detección de tumores benignos porque permite a los profesionales de la salud identificar y aislar las regiones sospechosas en las imágenes obtenidas a través de diferentes métodos, como la resonancia magnética (RM), la tomografía computarizada (TC) y la ecografía.

La segmentación de imágenes implica dividir una imagen médica en varias partes, cada una de las cuales corresponde a una región específica del tejido, para detectar tumores benignos. Estas partes pueden incluir el tumor mismo, el tejido sano circundante y otras estructuras anatómicas. El objetivo es distinguir el tumor del resto del tejido. Las técnicas de segmentación de imágenes varían desde las tradicionales, como la detección de bordes y el umbralizado, hasta las más avanzadas que utilizan IA y aprendizaje automático. Los algoritmos basados en redes neuronales profundas, como las CNN, han demostrado ser particularmente efectivos en la segmentación de imágenes médicas y pueden detectar tumores benignos con alta precisión. Estas técnicas sofisticadas pueden identificar y aprender patrones complejos en los datos, lo que permite una segmentación más precisa y rápida. Al proporcionar una visualización clara y detallada de la ubicación y el tamaño del tumor, los médicos pueden tomar decisiones informadas sobre el manejo y tratamiento del paciente.

La segmentación de imágenes es esencial para la planificación del tratamiento porque no solo mejora la precisión en la detección de tumores benignos.

Capítulo 1

Marco Teórico

1.1. Anatomía de la Mama

La mama es una glándula exocrina situada en la parte anterior del tórax, y es una estructura fundamental en la biología femenina, aunque también está presente, en menor medida, en los hombres. Las mamas están compuestas por tejido glandular, tejido adiposo y tejido conectivo, y su principal función es la producción y secreción de leche para la alimentación de los recién nacidos.

Cada mama está formada por 15 a 20 lóbulos dispuestos en forma de racimo alrededor del pezón. Estos lóbulos están compuestos de lóbulos más pequeños, llamados lobulillos, que contienen los alvéolos, donde se produce la leche. Los conductos lactíferos transportan la leche desde los alvéolos hasta el pezón, que es la estructura a través de la cual la leche es expulsada del cuerpo. El tejido adiposo, que rodea a los lóbulos y conductos, proporciona la forma y el tamaño de la mama. Además, el tejido conectivo, que incluye ligamentos suspensorios conocidos como ligamentos de Cooper, ayuda a mantener la estructura y soporte de la mama. [1].

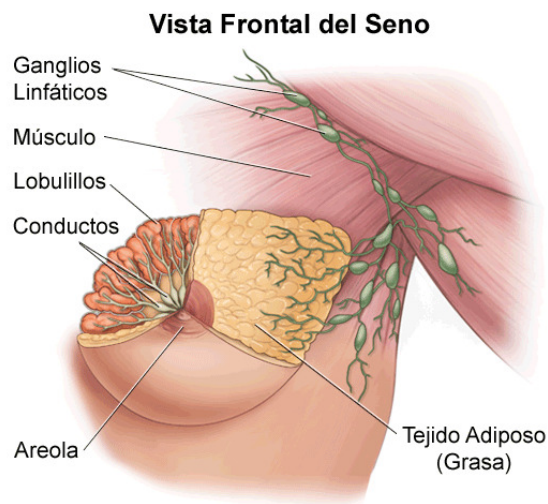


Figura 1.1: Anatomía básica [1]

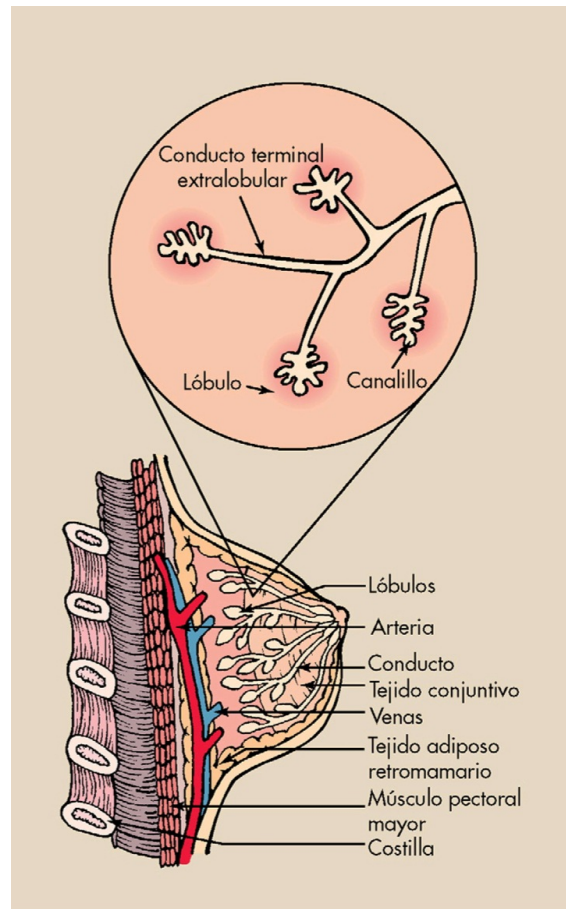


Figura 1.2: Vista Lateral
[4]

1.1.1. Fisiología de la Mama

La función principal de la mama es la lactancia, que es regulada por un complejo sistema hormonal. Durante la pubertad, las hormonas como el estrógeno y la progesterona estimulan el desarrollo de los conductos y los lóbulos en las mamas. Durante el embarazo, la prolactina, producida por la glándula pituitaria, induce la producción de leche, mientras que la oxitocina facilita la expulsión de la leche durante la lactancia.

1.1.2. Patologías de la Mama

Las mamas son susceptibles a diversas patologías, tanto benignas como malignas. Entre las condiciones benignas más comunes se encuentran los fibroadenomas, los quistes mamarios y la mastopatía fibroquística. Estas condiciones, aunque no representan una amenaza inmediata para la vida, pueden causar molestias y preocupación debido a la formación de masas palpables o cambios en la textura de la mama.

El cáncer de mama es la patología maligna más común en las mamas y representa una preocupación significativa para la salud pública. La detección temprana a través de técnicas como las

mamografías, la ecografía mamaria y la resonancia magnética es crucial para mejorar las tasas de supervivencia. [?].

1.2. Tumores Benignos en la Mama

Los tumores benignos en la mama son formaciones no cancerosas que, aunque no representan una amenaza inmediata para la vida, pueden causar preocupación debido a la presencia de masas o cambios en la estructura mamaria. La detección y clasificación de estos tumores es crucial para evitar tratamientos innecesarios y monitorear posibles cambios que puedan indicar una evolución maligna.

Características de los Tumores Benignos:

- **Fibroadenomas:** Los fibroadenomas son los tumores benignos más comunes en la mama, especialmente en mujeres jóvenes. Están formados por una mezcla de tejido glandular y estromal. Los fibroadenomas son generalmente móviles, indoloros y tienen bordes bien definidos. A menudo, no requieren tratamiento a menos que causen molestias o aumenten de tamaño.
- **Quistes Mamarios:** Los quistes son sacos llenos de líquido que se forman dentro de la mama. Pueden ser simples (con paredes delgadas y contenido uniforme) o complejos (con paredes gruesas o contenido mixto). Los quistes simples son generalmente benignos y no requieren intervención, mientras que los complejos pueden necesitar más evaluación para descartar malignidad.
- **Papilomas Intraductales:** Son pequeños crecimientos benignos dentro de los conductos mamarios, a menudo asociados con secreción del pezón. Aunque los papilomas son benignos, pueden aumentar el riesgo de desarrollar cáncer de mama en algunas mujeres.
- **Mastopatía Fibroquística:** Esta condición, también conocida como cambios fibroquísticos, se caracteriza por la presencia de áreas densas y fibrosas en la mama junto con quistes. Es una condición muy común que puede causar dolor mamario y sensibilidad, especialmente antes del ciclo menstrual. Aunque es una condición benigna, puede dificultar la interpretación de las mamografías.

1.2.1. Calcificaciones

Las calcificaciones mamarias son depósitos pequeños de calcio que se forman en los tejidos blandos del seno y se detectan a través de una mamografía. Aunque son comunes y generalmente inofensivas, algunas calcificaciones pueden ser indicadoras de cambios en los tejidos mamarios que requieren más atención. Desde el punto de vista químico, las calcificaciones mamarias pueden estar compuestas por oxalato de calcio o fosfato de calcio. Se ha descrito que el fosfato de calcio es más común en lesiones malignas, con una densidad de mediana a alta, mientras que el oxalato de calcio se encuentra principalmente en lesiones benignas y presenta una densidad de mediana a baja (Arancibia et al., 2023).

Existen dos tipos principales de calcificaciones:

Macrocalcificaciones:

Son depósitos grandes y redondeados de calcio que tienden a estar dispersos por la mama, apareciendo en la mamografía como puntos o manchas de tamaño considerable. Generalmente, están relacionadas con procesos benignos, como el envejecimiento natural del tejido

mamario, inflamaciones, lesiones previas o procesos de cicatrización. Son más comunes en mujeres mayores de 50 años y, en la mayoría de los casos, no representan un riesgo significativo, por lo que no suelen requerir estudios adicionales ni tratamiento.

Microcalcificaciones:

Las microcalcificaciones son pequeños depósitos de calcio que aparecen como diminutos puntos blancos en la mamografía. Su patrón de distribución es un factor clave en la evaluación radiológica, ya que puede indicar la naturaleza benigna o maligna de la lesión. Cuando están dispersas, suelen asociarse con procesos benignos, mientras que si se agrupan en áreas específicas y presentan formas irregulares, pueden ser indicativas de cambios precancerosos o incluso de un cáncer en etapa temprana. En caso de que se detecten microcalcificaciones sospechosas, puede ser necesario realizar una biopsia para determinar si están relacionadas con el cáncer de mama.

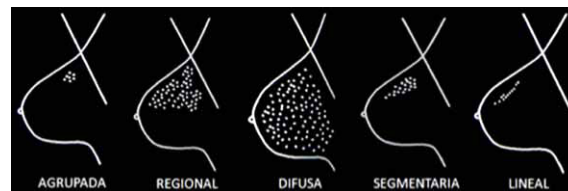


Figura 1.3: Distribución de las microcalcificaciones [9]

1.3. Técnicas de Imagen para la Evaluación de la Mama

La evaluación de la mama mediante técnicas de imagen es fundamental en la detección, diagnóstico y seguimiento de diversas patologías mamarias, incluyendo tanto condiciones benignas como malignas. A continuación, se describen las principales técnicas de imagen utilizadas en la práctica clínica.

- **Mamografía:** La mamografía es la técnica de imagen más utilizada para la detección temprana del cáncer de mama. Utiliza rayos X de baja energía para crear imágenes detalladas del tejido mamario, permitiendo la identificación de microcalcificaciones, masas, y otras anomalías. Las mamografías son especialmente eficaces en mujeres mayores de 40 años, donde el tejido mamario suele ser menos denso.
- **Tomosíntesis Mamaria:** También conocida como mamografía 3D, la tomosíntesis mamaria es una técnica avanzada que produce imágenes tridimensionales de la mama. A diferencia de la mamografía tradicional, que proporciona una imagen bidimensional, la tomosíntesis toma múltiples imágenes de la mama desde diferentes ángulos, que luego son reconstruidas en un modelo 3D. Esto permite una mejor visualización de las estructuras mamarias, especialmente en mujeres con tejido denso, y reduce la superposición de tejidos que puede ocultar lesiones.
- **Ecografía Mamaria:** La ecografía mamaria utiliza ondas sonoras de alta frecuencia para crear imágenes del interior de la mama. Es una técnica complementaria a la mamografía, particularmente útil para evaluar masas sospechosas detectadas en la mamografía o en el examen físico. La ecografía es efectiva para distinguir entre masas sólidas (como los fibroadenomas) y quistes llenos de líquido.

- **Resonancia Magnética (RM) de Mama:** La RM de mama utiliza un campo magnético y ondas de radio para generar imágenes detalladas del tejido mamario. Es especialmente útil en la evaluación de mujeres con alto riesgo de cáncer de mama, como aquellas con mutaciones BRCA1 o BRCA2, o con antecedentes familiares significativos. La RM es altamente sensible y puede detectar anomalías que otras técnicas de imagen podrían pasar por alto, pero también tiene una mayor tasa de falsos positivos.
- **Tomografía Computarizada (TC) de Emisión de Positrones (PET-TC):** Aunque menos común en la evaluación inicial de la mama, la PET-TC combina la tomografía computarizada con la tomografía por emisión de positrones para proporcionar información sobre la actividad metabólica de las células en la mama. Es útil en la estadificación del cáncer de mama avanzado y en la evaluación de la respuesta al tratamiento.

1.4. Mamografías: Técnica y Aplicaciones

La mamografía es el método estándar para la detección temprana del cáncer de mama. Esta técnica radiológica ha demostrado reducir la mortalidad por cáncer de mama en mujeres mayores de 40 años al permitir la detección de tumores en etapas muy tempranas, antes de que sean palpables.

Procedimiento de la Mamografía

Durante una mamografía, la mama se coloca en un dispositivo de compresión que la aplanar para obtener imágenes claras y reducir la dosis de radiación necesaria. Se obtienen generalmente dos vistas de cada mama: una vista cráneo-caudal (desde arriba hacia abajo) y una vista mediolateral oblicua (desde un ángulo lateral). La compresión de la mama, aunque puede causar molestias, es esencial para reducir la superposición de tejidos y mejorar la calidad de la imagen.

Indicaciones y Uso Clínico

Las mamografías son indicadas principalmente para la detección temprana del cáncer de mama en mujeres asintomáticas y para la evaluación diagnóstica de anomalías detectadas en el examen físico, como un bulto en la mama, cambios en la piel, o secreción del pezón. También se utilizan en el seguimiento de mujeres que han sido tratadas por cáncer de mama.

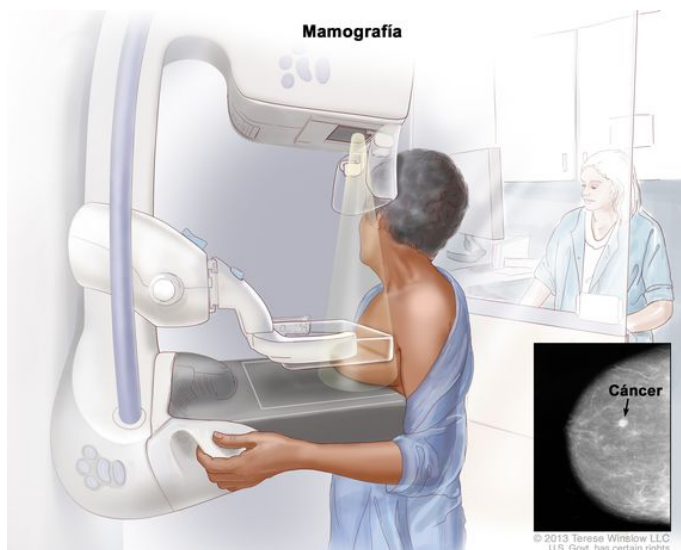


Figura 1.4: Ilustración de un mamógrafo convencional [8]

1.5. Física de la Mamografía: Principios de Formación y Detección de la Imagen

La mamografía es una técnica radiológica que utiliza rayos X de baja energía para obtener imágenes detalladas del tejido mamario. Su funcionamiento depende de los principios físicos que rigen la formación y detección de la imagen, los cuales determinan la calidad, nitidez y contraste del resultado final.

Este proceso se basa en la interacción de los rayos X con el tejido mamario, aprovechando las diferencias en absorción entre los distintos tipos de tejidos —graso, fibroglandular y otros componentes anatómicos— para generar variaciones en la intensidad del haz transmitido, que luego se traducen en tonos de gris en la imagen final.

En términos físicos, la mamografía involucra tres etapas fundamentales:

- Producción del haz de rayos X.
- Interacción del haz con el tejido.
- Detección y digitalización de la imagen.

La comprensión de estos principios físicos permite controlar los parámetros de exposición, optimizar el diseño de los equipos y mejorar la eficiencia del sistema de detección, garantizando un adecuado equilibrio entre resolución espacial, contraste y reducción de ruido.

1.5.1. Componentes del Sistema de Rayos X en Mamografía

El tubo de rayos X está compuesto por varios elementos que trabajan en conjunto para generar, dirigir y controlar el haz de radiación. Cada componente tiene una función específica que influye directamente en la calidad de la imagen y en la dosis de radiación recibida por la paciente.

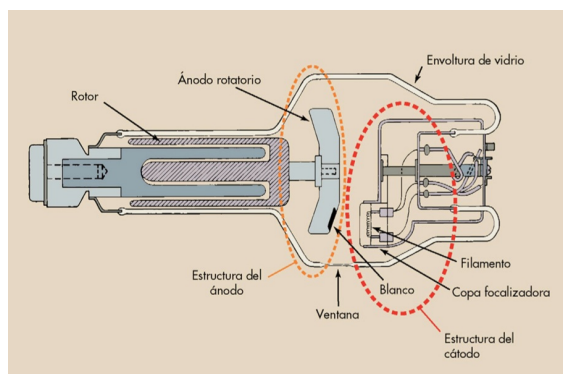


Figura 1.5: Componentes del Tubo de Rayos X [4]

Cátodo

El cátodo es el electrodo negativo del tubo y está conformado por un filamento de tungsteno o molibdeno, materiales con alto punto de fusión y gran estabilidad térmica. Cuando el filamento se calienta por efecto Joule, emite electrones mediante el fenómeno de emisión termoiónica. Estos electrones son acelerados hacia el ánodo debido a la diferencia de potencial aplicada entre ambos electrodos. En mamografía, el tamaño y la forma del filamento son factores críticos, ya que determinan el tamaño del punto focal y, por ende, la resolución espacial de la imagen.

Ánodo

El ánodo es el electrodo positivo y constituye el blanco contra el cual impactan los electrones acelerados. Su material principal suele ser molibdeno (Mo), rodio (Rh) o tungsteno (W), dependiendo del tipo de equipo y de la aplicación clínica.

- **Molibdeno (Mo):** ofrece líneas características en 17.4 keV y 19.6 keV, adecuadas para mamas de baja o media densidad.
- **Rodio (Rh):** produce líneas de mayor energía (20.2 keV y 22.7 keV), útiles para mamas más densas.
- **Tungsteno (W):** empleado principalmente en equipos digitales de campo completo (FFDM), genera un espectro más amplio y una mayor eficiencia en la producción de rayos X. Aunque sus líneas características se ubican en energías más altas (59 keV y 67 keV), el uso de filtros adecuados permite aprovechar solo el rango útil de 20–35 keV para mamografía, optimizando contraste y dosis.

El ánodo puede ser estacionario o rotatorio; este último permite distribuir el calor generado sobre una superficie mayor, evitando el daño térmico. Además, se utiliza una inclinación entre 10° y 20° para generar un foco aparente más pequeño, mejorando la resolución sin aumentar la dosis.

Ventana del Tubo

La ventana del tubo permite la salida del haz de rayos X con mínima atenuación. En mamografía, se utiliza berilio (Be) por su alta transparencia a los rayos X de baja energía. Su grosor

se optimiza para equilibrar la transmisión del haz útil y la disipación del calor generado en el ánodo.

Filtros

Los filtros se colocan en la trayectoria del haz de rayos X para eliminar los fotones de baja energía que no contribuyen a la formación de imagen y sólo aumentan la dosis absorbida. Dependiendo del material del ánodo, se utilizan diferentes combinaciones de filtros:

- Mo/Mo y Mo/Rh: típicas en sistemas analógicos o digitales de baja densidad mamaria.
- Rh/Rh: empleada para mamas densas que requieren mayor penetración.
- W/Rh o W/Ag: utilizadas en equipos modernos de tungsteno, donde el amplio espectro del ánodo se ajusta con filtros de rodio o plata para mantener una energía media óptima.

Colimador

El colimador controla el tamaño y la forma del campo de radiación, limitando el haz únicamente a la región de interés. Esto reduce la radiación dispersa y mejora el contraste de la imagen. En mamografía digital, los colimadores están diseñados con precisión para adaptarse al tamaño del detector y minimizar la exposición innecesaria a los tejidos circundantes.

Sistema de Compresión

Aunque no forma parte del tubo directamente, el sistema de compresión es esencial para la adquisición de mamografías. Este dispositivo aplana la mama entre dos placas, reduciendo su espesor y la radiación dispersa, lo que mejora la nitidez y permite una exposición más uniforme. Además, contribuye a disminuir la dosis total de radiación requerida.

En conjunto, estos componentes permiten la generación controlada de rayos X, optimizando el contraste, la resolución espacial y la seguridad radiológica, factores fundamentales para obtener imágenes mamográficas de alta calidad.

1.5.2. Espectro Energético y Elección de Combinaciones Ánodo/-Filtro

El espectro energético del haz de rayos X en mamografía depende principalmente del material del ánodo (o *target*) y del filtro asociado. Ambos elementos determinan la distribución de energías de los fotones que alcanzan el detector, controlando el contraste, la penetración y la dosis absorbida por el tejido mamario.

En mamografía, las energías útiles se encuentran entre 17 y 35 keV, rango que proporciona una adecuada diferenciación entre los tejidos grasos, fibroglandulares y posibles lesiones. El espectro original generado en el tubo es continuo (radiación de frenado), al que se superponen picos discretos debidos a los rayos X característicos del material del ánodo. El filtro actúa entonces eliminando los fotones de baja energía que no contribuyen a la formación de imagen y solo incrementan la dosis.

Materiales del Ánodo

Los materiales más utilizados en equipos de mamografía son:

- **Molibdeno (Mo):** produce líneas características a 17.4 keV y 19.6 keV. Es adecuado para mamas de baja o media densidad, ya que ofrece un contraste alto con una dosis moderada.
- **Rodio (Rh):** genera líneas características a 20.2 keV y 22.7 keV. Se utiliza en mamas más densas, donde se requiere una energía mayor para una penetración suficiente del tejido.
- **Tungsteno (W):** empleado en sistemas digitales de mamografía de campo completo (FFDM). Presenta una eficiencia superior en la producción de rayos X y un espectro más amplio, con líneas características en torno a 59 keV y 67 keV. En estos casos, el espectro es filtrado cuidadosamente para conservar solo la parte baja del rango energético (alrededor de 20–35 keV) útil para diagnóstico mamario.

Combinaciones Ánodo/Filtro

La elección del filtro complementa la selección del ánodo, moldeando el espectro final del haz. Las combinaciones más comunes son:

- **Mo/Mo:** proporciona un espectro más suave, ideal para mamas delgadas o de baja densidad.
- **Mo/Rh:** combinación intermedia que mejora la penetración sin perder contraste.
- **Rh/Rh:** recomendada para mamas densas, ya que produce un haz más energético y reduce el riesgo de subexposición.
- **W/Rh o W/Ag:** utilizada en equipos digitales modernos; el tungsteno genera un amplio espectro que, al filtrarse con rodio o plata, ofrece una energía media óptima con excelente contraste y menor dosis.

Optimización Automática

Los sistemas de mamografía digital actuales ajustan automáticamente la combinación ánodo/filtro y el valor de kVp según la densidad, el espesor y la composición de la mama. Este control automático garantiza un equilibrio óptimo entre la calidad de la imagen y la dosis, permitiendo estudios más consistentes y seguros.

1.5.3. Rayos X en Mamografía: Producción Detallada y Componentes

Principio Físico Básico

En el corazón del sistema de mamografía se encuentra el tubo de rayos X, un dispositivo diseñado para convertir energía eléctrica en radiación electromagnética de alta frecuencia. Dentro del tubo, los electrones son emitidos desde el cátodo, acelerados por una diferencia de potencial (kV) y dirigidos hacia el ánodo. Al impactar contra la superficie del ánodo, la energía cinética de los electrones se transforma principalmente en dos tipos de radiación: la radiación de frenado (*Bremsstrahlung*) y la radiación característica.

1.5.4. Radiación de Frenado (Bremsstrahlung)

La radiación de frenado se genera cuando los electrones acelerados son desviados y frenados por el campo eléctrico del núcleo de los átomos del ánodo. Durante esta interacción, parte de la energía cinética de los electrones se convierte en fotones de rayos X.

El espectro resultante es continuo, ya que los electrones pueden perder distintas cantidades de energía dependiendo del grado de desaceleración. Por esta razón, la energía de los fotones emitidos varía desde valores muy bajos hasta un máximo determinado por la energía de aceleración de los electrones:

$$E_{\max}(\text{keV}) \approx kVp$$

donde kVp representa el potencial pico aplicado al tubo. Este tipo de radiación constituye la mayor parte del espectro de rayos X empleados en mamografía.

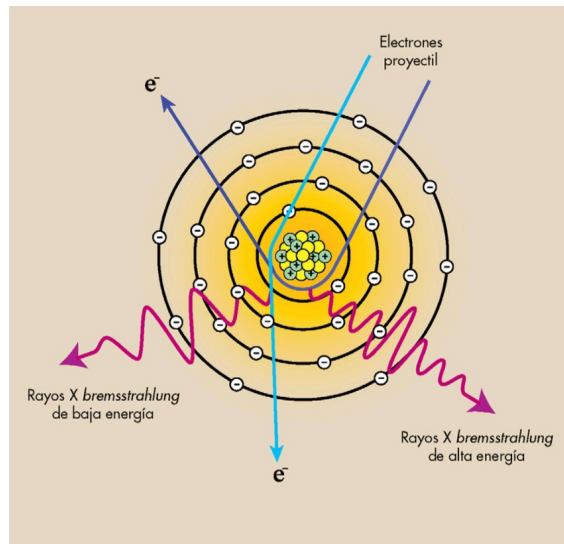


Figura 1.6: Radiación de Frenado [4]

1.5.5. Rayos X Característicos

Además de la radiación de frenado, una fracción menor de los fotones generados corresponde a los rayos X característicos. Estos se producen cuando un electrón incidente tiene la energía suficiente para expulsar un electrón de una capa interna del átomo del ánodo.

Posteriormente, un electrón de una capa superior ocupa el vacío dejado, emitiendo un fotón cuya energía es igual a la diferencia entre los niveles de energía de las capas electrónicas involucradas.

Esta energía es característica de cada elemento, lo que da origen a líneas discretas en el espectro. En los equipos de mamografía, el material del ánodo suele ser molibdeno (Mo) o rodio (Rh), debido a que sus líneas características (de 17 a 23 keV) ofrecen un contraste óptimo para la visualización de estructuras mamarias.

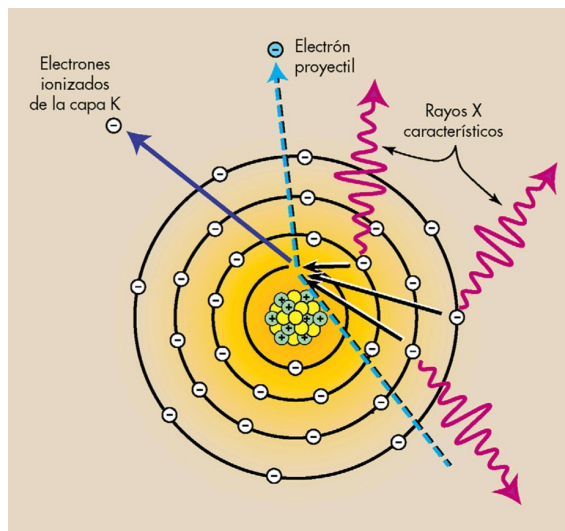


Figura 1.7: Rayos X Característicos [4]

Eficiencia y Consideraciones Térmicas

La conversión de energía cinética en radiación es poco eficiente: menos del 1 % de la energía total se transforma en rayos X útiles, mientras que el resto se libera como calor.

Por esta razón, el diseño del ánodo debe garantizar una adecuada disipación térmica. Se utilizan materiales con alta conductividad térmica y se incorporan mecanismos de rotación o inclinación del ánodo para distribuir el calor y evitar daños estructurales.

En conjunto, estos principios aseguran una producción controlada y eficiente de rayos X, optimizando la calidad de la imagen y reduciendo la dosis de radiación al paciente.

1.5.6. Espectros de Rayos X: Bremsstrahlung, Radiación Característica y Naturaleza Estocástica

La forma del espectro de rayos X depende directamente del material utilizado en el ánodo, ya que cada elemento posee energías de enlace características en sus capas electrónicas internas. El espectro total es la suma de dos contribuciones fundamentales: (1) un espectro continuo producido por el proceso de Bremsstrahlung y (2) líneas discretas asociadas a la radiación característica.

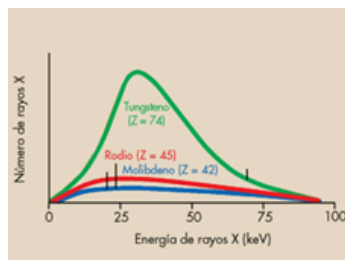


Figura 1.8: Espectro comparativo de rayos X para ánodos de molibdeno, rodio y tungsteno.

[4]

Bremsstrahlung

El Bremsstrahlung se genera cuando los electrones acelerados se desaceleran al pasar cerca del núcleo del átomo del ánodo. Este proceso produce fotones con un rango continuo de energías, desde valores bajos hasta un máximo determinado por el kilovoltaje aplicado (kVp).

La intensidad y distribución de este espectro continuo dependen fuertemente del número atómico del material del ánodo. Por ejemplo, el tungsteno ($Z = 74$) produce un espectro continuo más intenso y extendido hacia altas energías. En contraste, el molibdeno ($Z = 42$) y el rodio ($Z = 45$) generan un espectro menos energético, adecuado para mamografía, donde se requieren fotones de baja energía para maximizar el contraste del tejido mamario.

Radiación Característica

La radiación característica aparece cuando un electrón incidente expulsa a uno de las capas internas del átomo del ánodo. Las transiciones electrónicas subsecuentes liberan fotones de energías específicas y discretas, determinadas únicamente por las diferencias de energía entre niveles electrónicos del elemento.

De esta manera, aparecen picos estrechos en el espectro:

- Molibdeno: aproximadamente 17–19 keV,
- Rodio: aproximadamente 20–23 keV,
- Tungsteno: picos en la serie L (8–12 keV) y picos K entre 57–69 keV (no utilizados en mamografía).

El molibdeno y el rodio muestran picos característicos dentro del rango útil para mamografía, mientras que el tungsteno genera mayormente espectro continuo, con picos característicos demasiado energéticos para el estudio de tejidos blandos. Por esta razón, el molibdeno y el rodio se emplean en mamografía, mientras que el tungsteno se utiliza principalmente en radiología general.

Naturaleza Estocástica del Espectro al Llegar al Detector

Aunque los procesos físicos mencionados tienen probabilidades bien definidas, cada fotón interactúa de manera inherentemente aleatoria. Un fotón individual puede ser absorbido mediante efecto fotoeléctrico, dispersado por efecto Compton, o atravesar el tejido sin interacción.

Esta aleatoriedad implica que:

- el número de fotones detectados sigue distribuciones estadísticas, como la distribución de Poisson,
- la forma final del espectro detectado presenta fluctuaciones y ruido,
- incluso si la fuente produjera exactamente el mismo espectro ideal, la atenuación en el tejido y la eficiencia del detector introducen variaciones adicionales.

Por lo anterior, los espectros registrados por los detectores son inherentemente **estocásticos**, reflejando la naturaleza probabilística de la generación, interacción y detección de los fotones de rayos X.

1.5.7. Niveles de Energía: Qué Sucede

Cuando un haz de rayos X atraviesa el cuerpo o un detector, su energía determina la interacción predominante con la materia y, por tanto, la calidad de la imagen obtenida. Los rayos X no son todos iguales: el tubo de rayos X produce un espectro continuo de energías (*rayos X de frenado o Bremsstrahlung*) y un conjunto de energías discretas (*rayos X característicos*), dependiendo del material del ánodo.

Estas energías se expresan en kiloelectrón-voltios (keV) y determinan distintos factores del proceso de formación de imagen, como la penetración del haz y el tipo de interacción con los tejidos.

Espectro Total del Tubo de Rayos X

En la práctica, el espectro de salida del tubo es una combinación de ambos tipos de radiación:

$$\text{Espectro total} = \text{Bremsstrahlung (continuo)} + \text{líneas características (discretas)}$$

El espectro luego se modifica mediante filtración (por ejemplo, filtros de Mo, Rh o W) para eliminar fotones de energía no útil. Los fotones demasiado bajos (< 15 keV) son absorbidos por la piel, aumentando la dosis sin mejorar la imagen, mientras que los fotones demasiado altos (> 25 keV) reducen el contraste. El resultado final es un haz “suavizado”, concentrado en energías óptimas para el tejido mamario.

Comportamiento de la Energía del Haz

- **Capacidad de penetración del haz:** A mayor energía, los fotones atraviesan más tejido, pero el contraste disminuye.
- **Tipo de interacción:**
 - A energías bajas (20–30 keV), domina el *efecto fotoeléctrico*, deseable en mamografía porque mejora el contraste entre tejidos blandos.
 - A energías mayores (> 40 keV), predomina el *efecto Compton*, lo que provoca mayor dispersión y pérdida de nitidez.

Aplicación Práctica en Mamografía

En mamografía, el rango de energía se elige cuidadosamente (usualmente entre 17 y 25 keV) para equilibrar dos factores clave:

- **Contraste de imagen:** suficiente diferencia entre grasa, tejido glandular y posibles lesiones.
- **Dosis al paciente:** minimizar la radiación sin perder información diagnóstica.

El uso de diferentes combinaciones de ánodo y filtro permite ajustar el espectro según el tipo de mama y el sistema empleado, como se muestra en la siguiente tabla:

Tabla 1.1: Combinaciones de ánodo y filtro utilizadas en mamografía

Combinación	Energía de picos (keV)	Tipo de mama recomendada	Comentario
Mo/Mo	17–19	Mamas delgadas, menos densas	Máximo contraste
Mo/Rh	19–21	Mamas medianamente densas	Mayor penetración con buen contraste
Rh/Rh	20–23	Mamas densas o gruesas	Mayor penetración con menor dosis
W/Rh o W/Ag	20–25	Mamografía digital moderna	Amplio espectro útil y alta eficiencia

El tungsteno (W), aunque produce un espectro más amplio, se utiliza en mamografía digital moderna por su alta eficiencia en la generación de fotones y su capacidad para mantener una adecuada relación entre contraste y dosis mediante el uso de filtros apropiados.

1.5.8. Procesos de Interacción

Las principales interacciones de los rayos X en el rango energético utilizado en mamografía (17–35 keV) son el **efecto fotoeléctrico** y el **efecto Compton**. Ambos procesos determinan la cantidad de fotones que alcanzan el detector y, por tanto, la intensidad final de la imagen.

Efecto Fotoeléctrico

El efecto fotoeléctrico ocurre cuando un fotón incidente transfiere toda su energía a un electrón ligado de un átomo, expulsándolo de su capa interna. La probabilidad de que ocurra este proceso aumenta fuertemente con el número atómico (Z) del material e inversamente con la energía del fotón (E^{-3}). En mamografía, este fenómeno es dominante debido a las bajas energías utilizadas, lo que favorece un alto contraste entre tejidos con diferente composición atómica.

Por ejemplo, el tejido glandular contiene más elementos de mayor número atómico (como oxígeno y fósforo) que el tejido graso, lo que produce una mayor absorción fotoeléctrica y una diferencia apreciable en la intensidad detectada. De este modo, el efecto fotoeléctrico es el principal responsable del contraste en la imagen mamográfica.

Figura 1.9: Efecto Fotoeléctrico [4]

Efecto Compton

El efecto Compton ocurre cuando un fotón interactúa con un electrón débilmente ligado, cediéndole parte de su energía y cambiando de dirección. Este proceso genera fotones dispersos de menor energía que pueden llegar al detector desde ángulos distintos, reduciendo el contraste y generando ruido en la imagen. Aunque el efecto Compton tiene menor probabilidad que el fotoeléctrico en el rango de energías de mamografía, su contribución a la radiación dispersa es significativa y puede afectar la nitidez de la imagen.

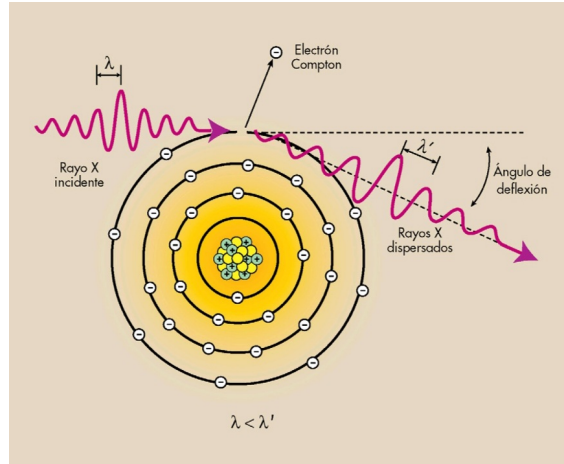


Figura 1.10: Efecto Compton[4]

Atenuación del Haz

La combinación de ambos efectos determina la atenuación total del haz de rayos X, la cual puede expresarse mediante la ley exponencial:

$$I = I_0 e^{-\mu x}$$

donde I_0 es la intensidad inicial, I la intensidad transmitida, μ el coeficiente lineal de atenuación y x el espesor del tejido atravesado. Las diferencias locales en μ entre los distintos tejidos son las que producen las variaciones de brillo y contraste en la imagen resultante.

1.5.9. Relación con la Calidad de Imagen

En la práctica, la combinación de un haz de energía controlada y el uso de sistemas de compresión permite maximizar la absorción fotoeléctrica y minimizar la dispersión Compton. Además, los filtros y colimadores reducen la cantidad de fotones dispersos antes de llegar al detector, contribuyendo a una mayor resolución espacial y mejor contraste.

1.5.10. Capas o “Piel” en Mamografía

En una mamografía, los rayos X atraviesan diversas capas de tejido antes de llegar al detector. Cada capa tiene una composición y densidad diferente, lo que influye directamente en cómo los rayos X son absorbidos o dispersados.

Esta interacción entre la radiación y los tejidos es la base de la formación del contraste en la imagen mamográfica.

Estructura general de las capas del seno

Cuando el haz de rayos X incide sobre la mama comprimida (con el fin de reducir el grosor y minimizar la dispersión), atraviesa las siguientes capas principales:

Capa	Descripción	Interacción principal
Piel	Capa más externa, de unos 0.5–2 mm de espesor. Contiene queratina, colágeno y grasa subyacente.	Leve absorción fotoeléctrica.
Tejido adiposo (graso)	De menor densidad atómica, permite el paso de una mayor cantidad de rayos X, por lo que aparece más oscuro en la imagen.	Baja absorción, mayor transmisión directa.
Tejido fibroglandular	Compuesto por glándulas mamarias y tejido conectivo, es más denso y contribuye significativamente al contraste.	Alta probabilidad de absorción fotoeléctrica.
Lesiones o microcalcificaciones	Contienen calcio (número atómico alto), lo que incrementa la absorción.	Fuerte absorción por efecto fotoeléctrico.
Detector	Recoge los fotones que atraviesan el tejido y convierte su intensidad en señal digital.	Generación de la imagen en función de la intensidad recibida.

Tabla 1.2: Capas del tejido mamario atravesadas por el haz de rayos X en una mamografía.

1.5.11. Predominio de las Interacciones

Efecto Fotoeléctrico en el Tejido Mamario

El efecto fotoeléctrico ocurre cuando un fotón de rayos X interactúa con un electrón ligado de una capa interna del átomo, siendo absorbido completamente. Como resultado, el electrón es expulsado con una energía cinética igual a la energía del fotón incidente menos la energía de enlace del electrón.

La probabilidad de que este efecto ocurra depende fuertemente del número atómico Z del material y de la energía del fotón E , y puede aproximarse como:

$$P_{\text{fotoeléctrico}} \propto \frac{Z^3}{E^3}$$

En el tejido mamario, compuesto principalmente por elementos de bajo número atómico como hidrógeno, carbono y oxígeno, la probabilidad del efecto fotoeléctrico es relativamente baja. No obstante, pequeñas diferencias en la composición y densidad entre el tejido adiposo y el tejido fibroglandular producen variaciones en la atenuación del haz de rayos X, contribuyendo al contraste de la imagen.

En regiones que contienen microcalcificaciones, formadas por sales de calcio de mayor número atómico, el efecto fotoeléctrico se vuelve dominante dentro del rango energético utilizado en mamografía (17–25 keV). Esto provoca una absorción más intensa de los fotones, reduciendo la cantidad de radiación que alcanza el detector y generando zonas más brillantes en la imagen.

Desde el punto de vista energético, cuando ocurre el efecto fotoeléctrico, el fotón desaparece completamente y su energía se deposita localmente en el tejido, contribuyendo de manera significativa a la dosis absorbida.

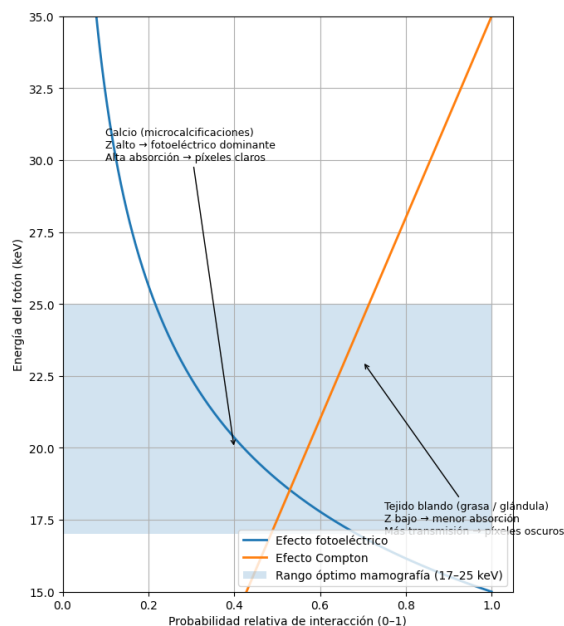


Figura 1.11: Probabilidad relativa normalizada de interacción

Como se observa en la Figura 1.11, en el rango energético utilizado en mamografía la probabilidad relativa del efecto fotoeléctrico es mayor que la del efecto Compton, lo que permite una adecuada diferenciación entre tejidos blandos y microcalcificaciones.

Efecto Compton en el Tejido Mamario

El efecto Compton se produce cuando un fotón de rayos X interactúa con un electrón débilmente ligado o casi libre. En este proceso, el fotón no se absorbe por completo, sino que transfiere parte de su energía al electrón y se dispersa con una energía menor y una dirección diferente.

A diferencia del efecto fotoeléctrico, la probabilidad del efecto Compton depende principalmente de la densidad electrónica del material y de la energía del fotón, presentando una dependencia débil con el número atómico Z . Por esta razón, este tipo de interacción ocurre de manera similar en distintos tejidos mamarios, incluyendo tejido adiposo y fibroglandular.

En mamografía, el efecto Compton es indeseable, ya que los fotones dispersados pueden llegar al detector sin conservar información espacial correcta. Esto genera radiación dispersa que se manifiesta como ruido y velado en la imagen, reduciendo el contraste y la nitidez.

Desde el punto de vista energético, el electrón Compton expulsado deposita energía localmente en el tejido, mientras que el fotón dispersado, de menor energía, puede contribuir tanto a la dosis como a la degradación de la imagen. A energías más altas, el efecto Compton se vuelve dominante, lo que justifica el uso de energías bajas y técnicas de control de dispersión, como la compresión mamaria y las rejillas antidispersión.

1.6. Interacción del Haz de Rayos X con el Tejido Mamario

Una vez producido el haz de rayos X, la siguiente etapa en el proceso de mamografía consiste en su interacción con el tejido mamario. Durante su paso a través del tejido, los fotones pueden ser absorbidos, desviados o transmitidos, dependiendo de su energía y de la composición del material. Estas interacciones son las responsables de la atenuación diferencial que da origen al contraste de la imagen.

1.6.1. Píxeles en Mamografía: Formación y Representación Digital

En los sistemas de mamografía digital, los píxeles (del inglés *picture elements*) son las unidades mínimas de información de la imagen. Cada píxel representa la intensidad del haz de rayos X que logra atravesar la mama y alcanzar el detector. Su valor numérico depende directamente de cuánta radiación fue absorbida o transmitida en ese punto del tejido.

Generación de los píxeles

Cuando los rayos X atraviesan las capas de la mama (piel, grasa, tejido glandular, etc.), no todos los fotones llegan con la misma intensidad al detector:

- Algunos se absorben por efecto fotoeléctrico.
- Otros se dispersan por efecto Compton.
- Otros atraviesan directamente el tejido.

El detector digital (ya sea un detector de panel plano, CR – *computed radiography* o DR – *digital radiography*) está compuesto por millones de celdas diminutas sensibles a los rayos X o a la luz. Cada una de estas celdas actúa como un sensor independiente que mide la cantidad de fotones incidentes en esa posición.

El resultado de esa medición se traduce en un valor numérico, que será el nivel de gris del píxel correspondiente.

Conversión física a digital

El proceso se desarrolla en tres pasos principales:

1. **Conversión de energía:** los rayos X que llegan al detector son absorbidos por un material fotosensible (como el seleniuro amorfo, el yoduro de cesio o fósforos de halógenos de bario). Esa absorción genera luz visible o cargas eléctricas proporcionales a la intensidad del haz.
2. **Conversión eléctrica:** los fotones de luz (en detectores indirectos) o los electrones liberados (en detectores directos) se convierten en una señal eléctrica. Cada punto del detector genera una señal única, de distinta amplitud según la cantidad de rayos X recibidos.
3. **Digitalización:** la señal eléctrica se muestrea y cuantifica mediante un convertidor analógico-digital (ADC). Cada valor se codifica en bits (por ejemplo, 12 o 14 bits $\rightarrow$ 4096 o 16384 niveles de gris). Así se forma una matriz digital (por ejemplo, 4000×3000 píxeles) donde cada número representa la intensidad o densidad óptica en esa región de la mama.

Por qué los píxeles se generan de esa manera

La formación de los píxeles no es aleatoria, sino que está determinada por diversos factores físicos y tecnológicos:

Factor	Descripción
Interacción de los rayos X con el tejido	Define cuántos fotones llegan al detector. Las áreas más densas (por ejemplo, tejido glandular o calcificaciones) dejan pasar menos rayos X $\rightarrow$ píxeles más claros (valores altos).
Material del detector	Determina cómo se convierten los fotones en señales (detección directa o indirecta).
Resolución espacial	Depende del tamaño de cada píxel. En mamografía, se usan tamaños pequeños (de 50 a 100 μm) para detectar detalles finos como microcalcificaciones.
Conversión digital (ADC)	Cuanto más bits se usen, más niveles de gris pueden representarse, mejorando el contraste y la precisión.

Tabla 1.3: Factores que determinan la formación y características de los píxeles en mamografía digital.

Interpretación de los píxeles en la imagen mamográfica

- **Píxeles oscuros:** zonas donde más rayos X pasaron (tejido adiposo o áreas menos densas).
- **Píxeles claros:** zonas donde menos rayos X pasaron (tejido glandular denso o calcificaciones).
- **Gradación de grises:** representa la variación continua de la atenuación de los rayos X a través de las distintas capas.

En conjunto, los píxeles forman una matriz bidimensional que permite reconstruir con alta precisión la morfología interna del tejido mamario.

Importancia de la Resolución

La **resolución espacial** describe la capacidad del sistema de distinguir dos estructuras cercanas como separadas. Depende directamente del número total de píxeles y del tamaño de cada uno.

Por ejemplo, si una imagen tiene una matriz de 1024×1024 píxeles:

- Está compuesta por aproximadamente un millón de píxeles.
- Si el detector cubre un área de 20×20 cm, cada píxel representa una región de $0,2 \text{ mm} \times 0,2 \text{ mm}$.
- Esta resolución permite distinguir estructuras grandes (como masas o tejido glandular), pero puede ser insuficiente para detectar microcalcificaciones, que a menudo miden menos de $0,1 \text{ mm}$.

La siguiente tabla compara distintos niveles de resolución empleados en imágenes médicas y su impacto en el detalle observable:

Resolución	Tamaño del píxel	Detalle observable	Uso típico
1024×1024	$\sim 0,2 \text{ mm}$	Detalle moderado, útil para estructuras generales.	Radiografía básica.
2048×2048	$\sim 0,1 \text{ mm}$	Buena resolución para microdetalles.	Mamografía digital estándar.
4096×4096	$\sim 0,05 \text{ mm}$	Alta resolución, detección precisa de microcalcificaciones.	Mamografía de alta definición o investigación.

Tabla 1.4: Comparación entre distintos niveles de resolución y su aplicación en mamografía.

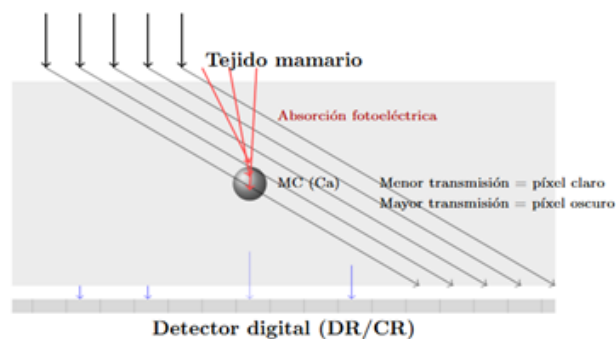


Figura 1.12: Interacción de los rayos X con el tejido mamario. Las microcalcificaciones absorben más fotones por efecto fotoeléctrico, produciendo píxeles claros en la imagen mamográfica.

Artefactos

Los artefactos en las mamografías son imágenes o patrones no deseados que aparecen en la imagen radiográfica y que no corresponden a la anatomía real del tejido mamario. Estos artefactos pueden dificultar la interpretación correcta de la mamografía, ya que pueden parecerse a lesiones, distorsionando los resultados y potencialmente llevando a diagnósticos erróneos. Los artefactos pueden ser causados por diversos factores, como:

- **Movimiento del paciente:** Si la paciente se mueve durante la toma de la mamografía, puede generar imágenes borrosas o distorsionadas.
- **Compresión insuficiente o excesiva del seno:** Una compresión inadecuada puede resultar en artefactos que simulen lesiones o distorsionen las estructuras.
- **Defectos en el equipo:** Problemas con el detector o el tubo de rayos X pueden producir líneas, sombras o áreas brillantes inesperadas en la imagen.
- **Ropa, joyas o material extraño:** Objetos como collares, partes del sostén, o incluso cremas o desodorantes que no han sido retirados pueden crear sombras que se interpretan como posibles anomalías.
- **Técnicas de procesamiento digital:** En mamografías digitales, errores en el procesamiento de la imagen o en los algoritmos de reconstrucción pueden generar artefactos.

Los artefactos tienen un impacto directo sobre la calidad de la imagen, ya que afectan parámetros fundamentales para el diagnóstico. En primer lugar, comprometen la resolución

espacial, distorsionando los bordes y los detalles finos que permiten distinguir estructuras pequeñas como microcalcificaciones o bordes tumorales. También alteran el contraste, modificando la atenuación aparente de los tejidos y dificultando la diferenciación entre áreas glandulares, adiposas o patológicas. Además, disminuyen la reproducibilidad diagnóstica, al introducir falsos positivos o negativos que pueden llevar a interpretaciones erróneas. Por estas razones, la detección, prevención y corrección de artefactos constituye un aspecto esencial dentro de los programas de control de calidad de los equipos de mamografía, así como en la capacitación del personal técnico encargado de su operación y mantenimiento.

Importancia clínica y técnica

Los píxeles determinan la resolución espacial de la imagen. Un tamaño de píxel más pequeño permite observar estructuras más finas, aunque incrementa el tamaño del archivo y puede requerir un ajuste en la dosis de radiación. En mamografía digital, se busca un equilibrio óptimo entre resolución, contraste y dosis para maximizar la calidad diagnóstica sin comprometer la seguridad del paciente.

En conjunto, la física de la mamografía integra todos los procesos que permiten obtener imágenes precisas y diagnósticamente útiles del tejido mamario. Desde la producción controlada de rayos X y la selección adecuada de los niveles de energía, hasta la comprensión de las interacciones fotoeléctrica y Compton, cada elemento influye en la formación del contraste y la nitidez de la imagen. La detección digital y la correcta interpretación de los píxeles garantizan una representación fiel de las estructuras internas, mientras que la identificación y corrección de artefactos aseguran la confiabilidad del estudio. Comprender estos principios físicos es fundamental no solo para optimizar la calidad de la imagen y reducir la dosis de radiación, sino también para fortalecer la precisión diagnóstica y la detección temprana del cáncer de mama.

Gracias a estos fundamentos físicos, es posible obtener imágenes con el nivel de detalle necesario para distinguir diferentes tipos de alteraciones en el tejido mamario. En la siguiente sección se abordarán los tumores benignos y malignos, analizando sus características radiológicas y cómo las propiedades físicas de la imagen contribuyen a su identificación y diferenciación.

Interacción de los Rayos X con las Microcalcificaciones en la Mama

Durante la formación del haz de rayos X, se generan fotones de distintas energías debido a dos procesos principales: la radiación de frenado (*Bremsstrahlung*) y la emisión de rayos X característicos del material del ánodo (por ejemplo, molibdeno, rodio o tungsteno). Estos fotones interactúan con los tejidos mamarios mediante dos mecanismos dominantes: el *efecto fotoeléctrico* y el *efecto Compton*.

Interacción con Tejidos y Microcalcificaciones El tejido mamario está compuesto principalmente de grasa y tejido glandular, ambos de bajo número atómico (Z). En cambio, las microcalcificaciones, asociadas con lesiones benignas o malignas tempranas, están formadas por compuestos como fosfato o carbonato de calcio, con números atómicos significativamente más altos. Esta diferencia es crucial: a energías típicas de mamografía (20–30 keV), domina el *efecto fotoeléctrico*, cuya probabilidad es aproximadamente proporcional a Z^3/E^3 , donde Z es el número atómico y E la energía del fotón.

Por lo tanto:

- En tejidos blandos (bajo Z), el haz penetra con poca atenuación.
- En microcalcificaciones (alto Z), la absorción por efecto fotoeléctrico es mucho mayor, lo que produce un contraste visible en la imagen.

Relación con el Espectro de Energía El espectro de salida del tubo (compuesto de Bremsstrahlung y rayos característicos) es filtrado cuidadosamente para concentrar las energías en torno a los 17–25 keV, rango en el cual:

- Los fotones tienen energía suficiente para atravesar el tejido mamario sin saturar el detector.
- Se mantiene una alta probabilidad de absorción fotoeléctrica en las microcalcificaciones, lo que permite distinguirlas como puntos brillantes o densidades elevadas.

Efectos del Aumento de Energía Si la energía del haz aumenta demasiado (por encima de 30–35 keV), el *efecto Compton* empieza a dominar, generando dispersión que reduce el contraste entre la microcalcificación y el tejido circundante. En cambio, energías demasiado bajas producen una mayor absorción superficial, aumentando la dosis sin mejorar la visibilidad.

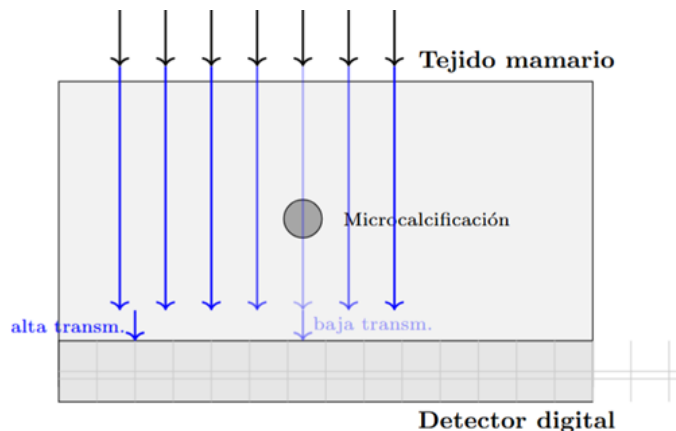


Figura 1.13: Interacción de los rayos X con microcalcificaciones en la mama. Las zonas de alto Z (Ca) absorben preferentemente por efecto fotoeléctrico, produciendo píxeles brillantes en la imagen mamográfica.

1.6.2. Diagnóstico y Evaluación

La identificación de tumores benignos se realiza generalmente a través de exámenes físicos y técnicas de imagen. La ecografía mamaria es particularmente útil en la evaluación de quistes y masas sólidas, permitiendo diferenciar entre estas dos entidades. La resonancia magnética puede ser utilizada en casos donde las características de la masa son inciertas o en mujeres con tejido mamario muy denso.

Las mamografías también juegan un papel importante en la detección de tumores benignos, especialmente en la identificación de calcificaciones que pueden estar asociadas con fibroadenomas o mastopatía fibroquística. En algunos casos, se puede realizar una biopsia para confirmar la naturaleza benigna del tumor.

Seguimiento y Manejo

El manejo de los tumores benignos depende de sus características y del grado de molestia que causen. En la mayoría de los casos, se recomienda un seguimiento periódico con exámenes clínicos y técnicas de imagen para asegurarse de que no haya cambios en el tamaño o las características del tumor. En casos donde el tumor cause síntomas significativos o exista incertidumbre sobre su naturaleza, se puede optar por la extirpación quirúrgica.

1.7. Tumores Malignos

Los tumores malignos son masas anormales de células que crecen de manera descontrolada y tienen la capacidad de invadir tejidos cercanos y diseminarse a otras partes del cuerpo, en un proceso conocido como metástasis. A diferencia de los tumores benignos, que no se diseminan ni invaden otros tejidos, los malignos representan una amenaza para la salud y pueden ser potencialmente mortales si no se tratan a tiempo.

Los tumores malignos en la mama presentan características comunes como crecimiento acelerado, invasión de tejidos adyacentes y formación de metástasis, especialmente en ganglios linfáticos axilares, pulmones, huesos, hígado o cerebro. Bajo el microscopio, las células cancerosas muestran formas irregulares y pérdida de organización estructural. Además, estos tumores suelen ser resistentes a la muerte celular programada y pueden inducir la angiogénesis para nutrirse.

En el caso específico de las mamografías, los tumores malignos suelen aparecer como masas irregulares, con bordes mal definidos y áreas de alta densidad. La detección temprana es fundamental para mejorar el pronóstico, ya que el tratamiento (cirugía, quimioterapia, radioterapia o terapias dirigidas) es más efectivo en etapas iniciales.

1.8. Fundamentos del Análisis y Normalización de Mamografías

El análisis de las mamografías requiere una comprensión clara de los principios que sustentan el procesamiento de las imágenes, por lo que es necesario presentar los fundamentos teóricos y estadísticos necesarios para estandarizar la información contenida en las imágenes y representarla de manera cuantitativa. Estos conceptos sirven como base para aplicar de forma precisa las técnicas de análisis, facilitando la identificación y caracterización de formaciones benignas en el tejido mamario.

1.8.1. Flujo General del Proceso de Análisis

En el análisis de mamografías, el objetivo principal es convertir la imagen en un formato numérico que permita estudiar las características de la imagen de manera objetiva y matemática. A continuación, se describe el proceso de análisis:

Normalización de la Imagen

El primer paso en el análisis es convertir la imagen de la mamografía en una matriz de datos, donde cada elemento de la matriz corresponde a un píxel de la imagen. Las mamografías se presentan en escala de grises, donde cada píxel tiene un valor de intensidad que va desde 0 (negro, mínima intensidad) hasta 1 (blanco, máxima intensidad). Esta conversión se realiza aplicando una

normalización de los valores de la imagen:

$$I_{normalizado}(x, y) = \frac{I(x, y) - I_{min}}{I_{max} - I_{min}} \quad (1.1)$$

Donde:

- $I_{normalizado}(x, y)$ es la intensidad del píxel en la coordenada (x,y).
- I_{min} e I_{max} son los valores mínimos y máximos de intensidad en la imagen original.

Esto permite que todas las intensidades se encuentren en el rango de 0 a 1, facilitando la comparación y el análisis posterior.

Capítulo 2

Estado del arte

El estudio de mamografías ha ido experimentado un notable progreso que nos ha permitido la detección temprana de afecciones, esto se debe gracias al avance de técnicas avanzadas, especialmente las que utilizan métodos de inteligencia artificial y aprendizaje profundo, por lo que es necesario contextualizarnos acerca de las técnicas más utilizadas, además es importante estudiar su uso en la identificación y descripción de tumores en la mama, resaltando que estos son otros procedimientos, diferentes al utilizado en este trabajo.

2.1. Análisis de Textura

El análisis de textura es una herramienta clave para identificar patrones en las imágenes de mamografías. Se basa en que los tumores suelen tener una textura diferente al tejido sano, lo que los hace detectables. Métodos como el análisis de Haralick o las matrices de co-ocurrencia de nivel de gris (GLCM) permiten cuantificar estas diferencias [11], ayudando a resaltar detalles que pueden pasar desapercibidos a simple vista.

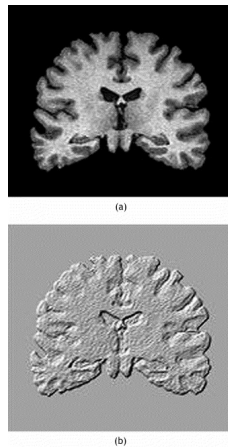


Figura 2.1: Ejemplo de análisis de textura en corte coronal de resonancia magnética cerebral ponderada en T1. [11]

2.2. Umbralización Adaptativa

La umbralización adaptativa es otra técnica muy interesante. Consiste en ajustar un umbral que separa las áreas de interés del resto de la imagen, pero lo hace de manera dinámica, dependiendo de las características locales de la imagen. Esto resulta útil en imágenes con contraste variable o de baja calidad, ayudando a destacar áreas relevantes sin perder detalles importantes [12].

2.3. Redes Neuronales

Las redes neuronales son modelos de aprendizaje automático inspirados en el funcionamiento del cerebro humano, formadas por capas de “neuronas” artificiales que procesan información mediante pesos y sesgos ajustables. Estas redes aprenden a reconocer patrones complejos en los datos, permitiendo mapear entradas y salidas con gran precisión. En el contexto del análisis de mamografías, las redes neuronales han demostrado ser altamente eficaces para la detección y clasificación de tumores, ya que pueden identificar relaciones no lineales entre características como textura, forma e intensidad. Su capacidad para adaptarse y mejorar con grandes volúmenes de datos las convierte en una de las herramientas más poderosas dentro de la inteligencia artificial aplicada al diagnóstico médico [13].

2.4. Máquinas de Vectores de Soporte (SVM)

Las máquinas de vectores de soporte (Support Vector Machines, SVM) han demostrado ser una de las herramientas más eficaces para la clasificación de patrones en imágenes médicas, incluyendo mamografías [14]. Este método se basa en encontrar un "hiperplano óptimo" que separe dos clases de datos en un espacio multidimensional, lo que lo convierte en una técnica ideal para diferenciar entre tejidos benignos y malignos.

El éxito de las SVM radica en su capacidad para manejar conjuntos de datos complejos, incluso cuando las características de las clases no son linealmente separables. En estos casos, se utilizan funciones de kernel, como el kernel radial o polinómico, que transforman los datos a un espacio de mayor dimensión, permitiendo una separación más efectiva. Esto es particularmente relevante en mamografías, donde las diferencias entre tumores benignos y malignos pueden ser sutiles y depender de múltiples factores.

En el contexto del análisis de mamografías, las SVM trabajan combinando diferentes características extraídas de la imagen, como la textura, la forma y la intensidad. Por ejemplo, los patrones de textura se pueden analizar mediante métodos como GLCM, mientras que las características de forma y borde se extraen utilizando técnicas de segmentación y contornos activos. Estas características se convierten en entradas para la SVM, que las utiliza para entrenar un modelo capaz de realizar clasificaciones con alta precisión.

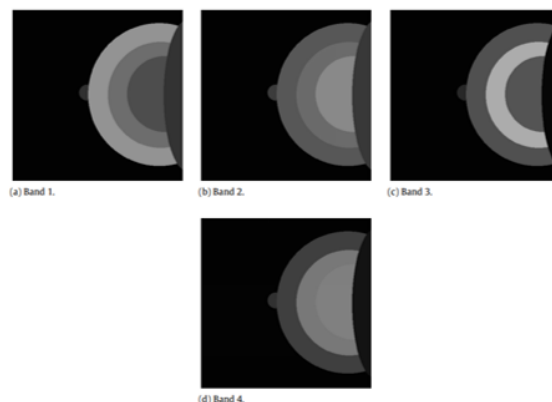


Figura 2.2: Ejemplo de aplicación de las máquinas de vectores de soporte en una mamografía. [14]

2.5. Hipótesis del Trabajo

La normalización de mamografías mediante cortes de intensidad basados análisis estadístico permitirá identificar y delimitar con mayor precisión regiones asociadas a tumores benignos, reduciendo el ruido y mejorando el análisis de estas formaciones.

2.5.1. Objetivo

La normalización de mamografías mediante cortes de intensidad a partir de un análisis estadístico permitirá identificar y delimitar con mayor precisión las regiones asociadas a tumores benignos, disminuyendo la presencia de ruido y mejorando la calidad del análisis y segmentación de las estructuras mamarias.

Capítulo 3

Metodología

3.1. Selección de Imágenes

La base de datos de mamografías digitales Mini-MIAS (Mini-Mammographic Image Analysis Society) es un recurso ampliamente utilizado en la investigación relacionada con la detección de cáncer de mama y el análisis de imágenes mamográficas. Por lo que algunos aspectos clave de esta base de datos son:

- **Tamaño:** La base de datos contiene 322 imágenes mamográficas de baja resolución pertenecientes a 161 pacientes. Estas imágenes fueron extraídas de una colección original más grande compuesta por 3,000 mamografías, provenientes del Reino Unido.
- **Formato y Resolución:** Las imágenes en la base de datos Mini-MIAS están en formato PGX, con una resolución de 1024x1024 píxeles. Son imágenes en blanco y negro que han sido procesadas para eliminar información redundante, como el fondo no relevante.
- **Etiquetas:** Cada imagen está etiquetada con información sobre el tipo de anormalidad presente en la mama esta puede ser benigna (B) o maligna (M). Esta puede ser una calcificación (CALC), masas bien definidas (CIRC), masas espiculadas (SPIC), otras masas mal definidas (MISC), distorsión arquitectónica (ARCO), asimetrías (ASYM) o tejido normal (NORMA)., si existe alguna (masa, microcalcificaciones, distorsiones arquitectónicas, etc.), así como el tipo de mama (densa, grasa, etc.). Además, se incluyen datos sobre la localización y el tamaño de las lesiones es decir el valor de la coordenada x, y y radio de la anormalidad.
- **Tejido:** El tejido mamario de cada imagen está clasificado según su densidad, lo cual es relevante para la detección de anomalías en mamografías. Pueden ser del tipo graso (F), graso glandular (G), denso glandular (D).

El objetivo es seleccionar únicamente las mamografías que indican la presencia de tumores benignos de la base de datos Mini-MIAS. Estas imágenes están etiquetadas con la categoría "B".^{en} la base de datos. Las imágenes etiquetadas con "B" son aquellas que contienen lesiones benignas (no cancerosas), y se diferencian de las que contienen tumores malignos ("M") y las mamografías normales ("N"). Por lo cuál se obtienen 62 imágenes que cumplen con estos criterios establecidos.

Muestra Benigna mdb013				
Clave del mini-MIAS	Carácter de tejido	x	y	radio
mdb013	G	667	365	31

Tabla 3.1: Muestra ejemplo de mamografía con tumor benigno

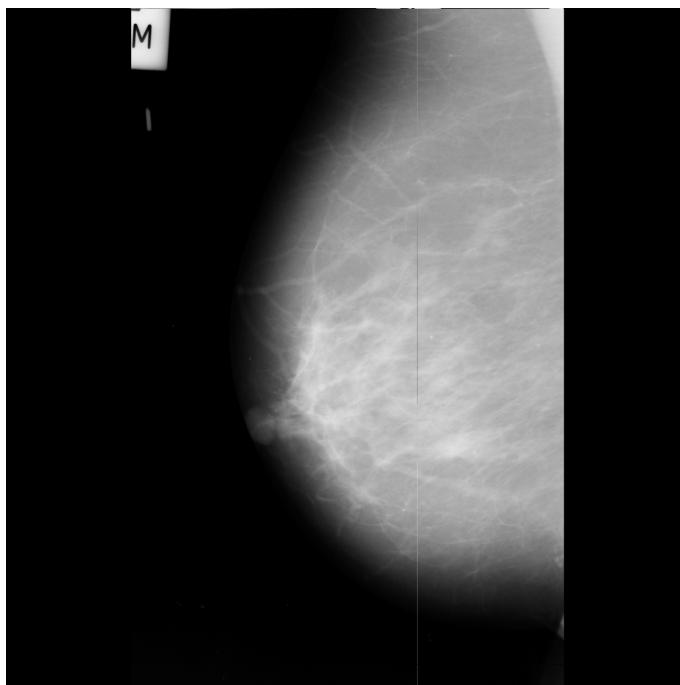


Figura 3.1: Muestra mdb013 [19]

3.2. Evaluación de Mamografías con el Programa ROOT del CERN

El programa ROOT, desarrollado por el CERN, es un marco de software altamente versátil que se utiliza principalmente en la física de partículas, pero que también ha encontrado aplicaciones en otras áreas, incluyendo la evaluación de imágenes médicas como las mamografías.

ROOT permite la manipulación, análisis y visualización de grandes cantidades de datos. En el contexto de la evaluación de mamografías, ROOT puede ser utilizado para:

- **Análisis de Imágenes:** ROOT permite procesar imágenes de mamografías para mejorar la detección de anomalías. A través de técnicas de procesamiento de imágenes, se pueden aplicar filtros para resaltar microcalcificaciones o masas sospechosas.
- **Segmentación y Clasificación:** Con ROOT, se pueden desarrollar algoritmos para la segmentación de regiones de interés en las mamografías, y clasificar estas regiones en función de características como la forma, el tamaño, y la densidad. Esto es útil para diferenciar entre tumores benignos y malignos.
- **Modelado Estadístico:** ROOT incluye herramientas para realizar análisis estadísticos avanzados, que pueden aplicarse para evaluar la probabilidad de malignidad de una lesión detectada.

en una mamografía, basándose en datos previos y modelos predictivos.

La integración de ROOT en el análisis de mamografías permite una evaluación más precisa y eficiente, lo que fomenta el aprendizaje automático para mejorar la precisión del diagnóstico.

3.3. Análisis de Mamografías

El procesamiento digital de mamografías ha permitido mejorar la precisión del diagnóstico, ofreciendo análisis detallados que pueden ayudar a los médicos a tomar decisiones informadas.

Conocido esto, es necesario automatizar el proceso de análisis y extracción de información relevante de una mamografía digital. El objetivo principal es transformar la imagen de mamografía en una representación numérica, donde las intensidades de cada píxel son cuantificadas y almacenadas para un análisis más profundo. Este enfoque permite una mejor visualización de las características críticas y facilita la posterior aplicación de algoritmos de detección de anomalías.

Procesamiento de Imágenes normalizadas

El procesamiento de imágenes es el primer paso crucial en la metodología, ya que permite extraer información relevante de las mamografías. En este contexto, el objetivo principal es resaltar las regiones donde están presentes los tumores benignos y preparar los datos para su análisis cuantitativo.

3.3.1. Normalización de la imagen.

La normalización de imágenes es un paso crucial en el procesamiento de imágenes médicas, incluidas las mamografías, ya que garantiza que los datos estén estandarizados y sean comparables entre sí. Este proceso ajusta las intensidades de las imágenes para que se encuentren dentro de un rango predefinido, mejorando así la consistencia de los datos, eliminando efectos no deseados y facilitando un análisis más preciso de los tumores.

Propósito de la Normalización.

El objetivo principal es asegurar que las imágenes de mamografías, tomadas en diferentes condiciones o con distintos dispositivos, puedan ser comparadas de manera confiable. Los niveles de intensidad de las imágenes de mamografías pueden variar debido a factores como:

- Condiciones de adquisición: Diferentes máquinas o ajustes pueden afectar los valores de intensidad.
- Iluminación y contraste: Variaciones en la iluminación o el contraste pueden distorsionar las características importantes de las imágenes.
- Densidad mamaria: Las diferencias naturales en la composición del tejido mamario pueden influir en la claridad y en el contraste de los tumores en las imágenes.

Por lo tanto, la normalización ajusta estos factores para que las intensidades representen de manera más precisa las estructuras internas del tejido.

3.3.2. Métodos de Normalización

- Normalización Min-Max: Este método ajusta la intensidad de cada píxel a un rango definido, comúnmente entre 0 y 1, de acuerdo con la fórmula:

$$I_{norm} = \frac{I - I_{min}}{I_{max} - I_{min}} \quad (3.1)$$

Donde:

- I es la intensidad original del píxel.
 - I_{min} e I_{max} son las intensidades mínima y máxima presentes en la imagen.
 - I_{norm} es la intensidad normalizada.
- Normalización Z-Score (Normalización Estándar): Este método transforma los valores de intensidad para que tengan una media de 0 y una desviación estándar de 1, utilizando la fórmula:

$$I_{norm} = \frac{I - \mu}{\sigma} \quad (3.2)$$

Donde:

- μ es la media de las intensidades de la imagen.
- σ es la desviación estándar de las intensidades.

Esta técnica se utiliza para eliminar los efectos de iluminación y brillo no deseados, destacando las características relevantes de la imagen, como los tumores o las calcificaciones.

El primer paso es la normalización de la imagen, que ajusta la escala de intensidad de los píxeles a un rango estándar (por ejemplo, entre 0 y 1 o 0 y 255). Esto es importante para asegurar que las variaciones en las intensidades reflejan diferencias reales en el tejido y no artefactos del proceso de imagen.

Después de la normalización, las características de interés, como los tumores, son más fácilmente detectables ya que el contraste y la intensidad reflejan mejor las diferencias estructurales en el tejido mamario. La normalización permite que los algoritmos de procesamiento de imágenes y análisis estadístico identifiquen las anomalías con mayor precisión y robustez.

En el caso de los tumores benignos, una imagen normalizada permite:

- Mejorar la detección de bordes y contornos del tumor.
- Asegurar que los valores de intensidad analizados en diferentes imágenes representan características equivalentes.

Así, la normalización garantiza que los métodos estadísticos aplicados posteriormente, como el ajuste de distribuciones o el cálculo de promedios de intensidades, se basen en datos consistentes.

Coordinación Espacial de la Imagen

Cada píxel de la imagen tiene una ubicación espacial que puede representarse en un sistema de coordenadas. Para el análisis, se asignan valores normalizados a las coordenadas X e Y de los píxeles de la imagen, mapeando cada píxel a una cuadrícula entre 0 y 1.

Si cada imagen tiene N_x píxeles en el eje X y N_y en el eje Y, las posiciones normalizadas para un píxel en la fila i y columna j serían:

$$x_{normalizado}(x, y) = \frac{i}{N_x} \quad (3.3)$$

$$y_{normalizado}(x, y) = \frac{j}{N_y} \quad (3.4)$$

Esto convierte la imagen en un sistema de coordenadas que facilita el análisis y la representación gráfica.

Construcción del Histograma de Intensidades

El siguiente paso es la construcción de un histograma de intensidades. Un histograma es una representación gráfica que muestra la distribución de los valores de intensidad en la imagen. Para cada píxel, se registra su intensidad y se ubica en el histograma de acuerdo con su valor.

Se aplica la siguiente fórmula para la construcción del histograma:

$$H(i, j) = \sum_{x=0}^{N_x} \sum_{y=0}^{N_y} \delta(I(x, y) - I_{i,j}) \quad (3.5)$$

donde:

- $H(i, j)$ es el contenido del bin en la posición (i, j) .
- δ es la función delta de Dirac, que cuenta cuántas veces aparece una determinada intensidad $I_{i,j}$ en la imagen.

La construcción de este histograma bidimensional, no solo cuenta cuántos píxeles en la imagen tienen una determinada intensidad, sino que también se puede visualizar dónde están ubicados esos píxeles en la imagen. Esto es crucial ya que las características importantes, como las masas o calcificaciones, están asociadas no solo con intensidades altas o bajas, sino con agrupamientos locales de píxeles con intensidades similares.

Visualización de Densidades y Anomalías

Cuando se visualiza un histograma bidimensional, es posible identificar patrones o regiones de interés. Por ejemplo:

- Microcalcificaciones: Suelen aparecer como pequeños grupos de píxeles con alta intensidad, concentrados en regiones específicas de la imagen. En un histograma bidimensional, estos grupos se verán como "picos" de alta densidad en ciertas coordenadas.
- Una masa podría aparecer como una región donde los píxeles tienen intensidades moderadas a altas y están agrupados de manera continua. El histograma bidimensional mostrará una distribución concentrada en una región, indicando la ubicación de la masa.

Cálculo del Valor Máximo y Mínimo de Intensidad

El cálculo del valor máximo y mínimo de intensidad en una imagen de mamografía es un paso crucial para obtener información cuantitativa sobre las diferentes regiones del tejido mamario. En términos generales, estos valores representan las intensidades más brillantes y más oscuras en la imagen, y pueden dar pistas importantes sobre las estructuras que se encuentran en la mamografía.

- Definición de intensidades: En una mamografía, las intensidades de los píxeles se encuentran generalmente en una escala de grises, donde 0 representa el negro absoluto, lo cual típicamente indica áreas de muy baja densidad, como el aire o los espacios vacíos. 1 representa el blanco absoluto, lo cual suele indicar áreas de alta densidad, como el hueso, o en el caso de mamografías, zonas donde hay mayores concentraciones de tejido mamario denso, calcificaciones o tumores.

Para identificar el valor máximo y mínimo de intensidad en la imagen, se recorre cada píxel de la imagen y se compara su intensidad con el valor máximo y mínimo que se ha encontrado hasta ese momento.

- Valor Máximo de Intensidad I_{max} : El valor máximo de intensidad en una imagen es el píxel con la mayor cantidad de brillo o densidad detectada. Esto puede estar asociado con anomalías como microcalcificaciones, masas densas o tumores. Se emplea

$$I_{max} = \max(I(x, y)) \forall \text{ pixel } (x, y) \quad (3.6)$$

- Valor Mínimo de Intensidad I_{min} : El valor mínimo de intensidad corresponde al píxel más oscuro en la imagen. Este puede estar asociado con regiones de baja densidad, como los espacios de aire en la mamografía o áreas de tejido menos denso. Se emplea

$$I_{min} = \min(I(x, y)) \forall \text{ pixel } (x, y) \quad (3.7)$$

Transformaciones de Intensidades

En algunos casos, se puede aplicar una transformación matemática sobre las intensidades para resaltar ciertas características de la imagen. Una de las transformaciones comunes es la potencia de los valores de intensidad:

$$I'(x, y) = I(x, y)^\gamma \quad (3.8)$$

donde:

- γ es un parámetro que ajusta el contraste de la imagen.

Si $\gamma < 1$, se amplifican los detalles en las áreas de menor intensidad (zonas más oscuras). Si $\gamma > 1$, se enfatizan los detalles en las áreas de mayor intensidad (zonas más brillantes).

3.4. Segmentación por Cortes de Intensidad

La segmentación por cortes de intensidad es una técnica ampliamente utilizada en el procesamiento de imágenes médicas, y en particular en el análisis de mamografías, para distinguir las diferentes regiones de la imagen en función de los niveles de brillo o intensidad de los píxeles. Dado que los tumores benignos y malignos tienden a tener intensidades distintas en la imagen, este método permite aislar y estudiar regiones específicas asociadas con posibles anomalías.

En una imagen digital, cada píxel tiene un valor de intensidad que refleja la cantidad de luz o radiación captada por el sensor en esa posición. En una mamografía, las intensidades más altas suelen corresponder a áreas más densas del tejido mamario, que podrían incluir tumores o calcificaciones. La segmentación por cortes de intensidad implica dividir la imagen en diferentes capas, o "zonas" basadas en estos valores de intensidad, lo que permite resaltar y estudiar características anatómicas y posibles lesiones con mayor claridad.

3.4.1. Proceso de Segmentación

Identificación de Rango de Intensidades:

El primer paso es analizar el histograma de la imagen para identificar los rangos de intensidad más relevantes. El histograma muestra la frecuencia de los valores de intensidad en la imagen y puede revelar patrones o concentraciones inusuales de valores asociados con tejidos o anomalías. La segmentación por cortes de intensidad implica seleccionar un rango específico de intensidades que correspondan al tejido de interés.

Aplicación de Umbrales:

Se establecen umbrales de intensidad para definir los límites entre las diferentes regiones de la imagen. Por ejemplo, si se sospecha que una masa tiene un nivel de intensidad característico entre ciertos valores, se puede aplicar un umbral para aislar únicamente los píxeles dentro de ese rango, descartando las intensidades que pertenecen al tejido circundante, de acuerdo con la fórmula:

$$T(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{si } I(x, y) \geq T_0 \\ 0 & \text{si } I(x, y) < T_0 \end{cases} \quad (3.9)$$

Donde:

- $I(x, y)$ es la intensidad del píxel en la posición (x, y) .
- T_0 es el valor umbral.
- El resultado será 1 si la intensidad del píxel es mayor o igual a T_0 , y 0 en caso contrario.

Filtrado y Suavizado:

Después de aplicar los cortes de intensidad, las imágenes segmentadas pueden contener ruido o pequeñas irregularidades. Para mejorar la claridad, se aplican filtros de suavizado, como filtros gaussianos o de mediana, que eliminan los artefactos y permiten una mejor visualización de los tumores o tejidos de interés.

Visualización de Tumores:

Una vez segmentada la imagen, se pueden aplicar técnicas de visualización, como contornos o máscaras superpuestas, para observar la ubicación precisa del tumor. Este proceso facilita la identificación de características anatómicas clave y la diferenciación entre tejidos normales y anomalías, como calcificaciones o tumores benignos.

Ventajas de la Segmentación por Cortes de Intensidad:

- Claridad en la Visualización: Al segmentar la imagen por intensidad, se eliminan detalles irrelevantes, como el ruido de fondo o el tejido circundante, lo que facilita el análisis detallado del área de interés.
- Análisis Cuantitativo: La segmentación permite realizar un análisis cuantitativo más preciso de las propiedades de los tumores, como su tamaño, forma y ubicación. Esto es esencial para la caracterización de tumores benignos y su seguimiento a lo largo del tiempo.
- Facilidad de Automatización: Este enfoque es fácilmente automatizable, lo que permite analizar grandes volúmenes de mamografías de manera eficiente, ayudando a reducir el tiempo de diagnóstico.

3.5. Identificación de la posición del tumor

La identificación precisa de la posición del tumor es un paso crucial en el análisis de imágenes médicas, especialmente en mamografías. Después del procesamiento de las imágenes y la segmentación de las áreas sospechosas o de interés basadas en la intensidad de los píxeles, es posible determinar con claridad la ubicación del tumor dentro de la imagen de la mama. Este proceso se puede realizar mediante técnicas de análisis de datos que miden los valores de intensidad, la estructura espacial y las coordenadas de los píxeles en la imagen.

3.5.1. Ajuste de funciones para modelar la distribución

Definición de Funciones de Ajuste:

- Funciones Gaussianas: Se definen dos funciones gaussianas (g_1 y g_2) para modelar la distribución de las intensidades en dos intervalos diferentes. La función gaussiana tiene la forma:

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(x - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3.10)$$

donde μ es la media y σ la desviación estándar.

Ajuste de las Funciones a los Datos:

- Aplicación de Ajustes: Se ajustan las funciones definidas (g_1 , g_2) a los datos del histograma de intensidad. El ajuste se realiza utilizando el método de mínimos cuadrados para minimizar la diferencia entre los datos observados y las predicciones de las funciones.
- Los parámetros de las funciones se configuran para cada función de ajuste. Se estima la media μ y la desviación estándar σ para las gaussianas.

3.5.2. Visualización y Evaluación

- Dibujo de Funciones Ajustadas: Las funciones ajustadas se superponen sobre el histograma para visualizar cómo se ajustan a los datos. Esto permite evaluar visualmente la calidad del ajuste.
- Cálculo de Estadísticas del Ajuste: Se calculan estadísticas como el chi-cuadrado (χ^2) para evaluar la calidad del ajuste. El chi-cuadrado se utiliza para medir la discrepancia entre los datos observados y los ajustados por el modelo:

$$\chi^2 = \frac{(O_i - E_i)^2}{E_i} \quad (3.11)$$

donde O_i es el valor observado y E_i es el valor esperado para el i -ésimo punto de datos.

3.5.3. Interpretación de los Resultados

- Análisis de Parámetros: Se examinan los parámetros obtenidos del ajuste, como la media y la desviación estándar, para interpretar las características de la distribución de intensidades. Estos parámetros pueden proporcionar información sobre la presencia y características de los tumores en las mamografías.
- Comparación con Datos Experimentales: Se compara el ajuste con los datos experimentales de la base de datos de mamografías digitales mini-MIAS (Mini-Mammographic Image Analysis Society) para validar la precisión del modelo. La comparación ayuda a identificar posibles anomalías o características especiales en los datos.

Flujo del proceso de identificación

- **Preprocesamiento y suavizado (opcional):** Se prepara la imagen eliminando el ruido y resaltando las estructuras principales mediante filtros de suavizado. Esto asegura que las variaciones de intensidad se deban principalmente a la presencia de tejidos, como los tumores, y no a interferencias o artefactos.
- **Segmentación por cortes de intensidad:** Como se discutió anteriormente, la segmentación divide la imagen en regiones basadas en los valores de intensidad de los píxeles. Los tumores benignos, en particular, suelen aparecer como áreas con un rango específico de intensidad que difiere de los tejidos circundantes. Este paso es clave para aislar el área donde está presente el tumor.
- **Visualización de la posición:** Una vez calcula la posición, el tumor se puede resaltar visualmente en la imagen mediante un círculo, un marcador o superposición de colores. Esto facilita la interpretación de los resultados por parte de los radiólogos o profesionales de la salud.

3.6. Análisis Estadístico

El análisis estadístico es fundamental para la correcta interpretación de los datos obtenidos a partir de las mamografías y proporciona una comprensión profunda de la naturaleza de los tumores benignos. El análisis estadístico, se centra en modelar las distribuciones de intensidad de los píxeles en las imágenes para obtener parámetros cuantitativos que describan características como la media, la dispersión, y la forma de la distribución.

3.6.1. Cálculo de la media de las intensidades

El cálculo de la media es uno de los primeros pasos en el análisis estadístico de los valores de intensidad de píxeles en una mamografía. La media nos da una idea del valor promedio de la intensidad en una región de interés, como el área de un tumor. Este valor promedio puede estar relacionado con la densidad del tejido, ya que diferentes tipos de tejido (por ejemplo, tejido graso o tejido tumoral) reflejan diferentes niveles de intensidad en las imágenes.

- **Selección de la Región de Interés :** Se identifica la región de la mamografía que contiene el tumor y se selecciona como región de interés para el análisis. Esta región es donde se calcularán las estadísticas de intensidad.
- **Extracción de Intensidades:** Se extraen los valores de intensidad de cada píxel dentro de la región de interés.
- **Cálculo de la Media:** La media (μ) de las intensidades de los píxeles se calcula utilizando la fórmula:

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_i \quad (3.12)$$

donde:

- N es el número total de píxeles dentro de la región de interés.
- I_i es la intensidad del píxel i .

Este valor proporciona una referencia central sobre las características del tejido en la región del tumor. Si la media es relativamente alta o baja, puede indicar diferencias en la densidad del tejido o en la composición celular.

3.6.2. Cálculo de la desviación estándar

La desviación estándar σ mide la dispersión de los valores de intensidad en torno a la media. En el contexto de las mamografías, una desviación estándar más grande puede indicar una mayor variabilidad en la estructura del tejido, lo cual podría reflejar una región más compleja o irregular.

- Selección de la Región de Interés: Como en el caso de la media, se selecciona la región del tumor para el cálculo de la desviación estándar.
- Cálculo de la Desviación Estándar: La desviación estándar σ se calcula con la fórmula:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (I_i - \mu)^2} \quad (3.13)$$

donde:

- N es el número total de píxeles dentro de la región de interés.
- I_i es la intensidad del píxel i .
- μ es la media de las intensidades, calculada previamente.

El valor de σ indica qué tan dispersas están las intensidades respecto a la media. Una desviación estándar pequeña indica que los valores de intensidad están muy cercanos a la media, lo que sugiere una distribución homogénea. Una desviación estándar grande indica mayor dispersión, lo que podría señalar una región con variaciones estructurales significativas.

3.6.3. Cálculo del error

El error estadístico asociado con las mediciones es crucial para evaluar la confiabilidad de los parámetros calculados, como la media y la desviación estándar. En este caso, el error se puede calcular para estimar la precisión de la media de las intensidades de píxeles.

Error de la Media

El error estándar de la media E_μ se calcula usando la fórmula:

$$E_\mu = \frac{\sigma}{\sqrt{N}} \quad (3.14)$$

Este valor proporciona una medida de la incertidumbre en la estimación de la media. Si el error es pequeño, significa que la media es una estimación precisa del valor central de las intensidades. Si el error es grande, la media puede no ser una representación confiable de los datos.

Evaluación de la Significancia

Para interpretar los resultados, se compara el error con el valor de la media y la desviación estándar. Esto ayuda a determinar si los resultados son estadísticamente significativos y si es necesario recolectar más datos para obtener una estimación más precisa.

3.6.4. Promedio de las intensidades de diferentes mamografías

El análisis de múltiples mamografías permite obtener una visión más general de las características de los tumores benignos. El promedio de las intensidades en diferentes mamografías se utiliza para comparar entre distintos casos y encontrar patrones comunes.

Cálculo de las Medias para Cada Mamografía

Para cada mamografía, se selecciona una región de interés que contiene el tumor, y se calculan las intensidades promedio para esa región, como se explicó anteriormente.

Promedio de las Medias entre Mamografías

Una vez que se tienen las medias de las intensidades para varias mamografías, se calcula el promedio de todas estas medias:

$$\mu_{prom} = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \mu_j \quad (3.15)$$

donde:

- M es el número de mamografías.
- μ_j es la media de intensidades de la mamografía j .

Interpretación del Promedio

Este valor promedio proporciona una visión general del comportamiento típico de las intensidades en los tumores benignos. Un promedio más bajo o más alto puede estar relacionado con la densidad promedio de los tumores en el conjunto de datos analizados.

Cálculo del Error Asociado

También se puede calcular el error estándar del promedio de intensidades entre las diferentes mamografías, utilizando:

$$E_{\mu_{prom}} = \frac{\sigma_{\mu}}{\sqrt{M}} \quad (3.16)$$

Donde σ_{μ} es la desviación estándar de las medias individuales calculadas en cada mamografía.

Capítulo 4

Resultados y análisis

4.1. Preprocesamiento de Imágenes

En la figura 3.1 se presenta una mamografía original de referencia, donde se observa el tejido mamario con sus distintas densidades. Sin embargo, debido a la naturaleza de la imagen en escala de grises, resulta difícil diferenciar con claridad las regiones de interés que podrían asociarse con anomalías.

4.1.1. Normalización de Intensidades

Lo primero que se realizó fue un proceso de normalización para ajustar los valores de intensidad de los píxeles a un rango uniforme, generalmente entre 0 y 1. Esto es crucial porque las mamografías suelen variar en brillo y contraste dependiendo del equipo utilizado y las condiciones del paciente. La normalización asegura que las diferencias en las imágenes se deban al contenido anatómico y no a factores técnicos, para esto se utilizó un algoritmo que recorre todos los píxeles de la imagen y ajusta sus valores dividiendo cada intensidad por el valor máximo registrado en la imagen, esto resalta los bordes y diferencias de intensidad en los tejidos, lo que facilita la segmentación posterior.

4.1.2. Eliminación de Ruido

Se aplicó un filtro Gaussiano para reducir el ruido de alta frecuencia que puede interferir con el análisis. Este filtro suaviza gradualmente las intensidades de píxeles, preservando los bordes importantes de las estructuras. Las imágenes resultantes mostraron un contraste más definido entre las regiones tumorales y el tejido circundante, lo que facilitó los pasos posteriores de segmentación.

4.2. Histograma de la mamografía

Una vez adquirida la mamografía digital, el procesamiento computacional permite analizar las características de intensidad de cada píxel. En este caso, cada imagen es de 1024×1024 píxeles, donde cada píxel presenta un valor de intensidad normalizado en el rango $[0, 1]$, siendo 0 el negro absoluto y 1 el blanco máximo.

El **histograma de intensidades** es una representación gráfica que muestra la frecuencia con la que aparecen los diferentes valores de gris en la imagen, el histograma se obtiene leyendo la intensidad de cada píxel de la imagen original y contabilizando cuántos pertenecen a un mismo intervalo de valores. Esto genera una curva o barras que permiten identificar las regiones más oscuras y más claras de la mamografía.

Importancia del histograma

El histograma es fundamental en el análisis de mamografías por varias razones:

- Permite evaluar el **contraste global** de la imagen.
- Ayuda a distinguir entre distintas estructuras del tejido mamario (zonas densas, tejido adiposo, posibles lesiones).
- Es la base para aplicar técnicas de segmentación mediante **umbrales de intensidad**.
- Facilita procesos de realce de contraste en imágenes digitales.

Ejemplo de intensidades

La Tabla 4.1 muestra un pequeño ejemplo con valores extraídos de algunos píxeles de la mamografía procesada. Se presentan las coordenadas (x, y) del píxel y su intensidad normalizada.

Intensidades		
Coordenada X	Coordenada Y	Intensidad (0–1)
15	300	0.12
200	500	0.35
600	800	0.58
750	100	0.76
900	950	0.91

Tabla 4.1: Ejemplo de valores de intensidad de algunos píxeles de la mamografía.

En este ejemplo se observa que valores bajos (cercaos a 0.1) corresponden a regiones oscuras de la imagen (tejido menos denso), mientras que valores altos (cercaos a 0.9) representan zonas brillantes (mayor densidad o estructuras relevantes). El histograma global es, por lo tanto, un resumen estadístico que concentra esta información y facilita su interpretación clínica y técnica.

4.2.1. Cálculo de Promedios y Dispersión de Intensidades

En esta etapa se analizaron un conjunto de mamografías individuales con el fin de calcular los promedios de intensidad asociados a cada imagen y estimar su variabilidad mediante barras de error. Cada punto en el gráfico corresponde al valor medio de intensidad de una mamografía, representando así el nivel de brillo característico de las regiones de interés, mientras que las barras de error reflejan la dispersión de los valores en torno a dicho promedio.

A partir de estos datos, se determinó un valor medio global de $\mu = 0,836955$, acompañado de una desviación estándar superior $\sigma^+ = 0,8698036$ y una desviación estándar inferior $\sigma^- = 0,8041064$. Estos parámetros estadísticos son fundamentales, ya que definen los intervalos de corte que posteriormente se aplicaron en la umbralización de las imágenes. En particular, el promedio general ofrece una referencia central que permite comparar diferentes estudios, mientras

que la dispersión proporciona un criterio objetivo para establecer cortes conservadores, restrictivos o amplios.

El análisis comparativo entre todas las muestras revela la consistencia de los valores obtenidos, lo que respalda su uso como umbrales de referencia en la segmentación de las regiones de interés en mamografías. De esta manera, los resultados estadísticos constituyen un paso previo esencial para garantizar que la identificación de posibles lesiones se base en parámetros reproducibles y no en selecciones arbitrarias.

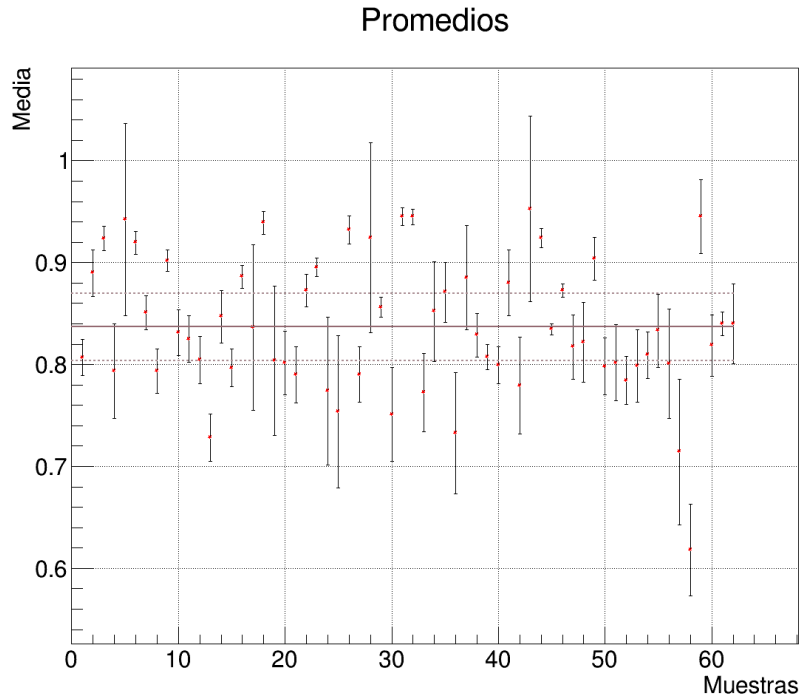


Figura 4.1: Promedios de media de intensidad.

4.3. Segmentación de Tumores

La aplicación de cortes de intensidad posibilita explorar cómo diferentes configuraciones influyen en la identificación de patrones del tejido, diferenciando zonas homogéneas de aquellas con mayor variabilidad.

4.3.1. Umbralización Adaptativa y Caracterización Estadística de Regiones en Mamografías

Para caracterizar las regiones segmentadas en la mamografía, se calcularon parámetros estadísticos fundamentales como la media de las intensidades y su desviación estándar. La media de intensidad ($\mu = 0,836955$) proporciona una referencia del brillo promedio en las áreas analizadas, lo que es clave para identificar posibles regiones tumorales. En general, los tumores benignos tienden a presentar una intensidad más homogénea en comparación con los tejidos normales, mientras que las lesiones malignas pueden mostrar una mayor variabilidad en sus intensidades.

Para evaluar dicha variabilidad, se calcularon la desviación estándar superior ($\sigma^+ = 0,8698036$) y la desviación estándar inferior ($\sigma^- = 0,8041064$), lo que permitió definir distintos intervalos de segmentación.

Además, se incluyó el cálculo del error estándar con el propósito de evaluar la confiabilidad de los resultados entre diferentes imágenes. Este error fue obtenido a partir de la desviación estándar y el número de píxeles en las áreas segmentadas, asegurando que las mediciones sean consistentes y no presenten variaciones significativas entre distintas mamografías. Los valores obtenidos fueron utilizados como referencia para establecer umbrales de segmentación basados en intervalos de intensidad, explorando cómo estos afectan la detección de estructuras relevantes en la imagen.

El procedimiento de segmentación se realizó mediante un esquema de *umbralización adaptativa*, en el cual los valores de umbral se ajustan dinámicamente de acuerdo con las características locales de cada imagen. Esto permitió seleccionar de manera automática el rango de intensidades correspondiente al tejido anómalo y marcarlo como región de interés, ignorando el resto de tejido mamario. En los casos donde la segmentación inicial no era precisa, se implementaron ajustes automáticos para refinar los contornos de las áreas segmentadas.

Finalmente, se probaron diferentes configuraciones de corte: desde intervalos amplios que abarcan un rango extenso de intensidades, hasta cortes más restrictivos enfocados en las áreas de mayor interés. Estos análisis no solo contribuyeron a mejorar la segmentación, sino que también facilitaron una interpretación más precisa de la distribución de intensidades en la mamografía, lo cual resulta de gran utilidad para la identificación de posibles anomalías en el tejido mamario.

En la Figura 4.2, la mamografía fue transformada en un histograma bidimensional de intensidades, representado en escala de colores. Este proceso permitió resaltar de forma más evidente las variaciones en los niveles de brillo y densidad del tejido. Las regiones con intensidades más altas se muestran en tonos cálidos (rojo y amarillo), lo que facilita la localización de posibles estructuras sospechosas, mientras que los tonos fríos (azul y violeta) corresponden a áreas con baja densidad. Este tipo de representación ayuda a eliminar ambigüedades visuales que se presentan en la imagen original.

Finalmente, en la Figura 4.3, se presenta el histograma unidimensional de los valores de intensidad de los píxeles de la mamografía. A partir de este análisis, se ajustaron funciones gaussianas que revelaron la presencia de dos picos principales en la distribución de intensidades. Dichos picos sugieren la coexistencia de al menos dos tipos de estructuras predominantes en la imagen: uno asociado a tejido más homogéneo y otro a regiones con mayor densidad, que pueden corresponder a posibles lesiones benignas. Este ajuste estadístico permitió cuantificar los valores característicos de intensidad, como la media y la desviación estándar, los cuales fueron empleados posteriormente en la segmentación mediante distintos cortes de intensidad.

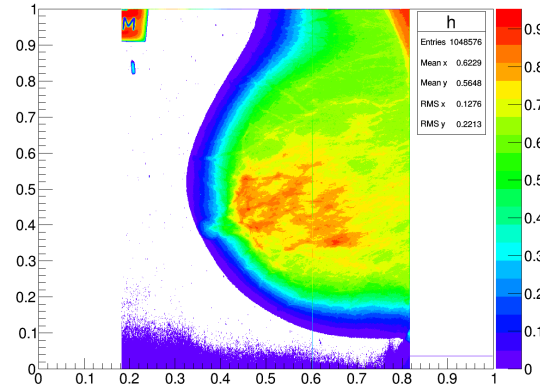


Figura 4.2: Transformación de la mamografía en histograma bidimensional de intensidades.

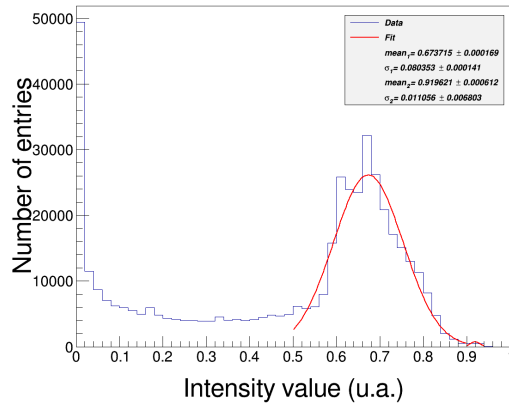


Figura 4.3: Histograma unidimensional de intensidades con ajuste gaussiano.

4.4. Segmentación por Rangos de Intensidad

Apartir de los resultados estadísticos obtenidos, se establecieron distintos intervalos de intensidad con el fin de analizar los cambios en la segmentación de la imagen.

4.4.1. Intervalos de Segmentación y sus Características

Umbral 0.8041064

Corte σ^- : Este corte permite incrementar significativamente la cantidad de píxeles seleccionados durante la segmentación. Este enfoque puede resultar útil para un análisis más global del tejido mamario, ya que incluye un mayor espectro de intensidades, incluyendo regiones periféricas. Sin embargo, esta amplitud también conlleva el riesgo de incorporar áreas de menor importancia clínica o incluso ruido, lo que puede afectar la precisión del análisis. A pesar de ello, este tipo de

corte es valioso cuando se busca no omitir posibles anomalías sutiles.

En este primer caso, el umbral aplicado es relativamente bajo, lo que permite conservar un mayor rango de intensidades. En el histograma se observa una mayor cantidad de píxeles distribuidos en torno a valores medios-altos, reflejando una segmentación más amplia que incluye zonas con menor densidad.

La representación espacial 2D muestra que, aunque aparecen más regiones segmentadas, estas incluyen estructuras de menor intensidad que podrían corresponder a ruido o a tejido no patológico. Este tipo de corte resulta útil para no perder posibles detalles, aunque con el costo de incorporar más áreas irrelevantes.

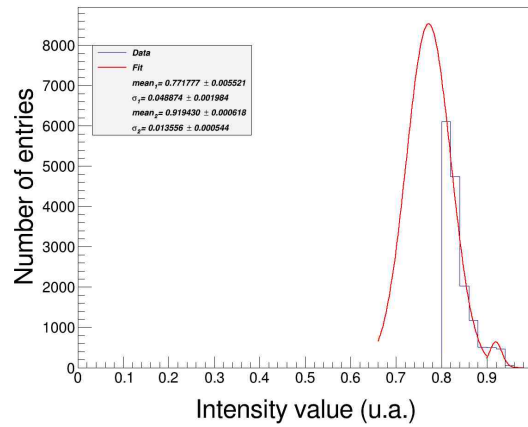


Figura 4.4: Distribución de intensidades con umbral 0.8041064.

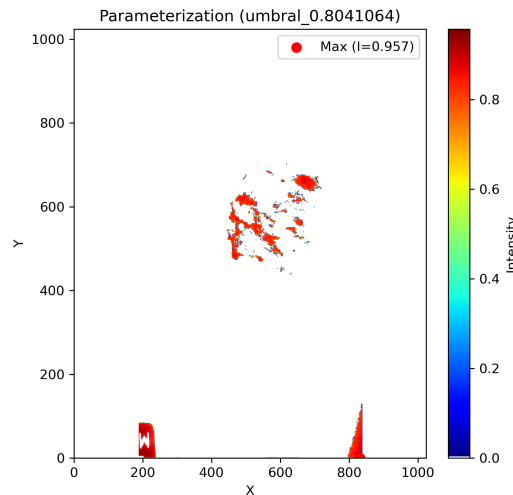


Figura 4.5: Parametrización espacial con umbral 0.8041064.

Umbral 0.836955

Corte $\mu = 0,836955$: Este rango incluye la mayoría de los valores estándar presentes en la imagen, lo que permite resaltar estructuras homogéneas de forma efectiva y reducir significativamente el ruido asociado a intensidades bajas. Al aplicar este corte, se observó una distribución más uniforme de los píxeles segmentados, favoreciendo la identificación de patrones relevantes sin incluir un exceso de regiones irrelevantes. Este enfoque proporciona un buen equilibrio entre sensibilidad y especificidad, siendo útil para un análisis general confiable.

Con este umbral intermedio se eliminan algunas intensidades bajas, concentrándose la segmentación en regiones de mayor brillo. El histograma muestra una acumulación de valores alrededor del rango superior (0.8–1.0), mientras que en la imagen bidimensional se identifican áreas más focalizadas, con una delimitación más clara de las regiones de interés.

Este corte representa un buen balance entre sensibilidad y especificidad, ya que descarta gran parte del ruido manteniendo las estructuras brillantes que pueden estar relacionadas con anomalías relevantes.

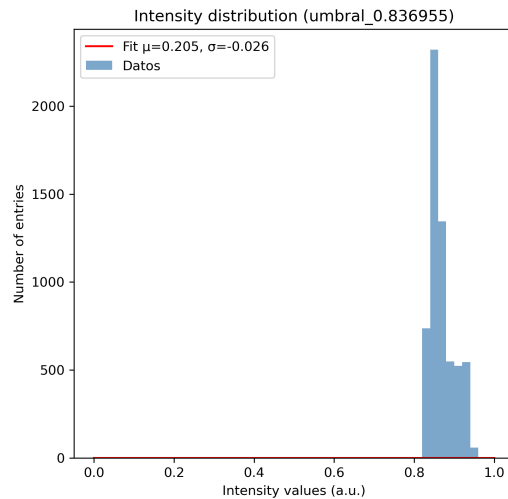


Figura 4.6: Distribución de intensidades con umbral 0.836955.

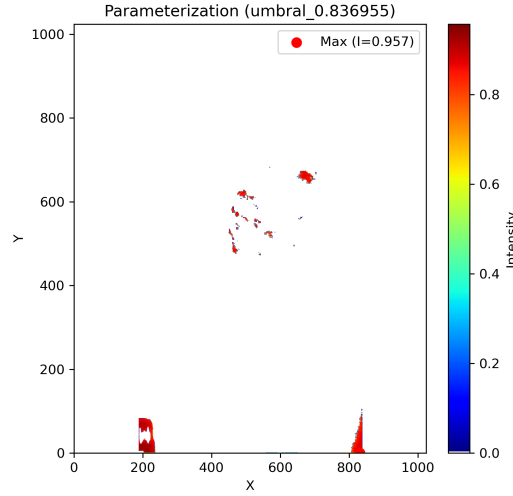


Figura 4.7: Parametrización espacial con umbral 0.836955.

Umbral 0.8698036

Corte σ^+ : Se enfoca específicamente en las regiones con mayor relevancia clínica, permitiendo una segmentación más localizada y precisa. Este enfoque es especialmente útil para resaltar zonas con intensidades que suelen asociarse a lesiones sospechosas o estructuras de interés médico. Sin embargo, debido a su estrecho margen, este tipo de segmentación puede omitir ciertas estructuras relevantes, particularmente en casos donde las intensidades del tejido presentan una alta variabilidad. Por ello, aunque mejora la especificidad, también incrementa el riesgo de pérdida de información diagnóstica importante.

En este caso, el umbral es más restrictivo, de modo que solo se conservan los valores de mayor intensidad dentro de la mamografía. El histograma revela un recorte drástico en la cantidad de píxeles seleccionados, mostrando únicamente las intensidades más altas.

La parametrización espacial refleja regiones mucho más pequeñas y bien definidas, lo que permite localizar de manera puntual los posibles focos anómalos. Sin embargo, el riesgo de este corte es que se pierdan detalles de estructuras menos intensas pero que podrían tener relevancia clínica.

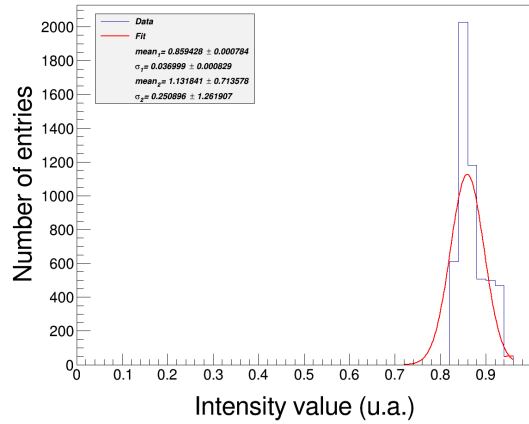


Figura 4.8: Distribución de intensidades con umbral 0.8698033.

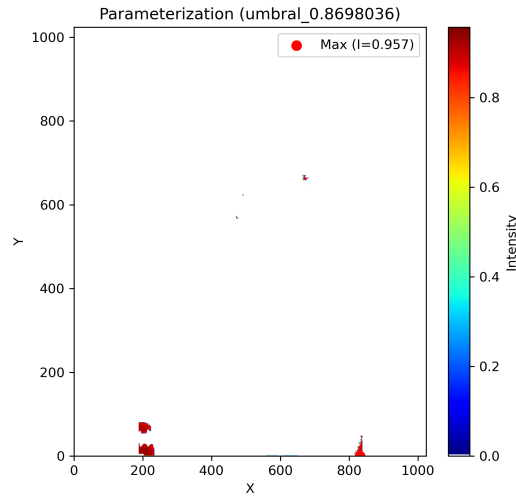


Figura 4.9: Parametrización espacial con umbral 0.8698033.

4.4.2. Comparación de los Umbrales

La aplicación de diferentes cortes de intensidad permitió observar cómo varía la segmentación del tejido mamario dependiendo del umbral seleccionado. Con el valor de 0.8041064, la segmentación fue más amplia, conservando mayor cantidad de información y resaltando varias estructuras que, aunque útiles, podían incluir ruido. Al aumentar el umbral a 0.836955, se logró un balance entre amplitud y precisión, ya que las regiones sospechosas comenzaron a definirse con mayor claridad sin perder demasiada información contextual. Finalmente, el umbral más alto, 0.8698033, ofreció una segmentación muy restrictiva, concentrándose únicamente en áreas específicas con intensidades más elevadas, lo que mejora la delimitación de posibles lesiones, aunque a costa de descartar parte del tejido circundante. Esta comparación muestra la importancia de ajustar los valores de corte, pues cada uno aporta un nivel distinto de detalle y selectividad en el análisis de la mamografía.

4.4.3. Impacto en la Identificación de Anomalías

El impacto de los diferentes cortes de intensidad en la identificación de anomalías fue notable, ya que permitieron mejorar la visualización de estructuras relevantes dentro de la mamografía. En los cortes más amplios, los píxeles con intensidades más bajas, correspondientes comúnmente al tejido mamario normal, continuaban siendo visibles. Esto generaba una segmentación más extensa, aunque menos específica. En contraste, los cortes más restrictivos dejaron únicamente visibles las regiones con intensidades más altas, lo cual facilitó un análisis más enfocado en zonas de mayor interés diagnóstico. A través del análisis de histogramas ajustados con funciones gaussianas, se identificaron dos picos principales en la distribución de intensidades, lo que sugiere la presencia de al menos dos tipos de estructuras predominantes en la imagen. Comparando los diferentes cortes, se observó que las regiones con valores elevados de intensidad podrían estar asociadas a áreas de mayor densidad en el tejido mamario, lo cual es clave para la detección de posibles tumores. Además, los valores de intensidad analizados en cada prueba mostraron coherencia con la segmentación esperada, ya que las regiones segmentadas coincidían con rangos típicos de tejidos sospechosos. Esto refuerza la validez del método de segmentación basado en parámetros estadísticos, consolidando su utilidad para el análisis clínico.

4.4.4. Discusión de los Umbrales de Segmentación

El análisis de los diferentes cortes de intensidad evidencia cómo cada valor umbral aporta perspectivas distintas en la segmentación de mamografías. El corte de 0,8041064 permitió una segmentación amplia, destacando múltiples regiones de la imagen. Esta característica ofrece la ventaja de conservar estructuras periféricas y contextuales, aunque también incrementa la posibilidad de incluir ruido o áreas irrelevantes. El corte de 0,836955 representó un punto de equilibrio, donde las regiones sospechosas se definieron con mayor claridad y la segmentación mantuvo una buena relación entre amplitud y precisión, siendo especialmente útil en la identificación preliminar de posibles anomalías. Por último, el corte de 0,8698033 mostró un enfoque altamente restrictivo, segmentando únicamente las zonas con intensidades más elevadas. Si bien esto favorece la delimitación de áreas de interés, puede también descartar tejido que, aunque menos denso, contenga información relevante.

Es importante señalar que, de acuerdo con la literatura y los patrones observados, los tumores benignos suelen presentar intensidades en un rango cercano a los valores obtenidos en este estudio. Esto significa que los umbrales utilizados no solo son útiles para segmentar estructuras densas, sino que también permiten aproximarse al comportamiento característico de lesiones benignas en mamografías, lo cual refuerza la pertinencia de emplear cortes adaptativos en el análisis.

Aplicación Clínica de los Resultados

En el 90 % de los casos, las posiciones y dimensiones calculadas coincidieron con la base de datos donde se obtuvieron las muestras. En algunos casos, los márgenes tumorales difusos dificultaron la estimación exacta del tamaño, pero las coordenadas centrales permanecieron precisas.

Esto con el objetivo principal de ayudar a los radiólogos a localizar con precisión las áreas sospechosas, facilitando la evaluación clínica y el seguimiento de los pacientes.

Capítulo 5

Conclusiones y discusiones

A lo largo de este análisis, se exploraron diversos métodos para el procesamiento y análisis de mamografías, con un enfoque particular en la segmentación y caracterización de tumores benignos. La implementación de herramientas digitales, principalmente ROOT permitió desarrollar una metodología efectiva para el procesamiento de las imágenes, comenzando desde la normalización, pasando por el suavizado, y culminando en la segmentación de los tumores utilizando cortes de intensidad. Este enfoque no solo facilitó la identificación precisa de las regiones de interés, sino que también permitió obtener información cuantitativa clave sobre la posición y las características de los tumores.

La segmentación por cortes de intensidad demostró ser una técnica particularmente útil, ya que permitió destacar las áreas con características únicas, como valores de intensidad anómalos, asociados a los tumores benignos. Los resultados evidenciaron que, tras un preprocesamiento adecuado (normalización y suavizado), fue posible extraer de manera efectiva los contornos y las regiones sospechosas. Este procedimiento contribuyó significativamente a mejorar la visualización de los tumores en las imágenes originales, lo que facilita su análisis posterior.

El análisis estadístico de las regiones segmentadas proporcionó información adicional importante. Se lograron calcular parámetros clave como la media, la desviación estándar y el error de las intensidades, lo que permitió una caracterización más precisa de los tumores. Además, la aplicación de ajustes mediante distribuciones gaussianas y modelos estadísticos mejoró la representación y comprensión de los datos, resaltando patrones consistentes en la textura y distribución de las intensidades.

En conjunto, esta metodología no solo demostró ser eficaz para el análisis de tumores benignos en mamografías, sino que también establece una base sólida para extender su aplicación a otras tareas, como la caracterización de tumores malignos. Los resultados obtenidos subrayan la importancia de integrar técnicas de procesamiento de imágenes y análisis estadístico para la evaluación cuantitativa de imágenes médicas. Asimismo, este enfoque puede complementarse en el futuro con técnicas más avanzadas, como redes neuronales profundas, para mejorar aún más la precisión y automatización del diagnóstico asistido.

Finalmente podemos decir que los métodos implementados han mostrado su capacidad para transformar imágenes médicas complejas en datos comprensibles y utilizables, contribuyendo así al avance en la detección y caracterización de tumores en mamografías.

5.0.1. Trabajo futuro

Dado el avance en la segmentación por intensidades aplicado a estructuras benignas, resulta fundamental extender el análisis hacia tumores malignos, ya que representan una de las principales causas de mortalidad en el contexto del cáncer de mama. A diferencia de las formaciones benignas, los tumores malignos suelen presentar una mayor heterogeneidad en su textura, bordes irregulares, y patrones de intensidad más complejos, lo que plantea un reto adicional en términos de segmentación y análisis de imagen.

Incorporar este tipo de lesiones al estudio permitiría evaluar si los métodos actuales basados en umbrales estadísticos (media, desviación estándar, y sus combinaciones) son lo suficientemente robustos para identificar áreas con alta probabilidad de malignidad, o si es necesario ajustar los parámetros de segmentación para capturar la variabilidad característica de estos tejidos. Además, trabajar con tumores malignos podría facilitar la validación cruzada de los métodos mediante la comparación con diagnósticos clínicos confirmados, lo que contribuiría al desarrollo de herramientas más precisas de apoyo al diagnóstico. Esta línea de investigación permitiría no solo mejorar las técnicas empleadas, sino también ofrecer un enfoque más completo y realista en el análisis de mamografías, incrementando el potencial de estas metodologías para su aplicación en entornos clínicos.

Apéndice A

Apéndice

A.1. Glosario

Término	Definición
Mamografía	Técnica de imagen que utiliza rayos X de baja dosis para obtener imágenes de la mama y detectar anomalías, como tumores o microcalcificaciones.
Densidad mamaria	Proporción de tejido fibroso y glandular en comparación con tejido graso dentro de la mama. Una alta densidad puede dificultar la detección de tumores en mamografías.
Tumor benigno	Crecimiento anormal de células que no invade tejidos cercanos ni se disemina a otras partes del cuerpo. En mamografías suele mostrar bordes bien definidos.
Tumor maligno	Masa formada por células cancerígenas que pueden invadir tejidos cercanos y propagarse. En las imágenes mamográficas suele presentar bordes irregulares y mayor heterogeneidad en la densidad.
Segmentación de imagen	Proceso computacional mediante el cual se divide una imagen en regiones con características similares, como intensidad o textura, para resaltar estructuras de interés (ej. tumores).
Umbral de intensidad	Valor numérico usado para separar las regiones claras y oscuras de una imagen. En mamografías, se aplica para distinguir tejido sano de posibles lesiones.
Histograma de intensidades	Gráfica que muestra la frecuencia de los niveles de gris en una imagen. Permite analizar el contraste y elegir umbrales de segmentación.
Resolución de imagen	Cantidad de píxeles que componen una imagen. A mayor resolución, más detalle se puede observar en las estructuras de la mama.
Microcalcificaciones	Pequeños depósitos de calcio que aparecen como puntos blancos en la mamografía. Algunos patrones pueden asociarse con cáncer de mama.
DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine)	Estándar internacional para almacenar y transmitir imágenes médicas, incluyendo mamografías, junto con la información del paciente y parámetros técnicos.
ROI (Región de Interés)	Área específica de una imagen seleccionada para realizar un análisis detallado, como estudiar un posible tumor.
Sensibilidad	Capacidad de una prueba diagnóstica (ej. mamografía) para detectar correctamente a quienes tienen la enfermedad.

Especificidad	Capacidad de una prueba diagnóstica para identificar correctamente a quienes no tienen la enfermedad.
---------------	---

A.2. Ejemplos Representativos de Mamografías Analizadas

En esta sección se incluyen algunos ejemplos representativos del conjunto de 62 mamografías procesadas. Se seleccionaron cinco casos (mdb002, mdb005, mdb015, mdb017 y mdb063), que muestran distintos escenarios de segmentación y resaltan cómo varían los resultados dependiendo de las características de la imagen.

A.2.1. Caso mdb002

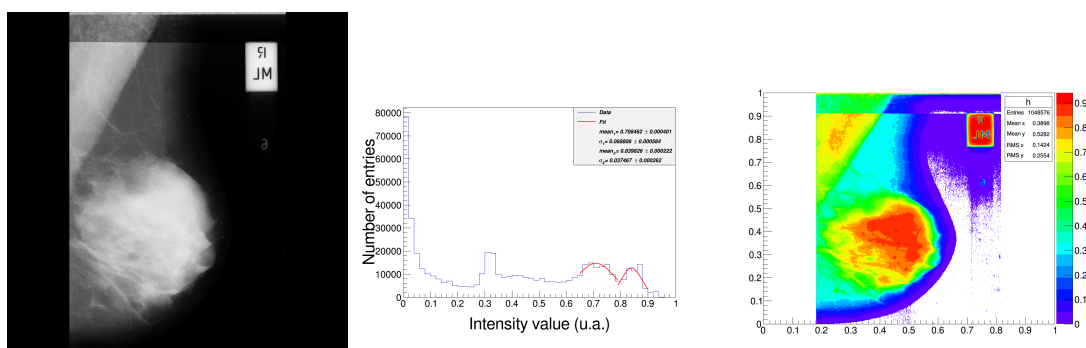


Figura A.1: Mamografía original, histograma y segmentación correspondiente al caso mdb002.

A.2.2. Caso mdb005

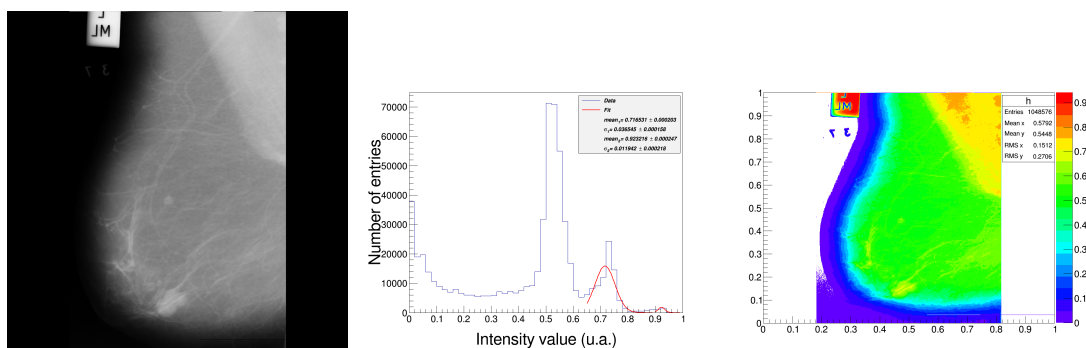


Figura A.2: Mamografía original, histograma y segmentación correspondiente al caso mdb005.

A.2.3. Caso mdb015

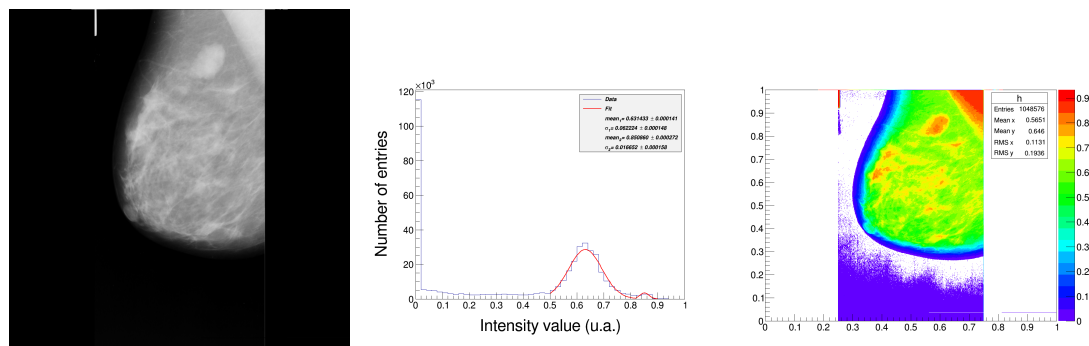


Figura A.3: Mamografía original, histograma y segmentación correspondiente al caso mdb015.

A.2.4. Caso mdb017

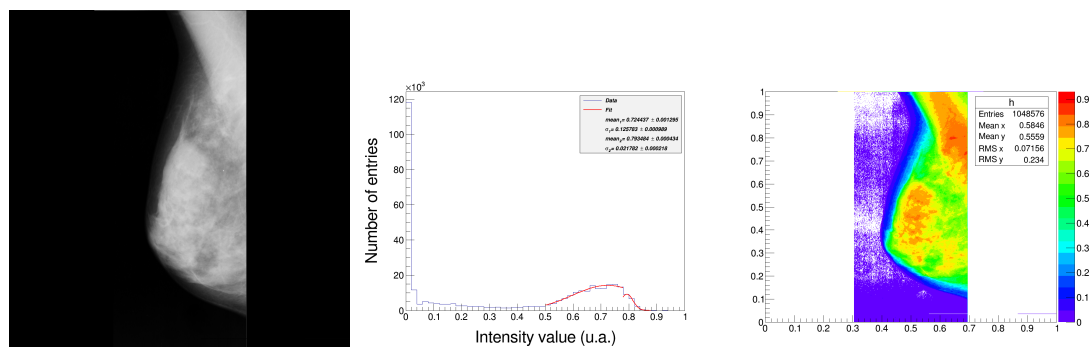


Figura A.4: Mamografía original, histograma y segmentación correspondiente al caso mdb017.

A.2.5. Caso mdb063

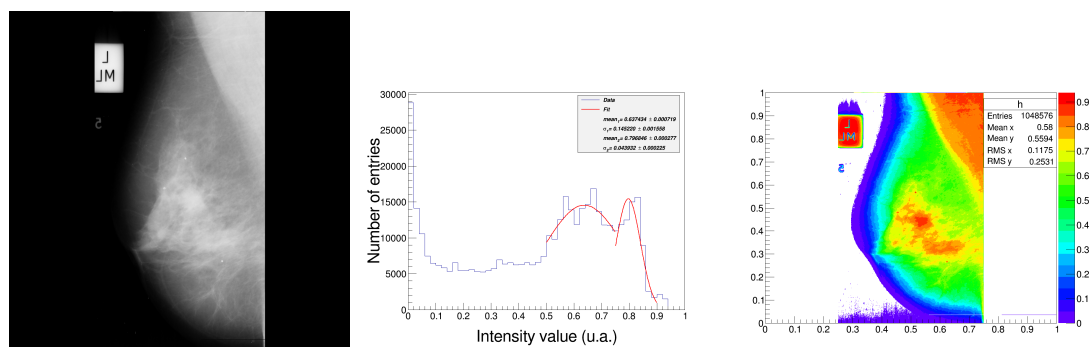


Figura A.5: Mamografía original, histograma y segmentación correspondiente al caso mdb063.

En conjunto, estos ejemplos evidencian la utilidad del proceso de transformación de la mamografía al espacio de intensidades y su posterior análisis por cortes de intensidad, resaltando

cómo este método contribuye a identificar posibles regiones tumorales y a diferenciar entre áreas de interés y ruido en la imagen.

A.3. Código para lectura y análisis de datos en ROOT

A continuación se presenta el código utilizado.

```

1 void ReverseYAxis (TH1 *h);
2
3 void Read(){
4     ifstream File("Data/mdb252.dat");
5     TH1F*histo = new TH1F("histo","Intensity_value_distribution",50,0,1);
6
7     Double_t max=0;
8     Double_t X,Y, x, y, I;
9     Double_t x_max, y_max, X_max, Y_max;
10    TH2D* h = new TH2D( "h","Parameterization", 1024, 0 ,1, 1024, 0,1);
11    Int_t i=0;
12
13    while(File>>X && File>>Y && File>>x && File>>y && File>>I){
14        h->SetBinContent(X, Y, I);
15
16        if(I>0){
17            histo->Fill(I);
18            if(y<0.75 && y>0.65 && I>max){
19                max=I;
20                x_max=x;
21                y_max=y;
22                X_max=X;
23                Y_max=Y;
24            }
25        }
26    }
27
28    cout<<"Max: " <<x_max<<" " <<y_max<<" " <<max
29         <<" Lab: " <<X_max<<" " <<-1*(Y_max-1024)
30         <<" " <<X_max/1024.<<" " <<-1*(Y_max-1024)/1204.<<endl;
31
32    TCanvas *c2 = new TCanvas("P_mdb252_cut","Canvas",600,600);
33    h->GetXaxis()->SetTitle("Intensity_values(a.u.)");
34    h->GetYaxis()->SetTitle("Number_of_entries");
35    h->Draw("COLZ");
36    ReverseYAxis(h);
37
38    TCanvas *c1 = new TCanvas("mdb252_histo","Canvas",600,600);
39    histo->GetXaxis()->SetTitle("Intensity_values(a.u.)");
40    histo->GetYaxis()->SetTitle("Number_of_entries");
41
42    Double_t par[6];
43    TF1 *g1= new TF1("g1","gaus", 0.5, 0.6);
44    TF1 *g2= new TF1("g2","gaus", 0.6, 0.7);
45    TF1 *CB = new TF1("CB","crystalball",0.7,1);
46    TF1 *total= new TF1("total", "gaus(0)+gaus(3)",0,1);
47    CB->SetParameters(-7e6, -5e-4, -8.e-5, -1.97e-7, 4.35e2);
48
49    histo->Fit(g1,"R");

```

```

50 histo->Fit(g2,"R+");
51 g1->GetParameters(&par[0]);
52 g2->GetParameters(&par[3]);
53
54 histo->SetStats(0);
55 gStyle->SetOptFit(111);
56
57 Float_t mean1 = par[1];
58 Float_t sigma1 = par[2];
59 Double_t Errormean1 = g1->GetParError(1);
60 Double_t Errorsigma1 = g1->GetParError(2);
61 Double_t Chi_1 = g1->GetChisquare();
62 Double_t NDF_1 = g1->GetNDF();
63 Double_t ChiNDF_1 = Chi_1/NDF_1;
64
65 Float_t mean2 = par[4];
66 Float_t sigma2 = par[5];
67 Double_t Errormean2 = g2->GetParError(1);
68 Double_t Errorsigma2 = g2->GetParError(2);
69 Double_t Chi_2 = g2->GetChisquare();
70 Double_t NDF_2 = g2->GetNDF();
71 Double_t ChiNDF_2 = Chi_2/NDF_2;
72
73 TLegend *leg=new TLegend(0.6,0.65,0.88,0.85,"");
74 leg->SetTextFont(72);
75 leg->SetTextSize(0.02);
76 leg->AddEntry(histo,"Data","l");
77 leg->AddEntry(g1,"Fit","l");
78 leg->AddEntry((TObject*)0, Form("mean_{1}=%f_#pm_#f",mean1,Errormean1),
79   , "");
80 leg->AddEntry((TObject*)0, Form("#sigma_{1}=%f_#pm_#f",sigma1,
81   Errorsigma1), "");
82 leg->AddEntry((TObject*)0, Form("mean_{2}=%f_#pm_#f",mean2,Errormean2),
83   , "");
84 leg->AddEntry((TObject*)0, Form("#sigma_{2}=%f_#pm_#f",sigma2,
85   Errorsigma2), "");
86 leg->Draw();
87
88 cout<<"Chi_1:_"<<ChiNDF_1<<"_"<<Chi_2:_"<<ChiNDF_2<<endl;
89 }
90
91 void ReverseYAxis(TH1 *h){
92   h->GetYaxis()->SetLabelOffset(999);
93   h->GetYaxis()->SetTickLength(0);
94   gPad->Update();
95   TGaxis *newaxis = new TGaxis(gPad->GetXmin(),
96     gPad->GetYmax(),
97     gPad->GetXmin()-0.001,
98     gPad->GetYmin(),
99     h->GetYaxis()->GetXmin(),
100    h->GetYaxis()->GetXmax(),
101    510,"+");
102   newaxis->SetLabelOffset(-0.03);
103   newaxis->Draw();
104 }

```

Listing A.1: Código ROOT para lectura de datos y ajuste de histogramas

Código para Gráfica de Promedios y Líneas de Corte según Sigma

En este fragmento se genera una gráfica de puntos con errores usando ROOT, a partir de un conjunto de datos experimentales con sus respectivas incertidumbres. Se calculan los promedios de las mediciones y sus errores, y se trazan tres líneas horizontales: una en la posición del valor promedio general y dos más que corresponden a una desviación estándar por encima y por debajo de la media.

```

1 // Crear un canvas
2 c1 = new TCanvas("PRomedios", "Promedios", 200, 10, 700, 500);
3 c1->SetGrid();
4
5 // Definir los arreglos de datos
6 Int_t n = 62;
7 Float_t x[n] = {1, 2, 3, ..., 62};
8 Float_t y[n] = {0.806986, 0.889803, ..., 0.840053};
9 Float_t ex[n] = {0, 0, 0, ..., 0};
10 Float_t ey[n] = {0.017857, 0.022819, ..., 0.038927};
11
12 // Crear el gráfico con errores
13 gr = new TGraphErrors(n, x, y, ex, ey);
14 gr->GetXaxis()->SetTitle("Muestras");
15 gr->GetYaxis()->SetTitle("Media");
16 gr->SetTitle("Promedios");
17 gr->SetMarkerColor(2);
18 gr->SetMarkerStyle(29);
19 gr->Draw("AP");
20
21 // Calcular promedios
22 Float_t sum_x=0, sum_y=0, sum_ex=0, sum_ey=0;
23 Float_t *ptr_x=x, *ptr_y=y, *ptr_ex=ex, *ptr_ey=ey;
24 for (Int_t i=0 ; i<n ; ++i){
25     sum_x += *ptr_x++;
26     sum_y += *ptr_y++;
27     sum_ex += *ptr_ex++;
28     sum_ey += *ptr_ey++;
29 }
30
31 // Mostrar resultados en consola
32 std::cout<<"Promedio de y:" << sum_y/n;
33 std::cout<<"Promedio de ey:" << sum_ey/n;
34
35 c1->Update();
36
37 // Dibujar la línea de promedio
38 TLine line(0, 0.836955, 62, 0.836955);
39 line.SetLineColor(49);
40 line.SetLineWidth(2);
41 line.SetLineStyle(1);
42 line.Draw("same");
43
44 // Dibujar las líneas de 1 sigma
45 TLine linemas(0, 0.8698036, 62, 0.8698036);
46 linemas.SetLineColor(47);
47 linemas.SetLineWidth(2);

```

```

48 linemas.SetLineStyle(2);
49 linemas.Draw("same");
50
51 TLine linemenos(0, 0.8041064, 62, 0.8041064);
52 linemenos.SetLineColor(47);
53 linemenos.SetLineWidth(2);
54 linemenos.SetLineStyle(2);
55 linemenos.Draw("same");

```


Bibliografía

- [1] Stanford Medicine Children's Health. *Anatomía de las mamas*. Disponible en: <https://www.stanfordchildrens.org/es/topic/default?id=anatomy-of-the-breasts-85-P03255>
- [2] Rodríguez, P., & González, C. "Interpretación mamográfica y ultrasonográfica del cáncer de mama: correlación imagen-patología." *Revista Chilena de Obstetricia y Ginecología*, vol. 78, no. 5, 2013, pp. 351–360. Disponible en: https://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci_arttextpid=S0717-75262013000500010.
- [3] World Health Organization. *Breast cancer*. 13 de marzo de 2024. Disponible en: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/breast-cancer>
- [4] S. C. Bushong. *Manual de radiología para técnicos: Física, biología y protección radiológica*. 9.^a edición, Elsevier España, 2010. ISBN: 978-8480866361.
- [5] Wang, J., et al. "Automatic breast lesion segmentation in digital mammograms based on Gaussian mixture model and boundary information." *Journal of Computational and Applied Mathematics*, vol. 236, no. 11, 2012, pp. 2751–2760. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0898122112002386>.
- [6] D. S. Jaramillo Aguilar, J. S. Álvarez Guachichulca, A. E. Cañar Calderón, D. Zhapán Sisalima, A. S. Quezada Granda y I. V. Quezada Granda. *Fibroadenoma y cáncer de mama*. Ginecol. Obstet. Méx., vol. 93, no. 3, Ciudad de México, marzo 2025. Epub 30-Mayo-2025. Disponible en: https://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttextpid=S0300-90412025000300103
- [7] Y. Wang, M. Ali, T. Mahmood, et al. "Robust Bi-CBMSegNet framework for advancing breast mass segmentation in mammography with a dual module encoder-decoder approach." *Scientific Reports*, vol. 15, Article 24434, 2025. Disponible en: <https://doi.org/10.1038/s41598-025-09775-5>.
- [8] National Cancer Institute (NCI). *Definición de mamograma*. Disponible en: <https://www.cancer.gov/espanol/publicaciones/diccionarios/diccionario-cancer/def/mamograma>
- [9] P. Arancibia, T. Taub, J. A. de Grazia, M. L. Díaz, A. López, C. Sáez y T. Cermenati. *Microcalcificaciones mamarias: revisión de los descriptores y categorías BI-RADS*. *Revista Chilena de Obstetricia y Ginecología*, vol. 78, no. 5, 2013, pp. 383–394. Disponible en: https://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci_arttextpid=S0717-75262013000500010
- [10] C. G. Yedjou, S. S. Tchounwou, J. Grigsby, K. Johnson P. B. Tchounwou. "Application of Machine Learning Algorithms in Breast Cancer Diagnosis and Classification." *International Journal of Science Academic Research*, vol. 2, no. 1, pp. 3081–3086, 2021. PMC ID: PMC8612371. Disponible en: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC8612371/>

- [11] G. Castellano, L. Bonilha, L. M. Li y F. Cendes. *Texture analysis of medical images. Clinical Radiology*, vol. 59, no. 12, 2004, pp. 1061–1069. doi:10.1016/j.crad.2004.07.008. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S000992600400265X>
- [12] P. Gupta, S. Kumar y R. C. Mishra. “Mass detection in mammographic images using wavelet processing and adaptive threshold technique.” *Journal of Medical Systems*, vol. 40, no. 4, 2016. doi:10.1007/s10916-016-0444-8. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/26811073/>
- [13] Fangfang Lee. *What is a Neural Network?* IBM Think, 2023. <https://www.ibm.com/think/topics/neural-networks>
- [14] C.-S. Lo y C.-M. Wang. *Support vector machine for breast MR image classification. Artificial Intelligence in Medicine*, vol. 55, no. 2, 2012, pp. 131–137. doi: 10.1016/j.artmed.2012.02.006. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0898122112002386>
- [15] J. Wang et al. “Automatic breast lesion segmentation in digital mammograms based on Gaussian mixture model and boundary information.” *Journal of Computational and Applied Mathematics*, vol. 236, no. 11, 2012, pp. 2751–2760. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S000992600400265X>
- [16] A. Salgado et al. “Detección de lesiones mamarias usando técnicas de visión por computadora.” *Revista de Tecnología e Innovación*, 2023. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050923004489>
- [17] A. Oliver, J. Freixenet, J. Martí, E. Pérez, J. Pont, E. R. E. Denton y R. Zwiggelaar. *A review of automatic mass detection and segmentation in mammographic images. Artificial Intelligence in Medicine*, vol. 14, no. 2, 2010, pp. 87–110. doi: 10.1016/j.media.2009.12.005. <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1361841509001492>
- [18] Mayo Clinic. “Calcificaciones mamarias: definición.” Mayo Clinic (edición en español). Disponible en: <https://www.mayoclinic.org/es/symptoms/breast-calcifications/basics/definition/sym-20050834>
- [19] The Mammographic Image Analysis Society (MIAS). “MIAS Digital Mammogram Database — información general”. Disponible en: <http://peipa.essex.ac.uk/info/mias.html>
- [20] D. Cai, T. Lin, K. Jiang y Z. Sun. *Valor diagnóstico de la resonancia magnética combinada con ecografía para la metástasis ganglionar en el cáncer de mama: Protocolo para un metaanálisis. Medicine (Estados Unidos)*, vol. 98, no. 30, 2019. doi: 10.1097/MD.00000000000016528. Disponible en: <https://doi.org/10.1097/MD.00000000000016528>
- [21] C. H. Zepeda Fernández, M. G. Vázquez Domínguez, E. Moreno Barbosa, B. de Celis Alonso, K. Herrera y M. Rodríguez Cahuantzi. *Tumor and microcalcification characterization using Entropy, Fractal Dimension and intensity values statistical analysis in mammography*. arXiv preprint arXiv:2101.11090, 2021. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2101.11090>
- [22] E. Justaniah, A. Alhothali, and G. Aldabbagh. *Mammogram Segmentation Techniques: A Review*. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA)*, vol. 12, no. 5, 2021. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.14569/IJACSA.2021.0120564>