
Revisión Sistemática en Bases de Datos sobre Imágenes Diagnósticas Empleadas en Cáncer de Seno



MONOGRAFÍA

Paula Andrea Rivera Pérez

Programa de Ingeniería Física

Facultad de Ingenierías Eléctrica, Electrónica, Física y de Sistemas y Computación

Universidad Tecnológica de Pereira

Febrero 2020

Revisión Sistemática en Bases de Datos sobre Imágenes Diagnósticas Empleadas en Cáncer de Seno

Proyecto de grado para optar al título de Ingeniero Físico

Paula Andrea Rivera Pérez

Dirigida por

Ph.D. Milton Humberto Medina Barreto

Programa de Ingeniería Física

Facultad de Ingenierías Eléctrica, Electrónica, Física y de Sistemas y Computación

Universidad Tecnológica de Pereira

Febrero 2020

Dedicatoria

*A mi esposo César Augusto peñuela y mis hijos Natalia y Sebastián
por ser el motor que mueve mi vida y que dan sentido a mi existencia*

AGRADECIMIENTOS

Agradezco a mi familia en especial a mi esposo e hijos por el apoyo incondicional, por la paciencia y comprensión en tantos momentos que no pude estar. A mis profesores por compartir tan valiosos conocimientos que me permitieron llegar a este gran momento, en especial al profesor Milton Medina por su dedicación, acompañamiento durante todo este tiempo y disposición en este trabajo, al profesor Ricardo López por compartir su valioso conocimiento y enseñarme con tanta paciencia y dedicación, al profesor Alvaro Rojas por enseñarme lo maravilloso de esta carrera, a mi madre por sus valiosos consejos, y a mis compañeros de carrera por su motivación apoyo y acompañamiento en todos estos años de carrera.

RESUMEN

Actualmente la termografía infrarroja se ha convertido en una herramienta muy útil en diversas áreas del conocimiento, debido a los avances en el desarrollo de mejores cámaras y métodos novedosos de tratamiento de imágenes, aumentando así el interés por el estudio de esta técnica. En el área de la salud la termografía es una herramienta convincente de detección de primera línea para el estudio de anomalías en el flujo sanguíneo existente en la superficie donde se encuentra localizado un tumor, aprovechando que esta técnica detecta la radiación proveniente de los incrementos de temperatura emitidos por un cuerpo, además, es una técnica no invasiva sin radiación ionizante y de fácil manejo.

El cáncer de seno es la segunda causa de muerte por cáncer en Colombia. Aunque la mayoría de casos se encuentra en población mayor de 45 años, hoy en día la cifra de casos en mujeres jóvenes está aumentando considerablemente, lo cual requiere de métodos de detección temprana que sean eficientes en este tipo de casos, ya que la mamografía solo detecta tumores mayores a 2 cm, y en senos densos, glandulares o con implantes, no es muy eficiente. Otro factor importante es que la mayoría de mujeres de la población socioeconómica más baja realizan su primer consulta cuando la enfermedad se encuentra en una etapa avanzada, y la demora del cribado mamográfico complica un diagnóstico oportuno.

El propósito de esta monografía es poder mostrar el crecimiento del estudio de la termografía como una técnica que puede llegar a ser una herramienta de diagnóstico para detectar cáncer de seno, mediante una revisión de la literatura sobre los estudios publicados en las bases de datos Scopus y Web of Science, con el fin de mostrar los resultados obtenidos y los métodos de procesamiento de las imágenes que actualmente se están usando, además de un análisis estadístico de los métodos de diagnóstico usados en Colombia para el diagnóstico de cáncer de mama.

CONTENIDO

CAPÍTULO 1.....	6
1 INTRODUCCION.....	6
1.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA Y JUSTIFICACION	6
1.2 OBJETIVO GENERAL	7
1.2.1 Objetivos Específicos	7
1.3 MARCO TEÓRICO	8
1.3.1 Cáncer de Seno.....	8
1.3.2 Métodos de diagnóstico	9
CAPÍTULO 2.....	14
2 METODOLOGIA	14
2.1 Definición Del Problema	14
2.2 Delimitación del Problema	14
2.3 Búsqueda de la Información	15
2.4 Organización de la Información.....	15
2.5 Análisis de la Información.....	15
Capítulo 3.....	18
3 ANÁLISIS DE RESULTADOS	18
3.1 Busqueda Web Of Science	18
3.2 Búsqueda En Scopus	19
3.3 Artículos encontrados en las dos metabases seleccionadas	21
3.4 El Análisis Bibliométrico	23
3.4.1 Web of Science	23
3.4.2 Scopus.....	31
3.5 Análisis bibliométrico Termografía Infrarroja.....	38
3.5.1 Web of Science	38
3.5.2 Análisis Bibliométrico Termografía Scopus.....	40
3.6 Análisis artículos termografía.....	43
3.6.1 Profundidad.....	44
3.6.2 Clasificación lesiones	44
3.6.3 Simetría entre senos.....	46

3.6.4	Perfil de distribución	49
3.6.5	Artículos de Revisión	52
3.6.6	Otros Métodos.....	53
3.7	Relación de Métodos.....	54
CAPÍTULO 4.....		58
4	CONCLUSIONES Y PERSPECTIVAS	58

ÍNDICE DE IMÁGENES

Imagen 1.	Forma del seno de la mujer indicando su estructura. (a) Vista frontal (b) Vista lateral. [10].	8
Imagen 2	equipo de mastología[17]	10
Imagen 3	Diagrama del equipo de MRI [21]	11
Imagen 4	Diagrama del equipo de Ultrasonido [27]	12
Imagen 5	Esquema TIR Pasiva	13
Imagen 6	Esquema de la TIR Activa [33]	13
Imagen 7.	Esquema de la metodología usada	14
Imagen 8.	Cuadro sinóptico que muestra la metodología establecida para la búsqueda bibliográfica	16
Imagen 9.	Cuadro sinóptico que muestra los resultados obtenidos de la Metabase Web of Science después del primer refinamiento	18
Imagen 10.	Cuadro sinóptico muestra los resultados obtenidos de la Metabase Scopus después del primer refinamiento para cada método de diagnóstico.....	20
Imagen 11.	Cuadro sinóptico que muestra la clasificación de los artículos de TIR encontrada en las bases de datos Scopus y Web of Science	43

ÍNDICE DE GRÁFICAS

Gráfica 1.	Muestra los resultados de RMN.....	19
Gráfica 2.	Muestra resultados de Ultrasonido.....	19
Gráfica 3.	Muestra resultados para Mamografía.....	19
Gráfica 4.	Muestra resultados obtenidos para TIR.....	19
Gráfica 5.	Artículos obtenidos para resonancia magnética.....	21

Gráfica 6. Artículos obtenidos para ultrasonido	21
Gráfica 7. Artículos obtenidos para mamografía	21
Gráfica 8. Artículos obtenidos para termografía.....	21
Gráfica 9. Relación del total de artículos encontrados en las dos bases de datos (Scopus y Web of Science).....	22
Gráfica 10. Total de artículos para MRN	22
Gráfica 11. Total artículos para Ultrasonido.....	22
Gráfica 12. Total de artículos para Mamografía	22
Gráfica 13. Total artículos para Termografía.....	22
Gráfica 14. Relación de la cantidad de artículos por área del conocimiento para Web of Science	23
Gráfica 15. Relación del total de artículos por universidad para Web of Science.....	24
Gráfica 16. Relación del total de artículos por revista para Web of Science	24
Gráfica 17. relación del total de artículos por país para Web of Science.....	24
Gráfica 18. Muestra la evolución del tema a lo largo del tiempo para Web of Science	25
Gráfica. 19 Relaciona la cantidad de artículos por área del conocimiento para RMN	25
Gráfica 20. Relación del total de artículos por universidad ara RMN	26
Gráfica 21. Relación del total de artículos por Agencias de Financiación para RMN.....	26
Gráfica 22. Relación del total de artículos por país para RMN	26
Gráfica 23 Relación del crecimiento de publicaciones por año par RMN	27
Gráfica 24. Relaciona la cantidad de artículos por área del conocimiento para Mamografía 7 ...	27
Gráfica 25.Relaciona cantidad de artículos por universidad para Mamografía.....	28
Gráfica 26. Relación del total de artículos por agencias de financiación para Mamografía	28
Gráfica 27. Relación del total de artículos por país para Mamografía.....	28
Gráfica 28. Relación del crecimiento de publicaciones por año para Mamografía	29
Gráfica 29. Relaciona la cantidad de artículos por área del conocimiento para Ultrasonido	29
Gráfica 30. relaciona cantidad de artículos por universidad para Ultrasonido	29
Gráfica 31. relaciona cantidad de artículos por entidad financiadora para Ultrasonido	30
Gráfica 32 relaciona cantidad de artículos por país para Ultrasonid.....	30
Gráfica 33. relaciona la cantidad de artículos publicados a través del tiempo para Ultrasonido...	30
Gráfica 34. Relaciona la cantidad de artículos por área del conocimiento para Scopus	31
Gráfica 35. Relaciona las Publicaciones por universidad para Scopus	31
Gráfica 36. Relaciona la cantidad de artículos por país para Scopus.....	32
Gráfica 37. Publicaciones de diferentes fuentes de financiación para Scopus	32
Gráfica 38. Relaciona la cantidad de artículos publicados por año para Scopus.....	32
Gráfica 39. Relaciona la cantidad de artículos por área del conocimiento para RMN	33
Gráfica 40. Publicaciones por universidad para resonancia magnética para RMN.	33
Gráfica 41. Relaciona la cantidad de artículos por país para RMN	34
Gráfica 42. Muestra la cantidad de publicaciones por entidad financiadora para RMN.....	34
Gráfica 43. Relaciona la cantidad de artículos publicados por año para RMN	34
Gráfica 44. Relaciona la cantidad de artículos por área del conocimiento para Mamografía	35
Gráfica 45. Muestra la cantidad de artículos por universidad para Mamografía.....	35
Gráfica 46. muestra la cantidad de publicaciones por país para Mamografía	36

Gráfica 47. Muestra las publicaciones por entidad financiadora para Mamografía.....	36
Gráfica 48. Relaciona la cantidad de artículos publicados por año para Mamografía	36
Gráfica 49. Relaciona la cantidad de artículos por área del conocimiento para Ultrasonido	37
Gráfica 50. Relaciona la cantidad de publicaciones por universidad para Ultrasonido	37
Gráfica 51. Muestra las publicaciones por país para Ultrasonido.....	37
Gráfica 52. Muestra las publicaciones por entidad financiadora para Ultrasonid	38
Gráfica 53. Relaciona la cantidad de artículos publicados por año para Ultrasonido.....	38
Gráfica 54. Muestra la cantidad de publicaciones por área del conocimiento para TIR.....	39
Gráfica 55. Muestra las publicaciones por universidad para TIR.....	39
Gráfica 56. Muestra las publicaciones por entidad financiadora para TIR	39
Gráfica 57. Muestra los de artículos publicados por país para TIR	40
Gráfica 58 Muestra las publicaciones por año para TIR	40
Gráfica 59 Documentos publicados por área del conocimiento para TIR.....	41
Gráfica 60. Documentos publicados por universidad para TIR.....	41
Gráfica 61. Documentos publicados por entidad financiadora para TIR	42
Gráfica 62. Documentos publicados por país para TIR.....	42
Gráfica 63 Documentos publicados por año.para TIR	43

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Muestra los parámetros establecidos para el refinamiento de la búsqueda en Scopus ...	17
Tabla 2. Muestra los parámetros establecidos para el refinamiento de la búsqueda en Web of Science	17
Tabla 3. Relación del total de artículos seleccionados	23
Tabla 4 Relaciona los métodos usados para el procesamiento de las imágenes para cada artículo	55
Tabla 5 relaciona los autores con las bases de donde se obtuvieron las imágenes térmicas.	55
Tabla 6 Relaciona los Parámetros que destacaron en el análisis Bibliométrico	56

ABREVIATURA DE PALABRAS

TIR-----	Termografía Infrarroja
RMN-----	Resonancia Magnética Nuclear.
SVM-----	Support Vector Machine
ROI-----	Region of Interest
ANN-----	artificial neural network
GLCM-----	Gray Level Co-occurrence Matrices
CAD-----	Computer-Aided Detection
LTR-----	Learning-To-Rank
GF-----	Gabor FILTERS
LBP-----	Local Binary Pattern
LDN-----	Local Directional Number Pattern
HOG-----	Histogram of Oriented Gradients
LVN-----	Lacunarity Analysis of Vascular Networks
SNR-----	Signal to Noise Ratio
PFTAS-----	Parameter-Free Threshold Adjacency Statistics
FCM-----	Agrupamiento Difuso De C-Medias
ED-----	Distancia Eucladiana
MSE-----	Error Cuadrático Medio
PSNR-----	Relación Señal / Ruido Pico
SFFS-----	Selección de Funciones de Avance Flotante Secuencial
RSFS-----	Selección de FuncionesdDe Subconjunto Aleatorio

1 INTRODUCCIÓN

1.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA Y JUSTIFICACIÓN

El cáncer de seno es una enfermedad invasiva que tiene un crecimiento exponencial[1] y por ende una de las enfermedades que causa más muertes a mujeres en todo el mundo[2,3] por lo cual requiere de una detección temprana para dar un tratamiento oportuno y reducir así los índices de muerte[4]. Los actuales métodos de diagnóstico presentan limitaciones en cuanto a su especificidad y sensibilidad, reduciendo la posibilidad de un diagnóstico a una edad temprana [5,6].

Aunque hoy en día las probabilidades de sobrevivir son mayores que años atrás, aún existen grandes falencias en el diagnóstico debido a diversos factores, en los que destaca el hecho de que la densidad del seno en la mujer varía en sus diferentes etapas de la vida; siendo propias del tejido como la densidad, seno granular o por cambios estéticos cuando se presentan en un seno con implantes. Todos estos factores hacen que el cribado mamográfico sea difícil ya que requiere de métodos diferentes para cada uno de los casos, e implican nuevos desafíos en el campo de la medicina.

Otro factor importante es el factor social, debido a la complejidad de poder optar por un examen diagnóstico en sitios de alta vulnerabilidad por su difícil acceso. Lo anterior, ha obligado a que se hagan nuevos estudios y se invierta en el desarrollo de nuevos métodos de diagnóstico que evolucionen acorde a los requerimientos actuales, que sean cada vez más precisos en su diagnóstico, y al mismo tiempo se pueda acceder a toda la población, en especial a la más vulnerable [1,2].

Además, algunos procedimientos son invasivos como es el caso de la mamografía que utiliza pequeñas dosis de radiación ionizante, que es el método estándar en el diagnóstico de cáncer de mama en Colombia, apoyado por métodos como la resonancia magnética y el ultrasonido, los cuales no usan radiación ionizante pero presentan otras desventajas, en cuanto a su especificidad y sensibilidad reduciendo la posibilidad de un diagnóstico a una edad temprana ya que solo detectan el cáncer cuando éste alcanza cierto tamaño[6,5].

La técnica de termografía Infrarroja (TIR) es una técnica de bajo costo, no invasiva y portátil que poco a poco ha presentado un notable incremento en su empleo en los últimos 60 años. Es una técnica que actualmente presenta muchas aplicaciones en los diversos sectores del conocimiento, como en el campo de las ingenierías; eléctrica, electrónica, física, civil, en la agricultura y la medicina. En el campo de la salud, se viene empleando e investigando en diferentes ramas como son: dermatología, sistema musculoesquelético, odontología, neuronal, oncología, artrología y en el área del deporte [7,8].

Según la meta-base SCOPUS una de las áreas de investigación de la técnica TIR en los últimos años está relacionada con su uso como herramienta de apoyo para el diagnóstico de anomalías mamarias, teniendo un crecimiento considerable entre los años 1970 a 1980. A partir de allí presenta un decaimiento, y nuevamente vuelve a surgir en el año 2000. La pérdida de interés en el

estudio de la TIR está relacionada con factores tales como, la carencia de desarrollo computacional para el análisis de las imágenes termográficas, la poca resolución tecnológica de las cámaras que en ese momento se traducían en la presencia considerable de ruido no asociado con el objeto a analizar, etc. A partir del año 2000 hay un resurgimiento del interés en emplear la TIR gracias a los avances tecnológicos tanto desde el punto de vista de evolución de las cámaras, las computadoras, y los avances en métodos de procesamiento de imágenes.

De acuerdo con las diferentes bases de datos, en Colombia no se encuentran evidencias bibliográficas que incluyan la Termografía Infrarroja como una herramienta empleada en el diagnóstico de problemas mamarios. Sin embargo, el número de pacientes con esta enfermedad sigue mostrando un crecimiento exponencial y con una tendencia creciente en el eje cafetero[9].

En busca de reconocer el potencial que tiene la termografía infrarroja como una herramienta de diagnóstico para anomalías mamarias en Colombia sería conveniente contar con un análisis bibliográfico descriptivo de las técnicas de diagnóstico usadas en Colombia, enfatizando en el análisis que permitan clasificar los diferentes estudios en termografía aplicada a las anomalías mamarias publicadas en la base de datos Scopus y Web of Science. Se podría así establecer un esquema de trabajo que permitiría investigar la viabilidad del empleo de la técnica TIR en los grupos de investigación de Electrofisiología y de Propiedades magnéticas y magnetoópticas de Nuevos Materiales en la Universidad Tecnológica de Pereira en conjunto con los entes de salud regionales.

1.2 OBJETIVO GENERAL

Presentar una revisión sistemática de los diferentes métodos existentes para el análisis de imágenes diagnósticas empleadas en la detección temprana de cáncer de mama que proporcione un repositorio de fácil consulta para futuras investigaciones enfocadas a la aplicación de la termografía infrarroja.

1.2.1 Objetivos Específicos

- Establecer un esquema metodológico que permita identificar los distintos tipos de indicadores bibliográficos existentes para la búsqueda en bases de datos.
- Discriminar las publicaciones relacionadas con el uso de métodos de procesamiento de imágenes empleadas para la detección de cáncer de seno aplicando el esquema metodológico propuesto.
- Contrastar el uso de la termografía infrarroja como técnica de diagnóstico en el cáncer de seno con las otras técnicas existentes de acuerdo con la clasificación realizada.
- Organizar la información obtenida en un repositorio accesible desde la página web del grupo de investigación.

1.3 MARCO TEÓRICO

1.3.1 Cáncer de Seno

El cáncer de seno es la etapa final de un proceso evolutivo originado por una célula que muta y presenta un crecimiento descontrolado [1] degenerando las células sanas convirtiéndolas en células tumorales, las cuales proliferan y se multiplican para formar el tumor. El interior del seno está conformado por glándulas de mayor y menor tamaño las cuales están unidas por finos conductos llamados galactóforos (lobe and ductus), y es en estas glándulas o conductos donde se puede originar la anomalía mamaria, como se muestra en la imagen 1.

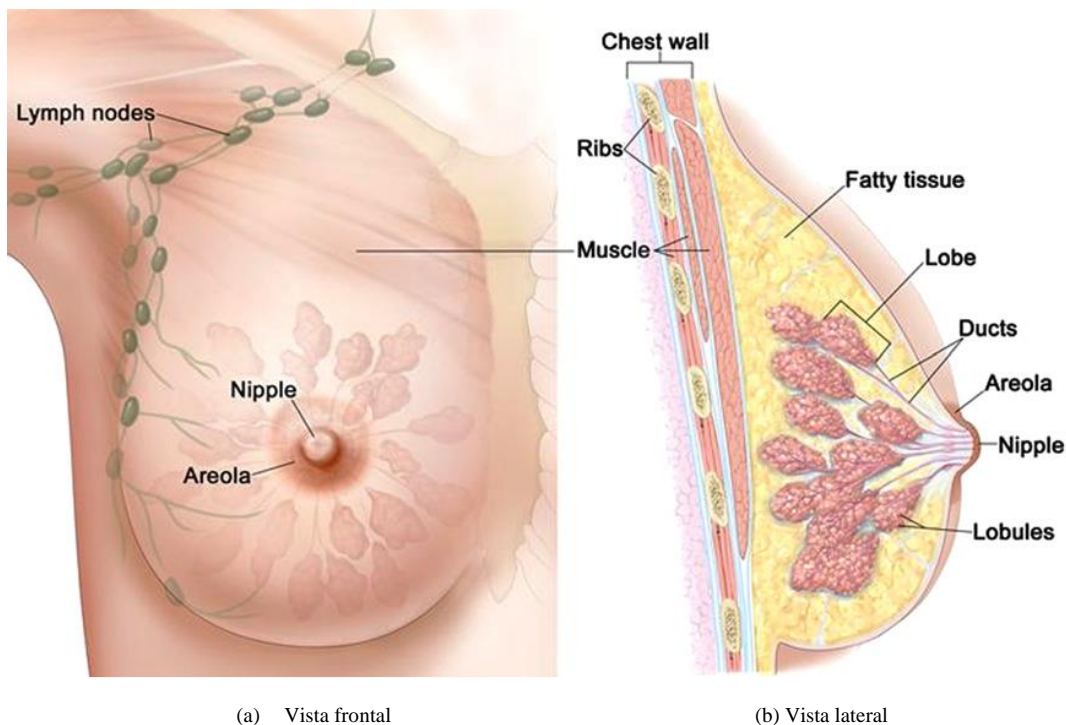


Imagen 1. Forma del seno de la mujer indicando su estructura. (a) Vista frontal (b) Vista lateral. [10].

El crecimiento del cáncer se da por estadios, donde:

estadio 0: las células no presentan un carácter invasivo y solo se concentran en el interior de los conductos mamarios.

Estadio 1: el cáncer se concentra en un nódulo no mayor a 2 cm, el cual no afecta a otras partes de la mama.

Estadio 2: en este estadio hay dos posibilidades, una que el nódulo haya crecido sin sobre pasar los 5 cm con un 50% de probabilidad de haberse extendido hasta los ganglios axilares. Y la otra posibilidad es que el nódulo permanezca de 2 cm, pero se extendió hasta los ganglios axilares.

Estadio 3: hay dos posibilidades, una que el tumor aún no alcanza los 5 cm, pero ya se extendió hacia las axilas, y la otra es que el tumor ya se extendió a los tejidos cercanos de la glándula mamaria.

Estadio 4: el cáncer ya ha hecho metástasis, es decir se ha extendido a otros órganos del cuerpo, proliferando las células cancerosas [11].

1.3.2 Métodos de Diagnóstico

Gracias a los avances tecnológicos que se dan en la medicina, se ha podido avanzar en la detección temprana de enfermedades por medio de imágenes diagnósticas. Existen diversos métodos de diagnóstico para el cáncer de seno, pero en Colombia los más usados son la mamografía (prueba principal de tamizaje) apoyada en métodos como el ultrasonido, la resonancia magnética y la tomografía cuando el cáncer se encuentra en un estadio 4 [12]. Aunque en Colombia la termografía aún no hace parte del cribado mamográfico en diversos países como México, Suecia, India e Indonesia se están haciendo estudios de la termografía como una técnica de apoyo aplicandola en conjunto con la mamografía.

1.3.2.1 Mamografía

La mamografía es un tipo de imagen médica que se le toma al seno de la mujer, al cual se le llama mamograma. Las primeras investigaciones en la cual relaciona la mamografía con el cáncer de seno fue en los años 1963-1966 por el Health Insurance Plan (HIP) en Nueva York[13] desde entonces se ha venido realizando avances para mejorar la calidad de las imágenes y es así como a partir de allí surge la mamografía digital (DR) y la mamografía asistida por computadora (CR) La mamografía convencional se realiza a partir de una dosis baja de rayos X, en la cual la mama se expone a una pequeña dosis de radiación ionizante[14] luego se obtiene la imagen usando unos detectores pantalla-película los cuales graban los fotones de radiación que han atravesado la mama. Uno de los problemas del método pantalla película es que las películas no tienen respuesta inmediata a la cantidad de fotones que inciden lo que lleva a un bajo contraste. Para visualizar la imagen la película se revela mediante un proceso químico. Las desventajas de este proceso es que una vez realizado no se puede modificar, es muy difícil para almacenar y se puede perder muy fácil [13].

La mamografía asistida por computadora (CR) se realiza igual que la mamografía convencional, con rayos X, pero para leer la imagen esta utiliza un lector láser que guarda la imagen para luego ser leída, resaltando las áreas de densidad anormales; la desventaja de esta técnica es que al ser una copia de la imagen original pierde nitidez y puede aumentar el ruido [15].

La mamografía digital es la técnica mas avanzada, la cual mide directamente los fotones que pasan a través de la mama, permitiendo medir así un gran flujo de fotones lo cual significa poder tener información de un gran número de puntos de la mama, lo que no es posible con los otros métodos; además, la cantidad de información que puede tomar sobre un gran número de puntos de la mama, lo que lleva a tener imágenes más nítidas y con una dosis de radiación más baja [14].

Una unidad de mamografía consta de una caja rectangular que contiene el tubo que genera los rayos X, además de un dispositivo conectado a la unidad que es el encargado de comprimir y sostener la

mama garantizando que solo esta quede expuesta para la imagen que luego será sometida a un procesamiento de imagen en un computador, como se muestra en la imagen 2.

Para el examen es necesario la compresión de la mama de forma gradual, ya que de este depende que la imagen no salga borrosa, además con una buena compresión requiere de una disminución de la cantidad de rayos x, ya que entre menos grosor tenga el objeto menos radiación es necesaria para atravesar la mama. La mamografía es el método de tamizaje en Colombia, motivo por lo cual es el primer examen que se requiere a una paciente en la primer consulta y éste determina el estadio en el que se encuentre la enfermedad [14, 15].

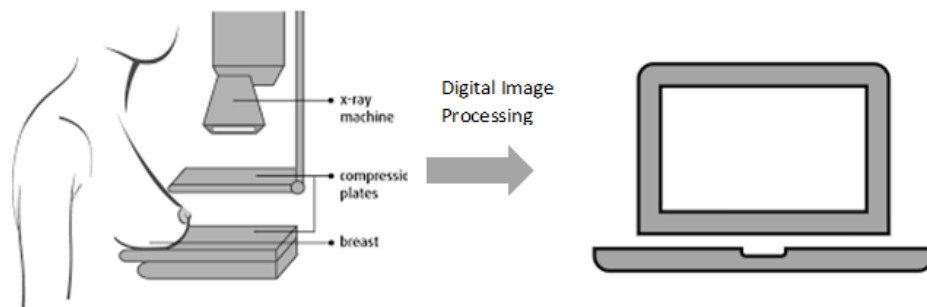


Imagen 2 equipo de mastología[17]

1.3.2.2 Resonancia Magnética Nuclear RMN

La resonancia magnética (RMN) es una técnica para producir imágenes detalladas de los órganos del cuerpo sin hacer uso de los rayos X (radiación ionizante). En lugar de esto, hace uso de un poderoso campo magnético en conjunto con ondas de radio que cambian rápidamente, y una computadora que permite visualizar las imágenes [18]. En Colombia es una de las herramientas para la detección de cáncer de seno con una sensibilidad del 95-100 % y especificidad del 80-93 % [19].

La RMN se basa en la excitación de los núcleos de uno de los tres isótopos del hidrógeno, el ^1H o ^1H , previamente introducidos en un potente campo magnético estático. La intensidad del campo magnético que se utiliza para la obtención de imágenes médicas en RMN oscila entre 0,012 y 2 Teslas. Los imanes para producir ese campo magnético pueden ser permanentes, resistivos, superconductores o mixtos. Los imanes que producen campos magnéticos por encima de los 0,5 T son superconductores, lo cual implica que deben de tener un buen sistema de enfriamiento para lograr obtener campos magnéticos considerables. Los protones magnetizados en el campo magnético, en estado de relajación, adquieren dos orientaciones: de baja y alta energía, o paralelos y antiparalelos respectivamente. Simultáneamente, los momentos magnéticos de los protones realizan un movimiento de precesión alrededor del eje del campo magnético [20].

En la imagen 3 se muestra un esquema representativo de la posición del paciente con respecto al electroimán y a la bobina de radiofrecuencia.

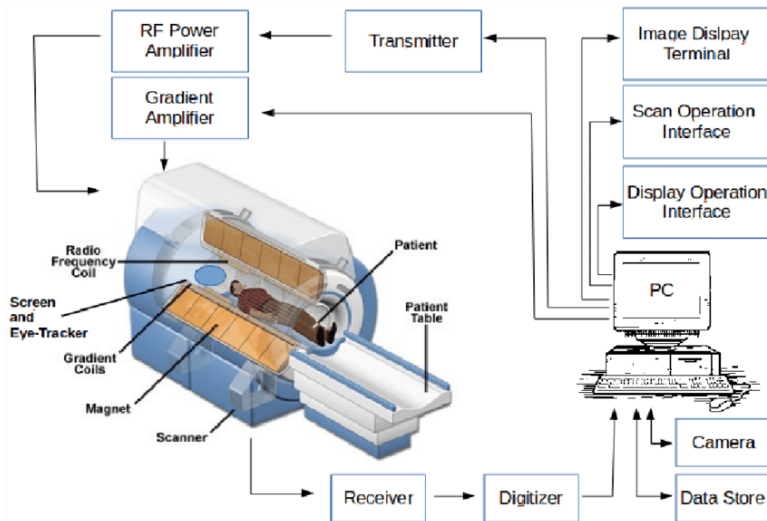


Imagen 3 Diagrama del equipo de MRI [21]

El poderoso campo magnético alinea las partículas atómicas llamadas protones que existen en la mayoría de los tejidos del cuerpo, entonces, las ondas de radio aplicadas interactúan con estos protones para producir señales que son detectadas por un receptor dentro del aparato. El campo magnético rápidamente cambiante otorga a estas señales características específicas. Con la ayuda del procesado por computadora, se crean imágenes de los tejidos, en forma de "rodajas" o "rebanadas", que se pueden ver en cualquier orientación. Este examen no produce dolor ni calor [18]. Aunque este es un método con una eficiencia alta, uno de los problemas es el elevado costo debido a su gran tamaño y complejidad tecnológica; por lo tanto, su uso está limitado a casos específicos cuando los métodos más usados como la mamografía y el ultrasonido no son concluyentes para el diagnóstico [22].

1.3.2.3 Ultrasonido

El ultrasonido o ecografía es un método de diagnóstico por imagen no invasivo, el cual produce imágenes del interior del organismo usando ondas de sonido de alta frecuencia que atraviesan la parte del cuerpo a estudiar, creando así imágenes del órgano del cuerpo que se va a examinar [23]. El ultrasonido es una clase de onda longitudinal cuya frecuencia de vibración es mayor a los 20000 ciclos por segundo y es originada por un material piezoeléctrico. Cuando esta onda traspasa el tejido blando acontece la reflexión de los haces hacia el transductor, reflexión que ocurre en el límite de dos materiales, y se le llama impedancia acústica [24]. La imagen 4 muestra una pequeña sonda denominada transductor (transducer array) y un gel que se coloca directamente sobre la piel. Ondas sonoras de alta frecuencia viajan desde la sonda a través del gel y hacia adentro del cuerpo, la sonda recoge los sonidos que rebotan y una computadora utiliza esas ondas sonoras para crear una imagen [25]. El ultrasonido es usada junto con la mamografía como herramienta de apoyo en casos de mujeres menores de 30 años, y cuando una mujer se encuentra en estado de embarazo es la única técnica de tamizaje [26]

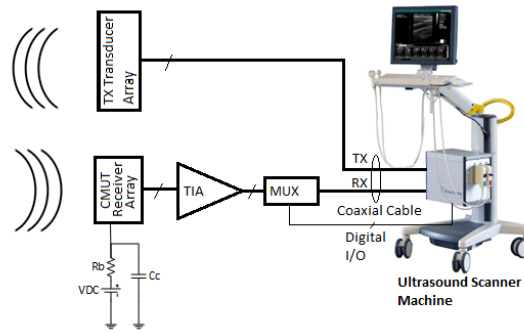


Imagen 4 Diagrama del equipo de Ultrasonido [27]

1.3.2.4 Termografía Infrarroja TIR

La termografía Infrarroja (TIR) es una técnica que permite medir temperaturas a distancia sin necesidad de entrar en contacto con el cuerpo a estudiar mediante la captación de la radiación que los cuerpos emite en el rango infrarrojo del espectro electromagnético [7]. Por esto, es una técnica muy utilizada en varias áreas del conocimiento como en la ingeniería, en la medicina o en la química; gracias a que es una técnica no invasiva, de fácil manejo y se puede transportar la cámara termográfica a cualquier parte. Cuando su temperatura es mayor al cero absoluto todos los cuerpos emiten energía en forma de ondas electromagnéticas que a temperatura ambiente se convierte en radiación infrarroja, por lo tanto, todos los cuerpos a temperaturas diferentes pueden absorber o emitir este tipo de radiación que es la base de la técnica de termografía infrarroja. La termografía infrarroja puede ser cualitativa cuando el interés es solo medir el perfil térmico y cuantitativa cuando el interés es medir el tamaño de las imperfecciones. Esta técnica se puede aplicar directamente sobre el objeto a medir (termografía pasiva) como se muestra en la imagen 5, o se puede aplicar excitando el cuerpo a medir, ya sea por medio de calor o frío, como se muestra en la imagen 6 [24, 25].

1.3.2.4.1 Termografía Pasiva

Es la forma más sencilla de realizar debido a que el cuerpo no es sometido ningún tipo de excitación y la prueba se realiza directamente en el cuerpo a medir, estableciendo un punto como base para el análisis; así las diferencias de temperatura que varíen significativamente respecto a la base son consideradas como posibles problemas, con la característica de ser de carácter estático [10]. En veterinaria esta prueba esta siendo estudiada en la medicina equina para valorar inflamaciones en las extremidades de caballos como abscesos [30].



Imagen 5 Esquema TIR Pasiva

1.3.2.4.2 Termografía Activa

La termografía activa parte del hecho de que los cuerpos cuando son sometidos a un tipo de estrés ya sea por frío o calor como se muestra en la imagen 6, este puede aumentar o disminuir su temperatura, el frío puede aumentar el contraste térmico cuando hay un tumor[31]. Para la detección de cáncer de piel, el manejo de quemaduras, viene siendo implementada gracias a la diferencia de temperatura que la piel emite cuando se encuentra en un proceso de regulación[32]

La termografía activa puede ser pulsada, modulada o pulso largo.

Termografía pulsada: es la más usada y consiste en aplicar calor mediante pulsos cortos e intensos sobre el cuerpo a examinar, para luego medir el descenso de la temperatura.

Termografía Modulada: consiste en someter el cuerpo a un calentamiento sinusoidal que generan ondas térmicas en el interior del cuerpo, para luego comparar la onda de entrada con la de salida sincronizando la señal de entrada que genera la fuente de calor con la de salida que proporciona las cámaras termográficas mediante un computador.

Termografía Pulso Largo: consiste en aplicar sobre el cuerpo un pulso de calor bajo y prolongado, con el fin de medir el proceso de calentamiento en el cuerpo.[28]

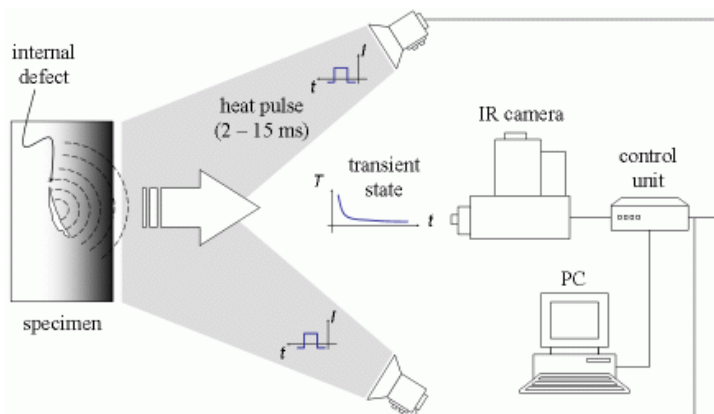


Imagen 6 Esquema de la TIR Activa [33]

2 METODOLOGÍA

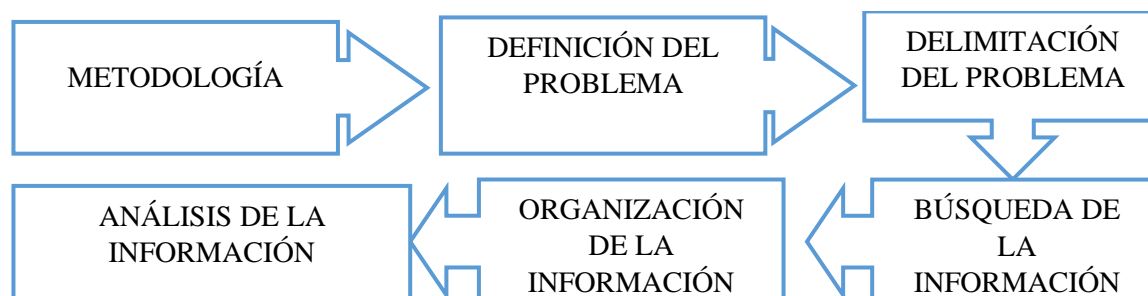


Imagen 7. Esquema de la metodología usada

Para el desarrollo del presente trabajo se parte de una búsqueda bibliográfica referente al diseño y elaboración de monografías [34] y se realiza una revisión de la literatura sobre análisis bibliométrico y métodos de investigación [35]. Se establece que el presente trabajo es una *monografía de revisión bibliográfica descriptiva* ya que solo describirá los hechos como son observados sin manipulación de variables.

Para dar cumplimiento a la presente monografía se establece la metodología descrita en la imagen 7, donde el diagrama de flujo muestra orden en el cual se desarrollara cada uno de los pasos que se explicarán en detalle a continuación.

2.1 Definición Del Problema

Debido a que el cáncer de seno en Colombia es el segundo cáncer más agresivo y con un alto índice de mortalidad por la detección en una etapa avanzada [4] y según el Instituto Nacional de Cancerología el 76 % de las mujeres de bajo nivel socioeconómico están llegando cuando el cáncer ya se encuentra en un estadio III o IV, además de la atención tardía debido al cribado mamográfico ya que este solo detecta el tumor cuando es mayor a 2 cm [16]. Otro factor importante es que las mujeres menores de 35 años presentan estadio I, donde la enfermedad tiene una probabilidad alta de tratamiento si este es detectado, pero el seno de una mujer joven es diferente al de una mayor de 45 años lo que hace un poco deficiente los métodos actuales de diagnóstico [12, 36, 37]. Por lo tanto obliga a una búsqueda de nuevas técnicas que puedan apoyar estos métodos o que se puedan implementar como técnica de tamizaje, y se define como problema de investigación hacer una revisión sistemática en bases de datos sobre imágenes diagnósticas empleadas en Cáncer de seno.

2.2 Delimitación del Problema

El problema se limita solo a la consulta de las tres técnicas de diagnóstico empleadas en Colombia, como son la mamografía el ultrasonido, la RMN y la TIR como técnica con potencial para ser implementada en los tamizajes mamográficos. Se establece la búsqueda exclusivamente a artículos

que hayan sido publicados entre los años 2015 y 2019, dejando por fuera los review y los manuscritos.

2.3 Búsqueda de la Información

Se establece la búsqueda a solo dos meta bases de datos, Scopus y Web of Science, se definen estas dos bases por la cantidad de información disponible y la facilidad para la búsqueda, además por las opciones de análisis bibliométrico que estas bases dispone. Se definen la búsqueda con dos palabras claves, Breast Cancer y Imag* Processing haciendo uso del operador AND para conectar ambas palabras. También se establecen los parámetros de búsqueda que se muestran en la imagen 8. Después de la búsqueda se aplican tres refinamientos que se relacionan a continuación .

- Se hace el primer refinado la búsqueda para cada tipo de imagen usando las palabras: Magnetic resonance, Mammography, Ultrasound y Thermography en cada caso.
- Se hace el segundo refinado de nuevo con los parámetros ya establecidos en la tabla 1.
- Se hace el tercer refinado manualmente revisando cada artículo verificando que sea una investigación acerca del cáncer de seno y procesamiento de imágenes.
- Se realiza la matriz de referencia con los artículos que pasaron todos los filtros.

2.4 Organización de la Información

Primero se realiza una análisis con toda la información encontrada en la base de datos Scopus y Web of Science haciendo una relación de la cantidad de artículos para cada una, seguido por el análisis bibliométrico disponible en cada una de las bases para cada una de las técnicas. los artículos de mamografía, ultrasonido y MRI y se realiza un repositorio por medio de una matriz de revisión, en la hoja de cálculo excel. Para cada uno de los artículos de termografía se realiza un pequeño resumen con la información más relevante de cada uno y se clasifican de acuerdo a la variable medida como, profundidad, lesiones, simetría, perfil de distribución, otras técnicas y artículos de revisión.

2.5 Análisis de la Información

Con la información obtenida se realiza una tabla con los métodos más usados en el procesamiento de las imágenes termograficas de cada clasificación. También se presenta una tabla con la información de la técnica que usaron para obtener las imágenes termográficas.

Para el repositorio de los artículos se hace uso de la hoja de cálculo Excel donde se consigna toda la información, por medio del diseño de dos matrices de referencia. siendo la primera una revisión superficial de los artículos sobre imágenes diagnósticas: mamografía, ultrasonido y resonancia magnética consignando en la matriz de referencia para cada artículo, la bibliografía, el abstract, el Doi, las conclusiones y la cantidad de veces que este fue citado.

La segunda matriz de referencia consta de la revisión de cada uno de los artículos encontrados sobre termografía infrarroja aplicados a la detección de cáncer de seno, y consignando allí, el resumen, problema, objetivo, metodología conclusión, para cada artículo.

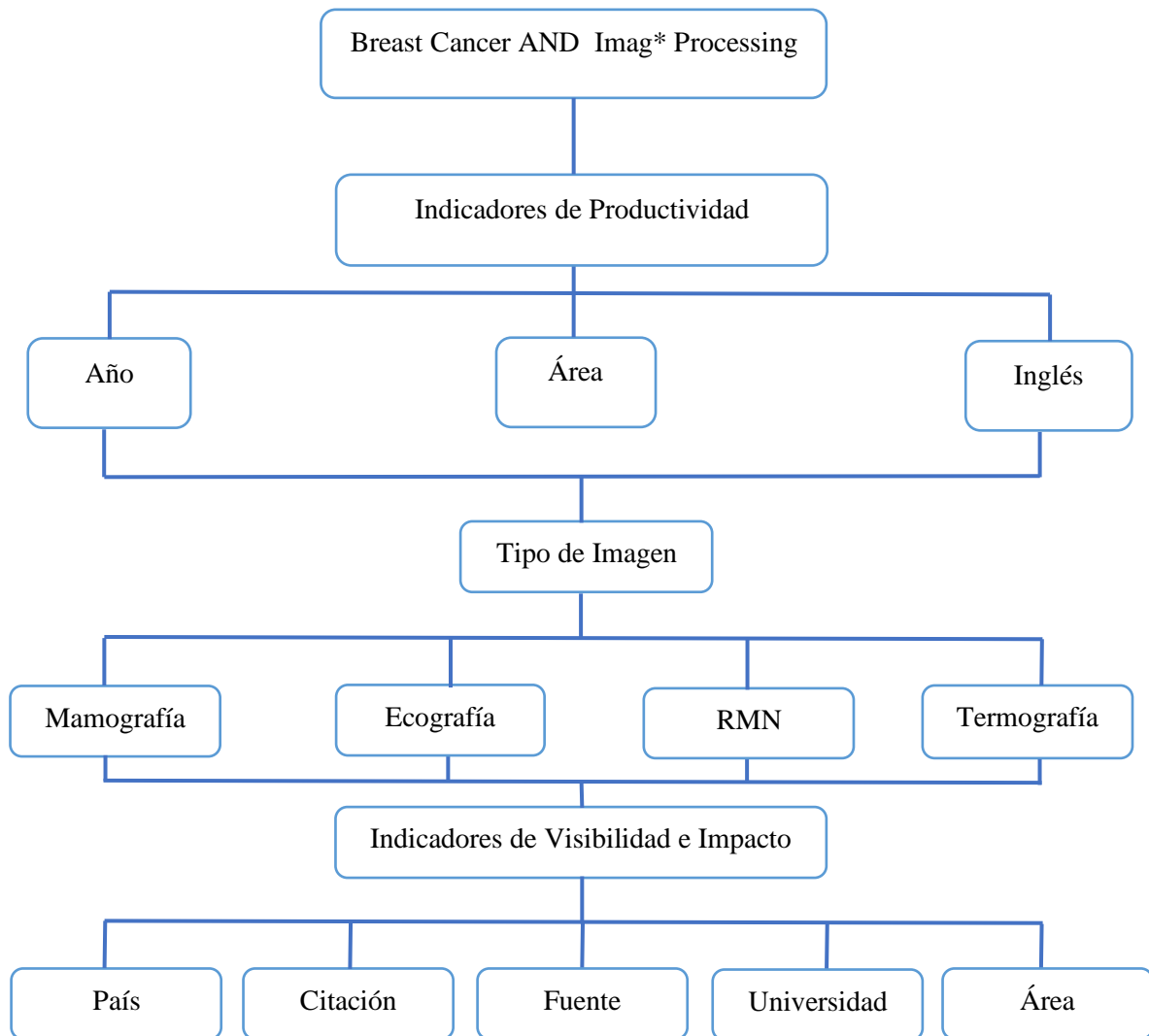


Imagen 8. Cuadro sinóptico que muestra la metodología establecida para la búsqueda bibliográfica

Siguiendo la secuencia de la imagen 8, se inicia con la metabase Scopus estableciendo los siguientes pasos:

- Se ingresa la ruta establecida: “Breast Cancer” AND “Imag* Processing”
- después de tener todos los artículos que arroja la búsqueda se aplican tres refinamientos
- Se refina la búsqueda para cada tipo de imagen usando las palabras: Magnetic resonance, Mammography, Ultrasound y Thermography en cada caso.
- Se refina de nuevo con los parámetros ya establecidos en la tabla 1.

- Se realiza un último filtro manualmente revisando cada artículo verificando que sea una investigación acerca del cáncer de seno y procesamiento de imágenes.

Se realiza la matriz de referencia con los artículos que pasaron todos los filtros.

VENTANA OBSERVACIÓN	TIPO DOCUMENTO	AREAS DEL CONOCIMIENTO	IDIOMAS	CANTIDAD CITACIONES
2015-2019	Artículo	Medicina Ciencias Computacionales Ingeniería Ciencia Materiales Matemáticas Multidisciplinaria	Inglés	De 10 citaciones en adelante

Tabla 1. Muestra los parámetros establecidos para el refinamiento de la búsqueda en Scopus

Para el refinamiento de la base de datos Scopus se aplica lo establecido en la tabla 1.

AÑOS	TIPO DOCUMENTO	IDIOMAS	CANTIDAD CITACIONES
2015-2019	Artículo	Inglés	De 10 citaciones en adelante

Tabla 2. Muestra los parámetros establecidos para el refinamiento de la búsqueda en Web of Science

Para el refinamiento que se realiza a los artículos de la base de datos Web of Science se aplica lo establecido en la tabla 2.

3 ANÁLISIS DE RESULTADOS

Después de obtener la búsqueda bibliográfica en cada base de datos se extrae la información estadística suministrada por las bases de datos Scopus y Web of Science, para cada técnica y cada base de datos.

3.1 Búsqueda Web Of Science

Para realizar la búsqueda en la base de datos WOS se establecen los parámetros de la tabla 2 donde se puede evidenciar que en este caso no se hace un refinamiento por área debido a que en esta base de datos se dificulta un poco ya que está demasiado dispersa.

Al realizar la búsqueda con la ruta establecida en la imagen 8 y realizando el primer refinamiento del ítem 2.3 del capítulo 2 se obtiene los datos de la imagen 9 donde se presentó el mismo problema de la búsqueda en Scopus, debido a que mucha información diferente al tema se filtró, lo cual demuestra que el refinamiento no es muy riguroso. En total se encontraron 1 486 artículos, esto significa que en 1 544 artículos no se encuentran las palabras claves Breast Cancer ni tampoco Imag* Processing.

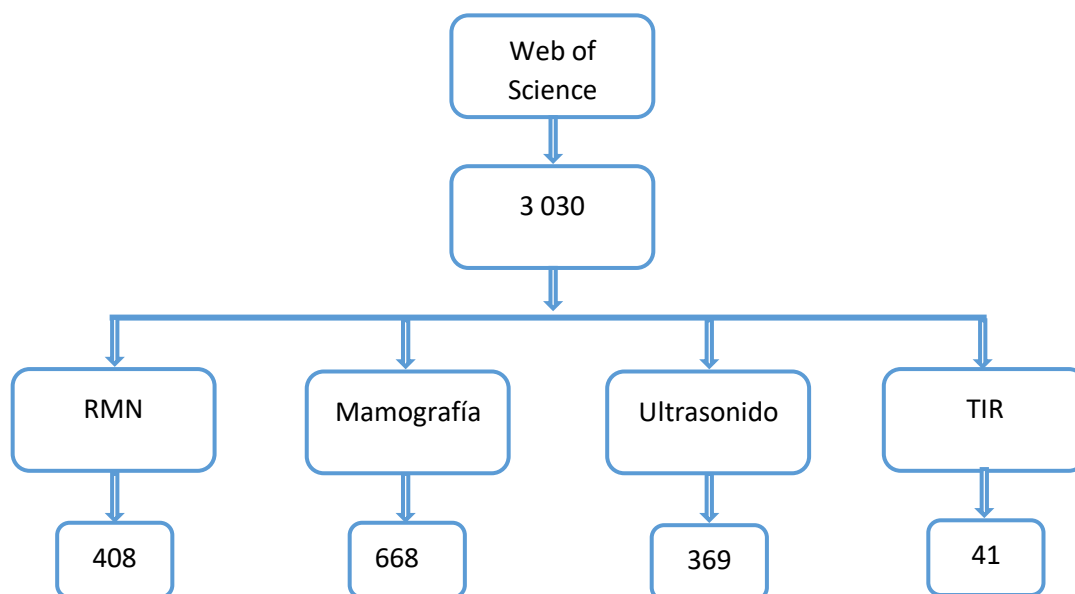
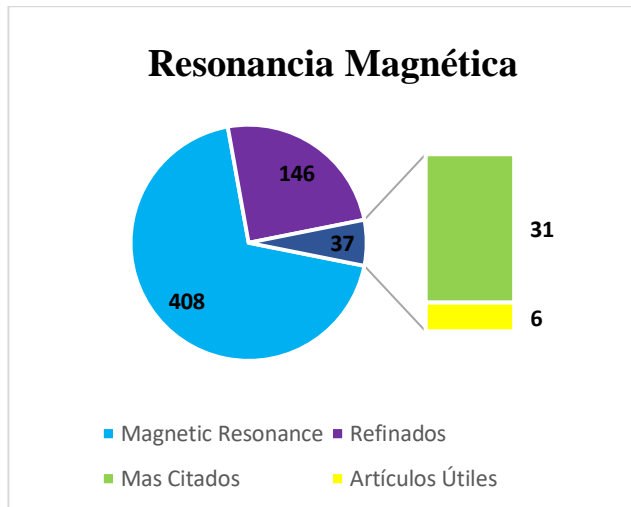


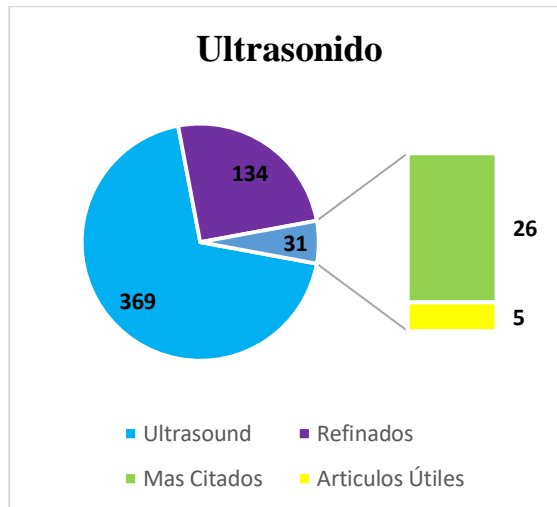
Imagen 9. Cuadro sinóptico que muestra los resultados obtenidos de la Metabase Web of Science después del primer refinamiento

Después de realizar el segundo y tercer refinamiento se muestran los resultados expuestos en la gráficas 1,2,3 y 4 donde el color azul representa la cantidad de artículos obtenidos de la técnica, el color morado representa los artículos obtenidos después de realizar el segundo refinamiento, el color verde los que fueron citados más de 10 veces y finalmente el tercer refinamiento que se realizó fue de forma manual representado por el color verde fosforescente que muestra los artículos

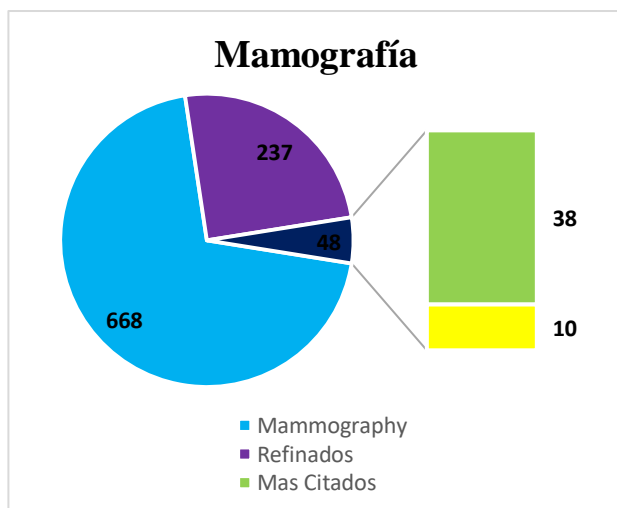
que realmente son útiles. Al realizar este proceso se encontró al igual que en la base de datos Scopus que hay mucha información que se filtra solo por tener la palabra cáncer ya que se encontraron artículos sobre cáncer en diferentes órganos, lo que finalmente demuestra que el refinamiento que se hace en esta base de datos no es muy confiable.



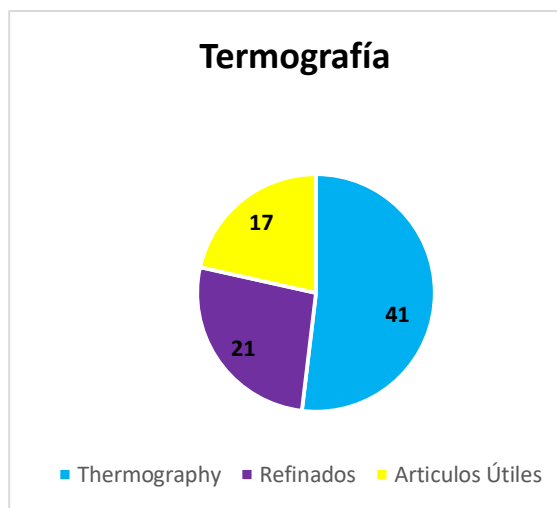
Gráfica 1. Muestra los resultados de RMN



Gráfica 2. Muestra resultados de Ultrasonido



Gráfica 3. Muestra resultados para Mamografía



Gráfica 4. Muestra resultados obtenidos para TIR

3.2 Búsqueda En Scopus

Al realizar la búsqueda aplicando el procedimiento del ítem 2.3 se obtienen los datos que muestra la imagen 10, donde se relaciona la cantidad de artículos obtenidos para cada técnica, esta búsqueda se realiza colocando las palabras claves Breast Cancer AND Imag* processing y aplicando el primer refinamiento.

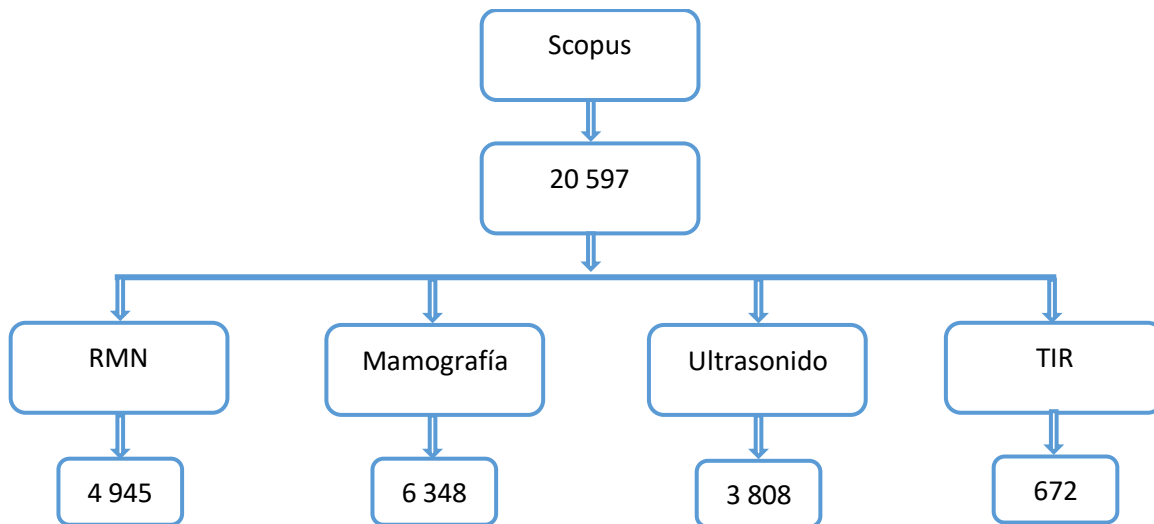
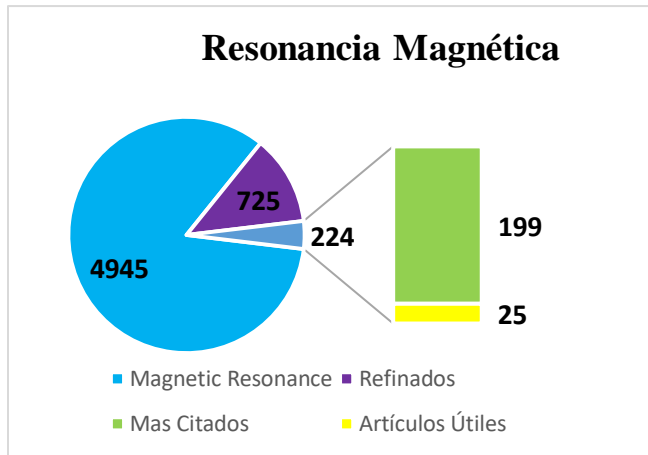


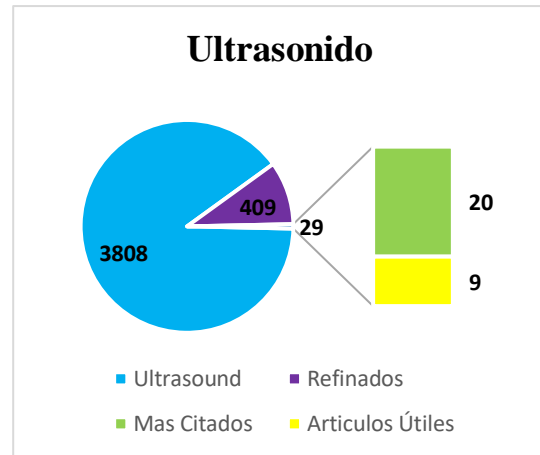
Imagen 10. Cuadro sinóptico muestra los resultados obtenidos de la Metabase Scopus después del primer refinamiento para cada método de diagnóstico

Luego de tener la información se procede a aplicar el refinamiento de la tabla 1 del capítulo 2 los resultados son los mostrados en las gráficas 5,6,7 y 8 donde el color morado representa la cantidad de artículos que paso el 2 refinamiento el color verde los que pasan el 3 refinamiento que obedece a los citados más de 10 veces, se hace una revisión manual de cada artículo para finalmente mostrar aquellos que en verdad son útiles a la investigación los cuales están representados por el color verde fosforescente.

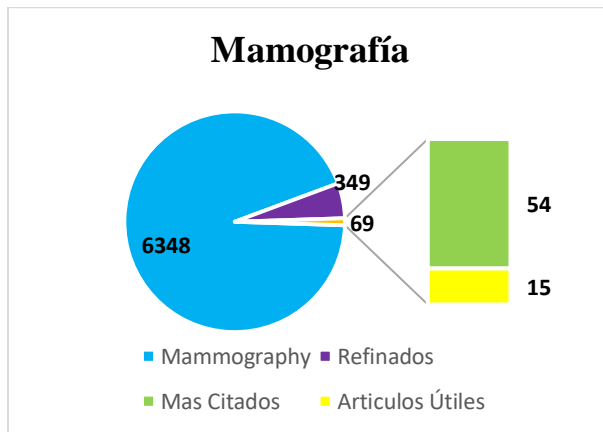
Se puede observar que al sumar todas las áreas el total de artículos en 15 773 mostrando que 4 824 artículos no tienen que ver con cáncer de seno y procesamiento de imágenes esto se presenta debido a que en las bases de datos se filtra mucha información relacionada con cáncer, pero en diferentes órganos, además se encontró mucha información relacionada con medicamentos y técnicas diferentes a las utilizadas en Colombia.



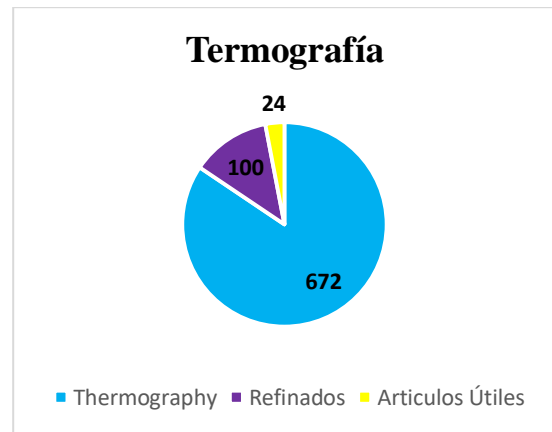
Gráfica 5. Artículos obtenidos para resonancia magnética.



Gráfica 6. Artículos obtenidos para ultrasonido



Gráfica 7. Artículos obtenidos para mamografía



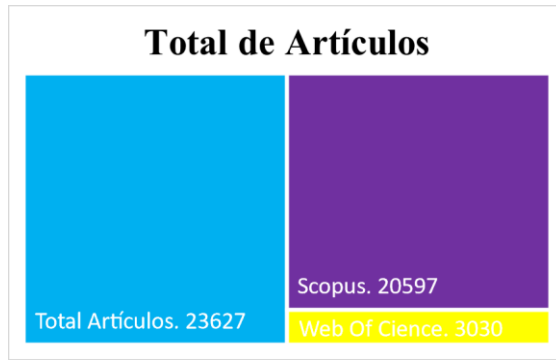
Gráfica 8. Artículos obtenidos para termografía

3.3 Artículos encontrados en las dos metabases seleccionadas

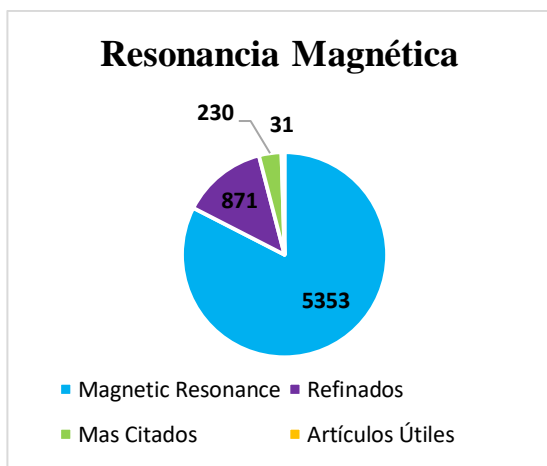
Las gráficas 9, 10, 11, 12, 13 representan la cantidad de artículos que se obtuvieron uniendo las dos bases de datos seleccionadas. La gráfica 9 el color azul muestra que se obtuvieron 23 627 artículos entre las dos bases, para lo cual 20 597 representado por el color lila pertenecen a la meta base Scopus y 3 030 en color verde fosforescente pertenecen a la meta base Web of Scince.

La gráfica 10 muestra el total de los artículos que pertenecen a la técnica de resonancia magnética en cada uno de los pasos de refinamiento, la gráfica 11 muestra el total de artículos obtenidos para ultrasonido, la gráfica 12 muestra los artículos obtenidos para mamografía y la gráfica 13 los artículos obtenidos para termografía.

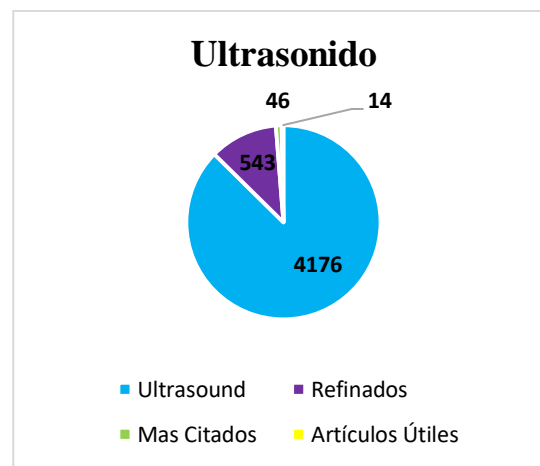
En la tabla 3 se puede observar después de haber realizado todo el proceso de refinamiento establecido en el capítulo 2 un resumen del total de los artículos que se seleccionaron para realizar el trabajo.



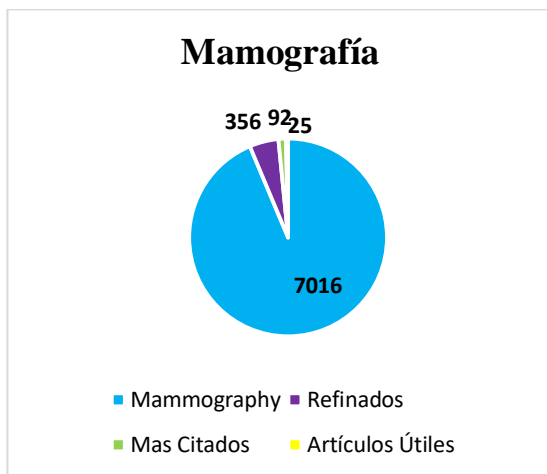
Gráfica 9. Relación del total de artículos encontrados en las dos bases de datos (Scopus y Web of Science)



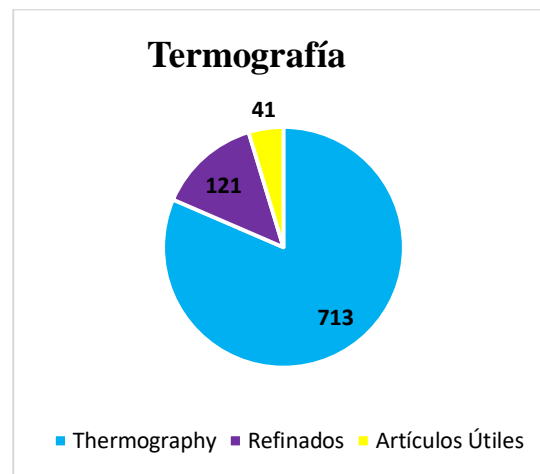
Gráfica 10. Total de artículos para MRN



Gráfica 11. Total artículos para Ultrasonido



Gráfica 12. Total de artículos para Mamografía



Gráfica 13. Total artículos para Termografía

Tabla 3. Relación del total de artículos seleccionados

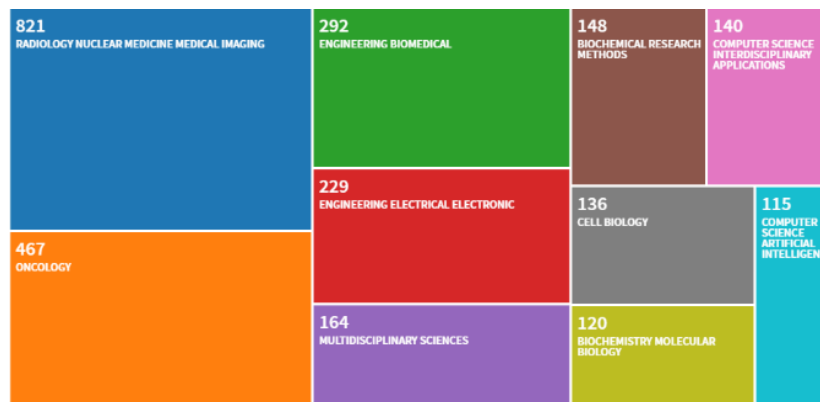
RESUMEN BUSQUEDA	
Artículos	23627
Resonancia Magnética	31
Ultrasonido	14
Mamografía	25
Termografía	41
Total	111

3.4 El Análisis Bibliométrico

A partir de los datos encontrados en las bases de datos Scopus y Web of Science se extrae el análisis bibliométrico proporcionado por estas bases de datos para cada una de las búsquedas.

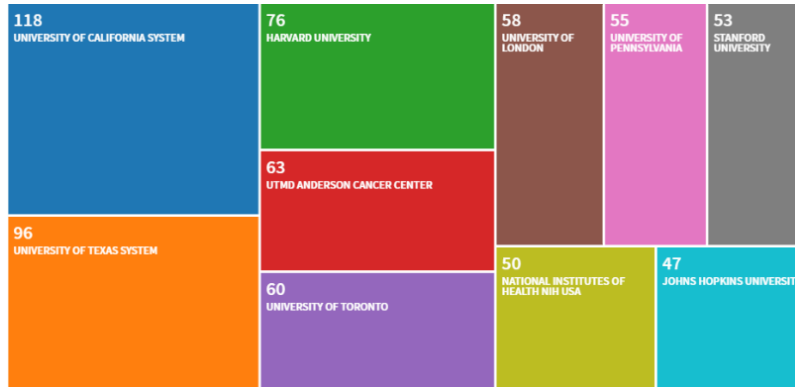
3.4.1 Web of Science

Se procede a extraer la información que ofrece la metabase Web of Science el día 25 de noviembre del 2019 aplicando la ruta establecida para la búsqueda bibliográfica. Breast Cancer AND Imag* Processing, antes de aplicar el refinamiento establecido en la tabla 2.



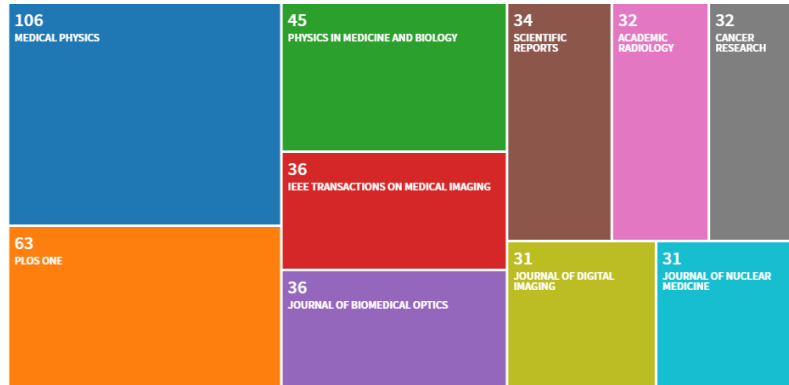
Gráfica 14. Relación de la cantidad de artículos por área del conocimiento para Web of Science

En la gráfica 14 se evidencia la distribución de los artículos de acuerdo al área de conocimiento, Se observa que Imágenes Médica en Radiología Nuclear con 821 fue el área en el que más artículos e publican, seguida por oncología con 467 y en el área de ingeniería que incluye la franja roja, rosada y azul suman 484 artículos, el resto de publicaciones están muy dispersas en diferentes áreas del conocimiento, debido a que la base de datos Web of Science no tiene forma de hacer un refinamiento por área.



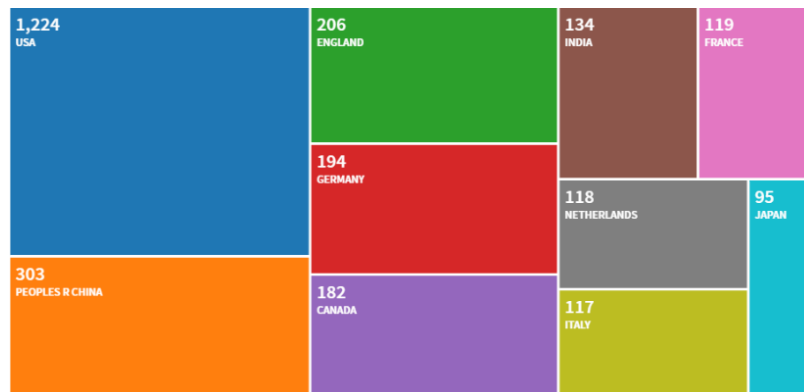
Gráfica 15. Relación del total de artículos por universidad para Web of Science

En la gráfica 15 muestra que la universidad con más artículos publicados en métodos diagnósticos de cáncer de seno es la Universidad de California y la Universidad de Texas con 118 y 96 artículos respectivamente.



Gráfica 16. Relación del total de artículos por revista para Web of Science

La gráfica 16 muestra que la revista Medical Physics es la que más artículos tiene, con 106, lo que evidencia un crecimiento en la publicación de artículos en el área de medicina y física.



Gráfica 17. relación del total de artículos por país para Web of Science

En la gráfica 17 se puede observar que el país con más publicaciones es Estados Unidos, con un total de 1 224 artículos, equivalente al 40 % del total de artículos encontrados en esta base de datos seguido del segundo país con el 11 %, el resto de los artículos se encuentran dispersos en varios países.

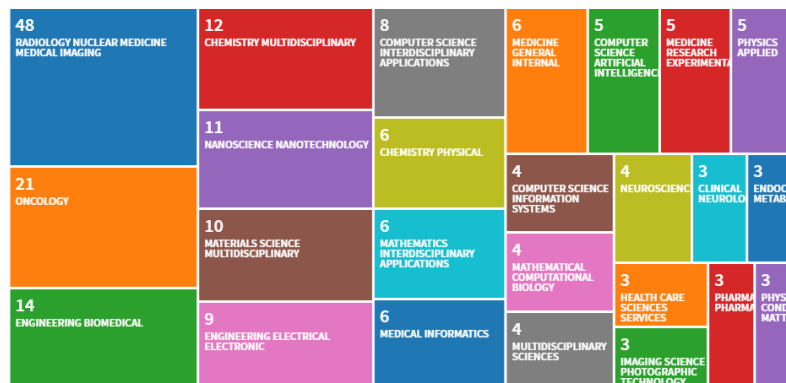


Gráfica 18. Muestra la evolución del tema a lo largo del tiempo para Web of Science

En la gráfica 18 vemos como la investigación en los métodos de diagnóstico para detectar cáncer de seno, aumentaron significativamente pasando de un 0.5 % en 1996 a un 6 % en publicaciones hechas en el año 2015, obteniendo el punto máximo de publicaciones en el año 2018 con un 27 %.

3.4.1.1 Refinamiento para Resonancia Magnética por número de citas

Análisis estadístico de la búsqueda en la base de datos Web of Science aplicando el refinamiento por la técnica de resonancia magnética RMN, y aplicando el tercer refinamiento establecido en la tabla 2.



Gráfica. 19 Relaciona la cantidad de artículos por área del conocimiento para RMN

La Gráfica 19 muestra la distribución de los artículos encontrados para la técnica RMN en la revista Web of Science. Estos valores corresponden al refinamiento hecho por año, idioma, ventana de observación. El área de imágenes médicas de radiología nuclear es el campo con más publicaciones, con un porcentaje del 11.7 % de los 408 artículos encontrados.



Gráfica 20. Relación del total de artículos por universidad para RMN

Los artículos publicados por universidad para RMN se encuentran muy dispersos, como se observa en la gráfica 20 siendo Claremont Grad University y Karolinska Institute los que tienen mayor cantidad de artículos con un 1.7 % del total de artículos.



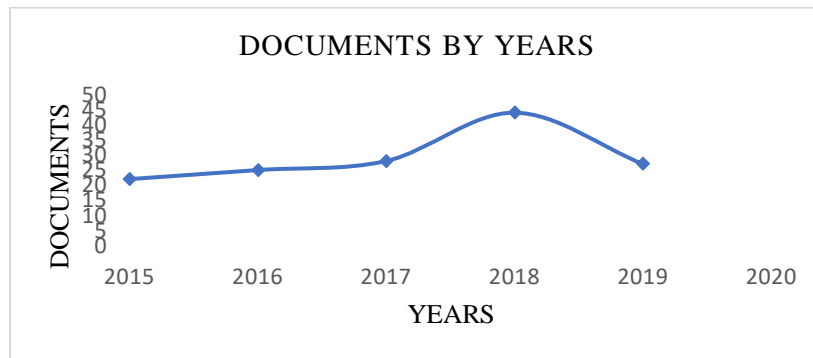
Gráfica 21. Relación del total de artículos por Agencias de Financiación para RMN

La agencia financiadora que tiene el porcentaje mayor es National Institutes Health Nih Usa y United States Department of Health Human Services ambos con un 4.2 % del total de artículos.



Gráfica 22. Relación del total de artículos por país para RMN

El país con mayor publicación de artículos en técnica RMN fue Estados Unidos con un 13.7 % del total de artículos, seguido por china con 5.8 %. Se puede observar que en Colombia se encuentra un artículo publicado, lo cual muestra la falta de investigación en esta área en los últimos 5 años.



Gráfica 23 Relación del crecimiento de publicaciones por año par RMN

El máximo punto de crecimiento en publicaciones para la técnica RMN fue en el año 2018 pasando de un 5.4 % en el 2015 a 10.7 % en el 2018.

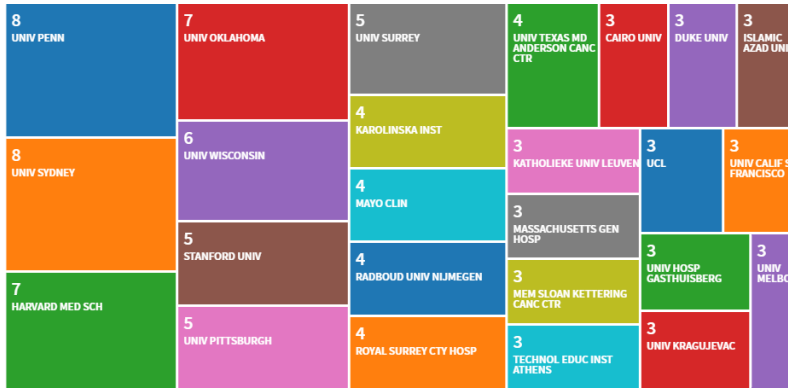
3.4.1.2 MAMOGRAFÍA

Análisis bibliométrico de la búsqueda en la base de datos Web of Science después de aplicar el refinamiento establecido en la tabla 2.



Gráfica 24. Relaciona la cantidad de artículos por área del conocimiento para Mamografía 7

La gráfica 24 muestra que, el área de conocimiento con más publicaciones fue en Imagen Médica de Radiología Nuclear en Medicina con 13.6 % de las 668 publicaciones, seguida de Ingeniería y Ciencia de la Computación con un 9.8 % y 9.1 % respectivamente.



Gráfica 25. Relaciona cantidad de artículos por universidad para Mamografía

La gráfica 25 muestra que la Universidad de Pensilvania y la Universidad de Sidney son las que tienen mayor cantidad de publicaciones, con un 1.9 % del total de publicaciones. Esto evidencia que la investigación se encuentra muy dispersa.

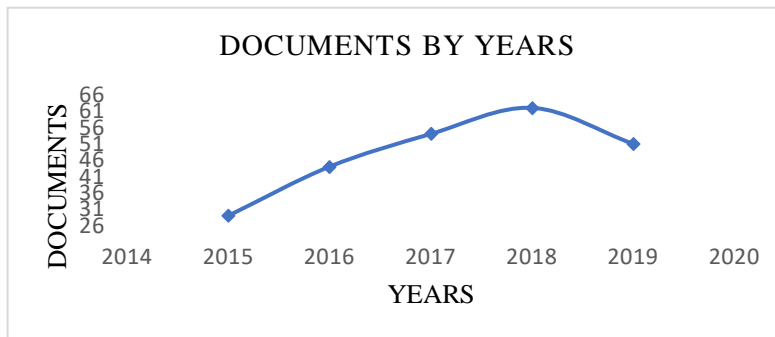


Gráfica 26. Relación del total de artículos por agencias de financiación para Mamografía

La agencia que más artículos tiene es la United States Departament of Health Human Services, y National Institutes of Health Nih Usa con un 5.6 % y un 5.5 % respectivamente.



El país con mayor porcentaje de publicaciones fue Estados Unidos, con un 13 % de las 668 publicaciones encontradas para mamografía, como se evidencia en la gráfica 27 las publicaciones se encuentran muy dispersas.

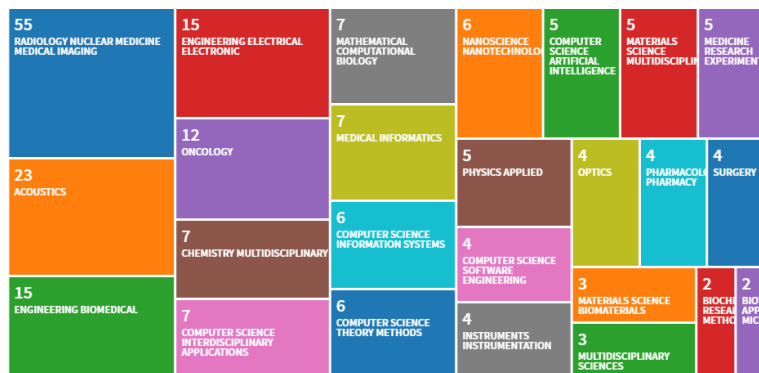


Gráfica 28. Relación del crecimiento de publicaciones por año para Mamografía

La gráfica 28 muestra como las investigaciones en la técnica mamografía tuvo un crecimiento en los ultimos 5 años pasando de un 4.3 % en el año 2015 a un 9 % en el 2018, año que más publicaciones tuvo.

3.4.1.3 ULTRASONIDO

Análisis bibliométrico de la búsqueda en la base de datos Web of Science aplicando el refinamiento por técnica ultrasonido, y aplicando el tercer refinamiento establecido en la tabla 2.



Gráfica 29. Relaciona la cantidad de artículos por área del conocimiento para Ultrasonido

En la Gráfica 29 se evidencia que Imagen Médica de Radiología Nuclear en Medicina fue el área de conocimiento con mayor porcentaje de publicaciones, con un 14.9 % de las 369 publicaciones.



Gráfica 30. relaciona cantidad de artículos por universidad para Ultrasonido

La gráfica 30 muestra la distribución de las publicaciones por universidad, donde se evidencia que las publicaciones están muy dispersas y similares en cantidad, siendo la universidad Chinese Acad Sci y Thomas Jefferson University las que presentan mayor porcentaje del 1.3 %.



Gráfica 31. relaciona cantidad de artículos por entidad financiadora para Ultrasonido

En la gráfica 31 se puede evidenciar la cantidad de publicaciones de acuerdo con la entidad financiadora, siendo la National Natural Science Foundation of China la que presenta el porcentaje más alto, del 6.7 %.



Gráfica 32 relaciona cantidad de artículos por país para Ultrasonid

La gráfica 32 muestra la distribución de publicaciones por país, siendo Estados Unidos el que tiene mayor documentos, el 11.9 % de las 369 publicaciones, seguido por China con el 9.7 %.

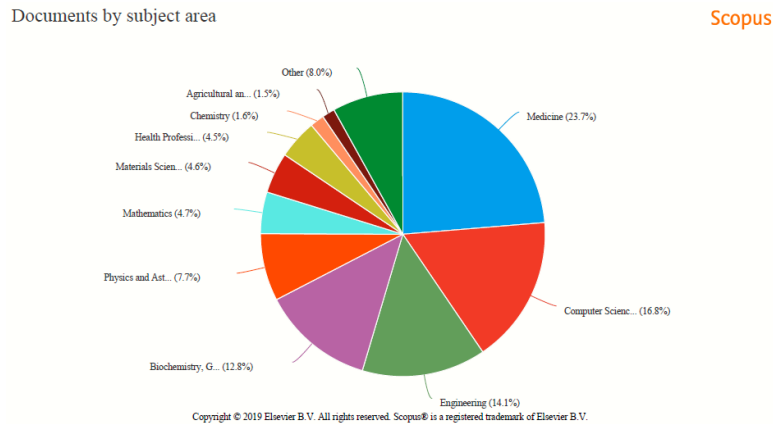


Gráfica 33. relaciona la cantidad de artículos publicados a través del tiempo para Ultrasonido

Para la técnica de resonancia magnética se evidencia un crecimiento significativo en el el año 2019 pasando del 5.9 % en el año 2015 a un 9.21 % .

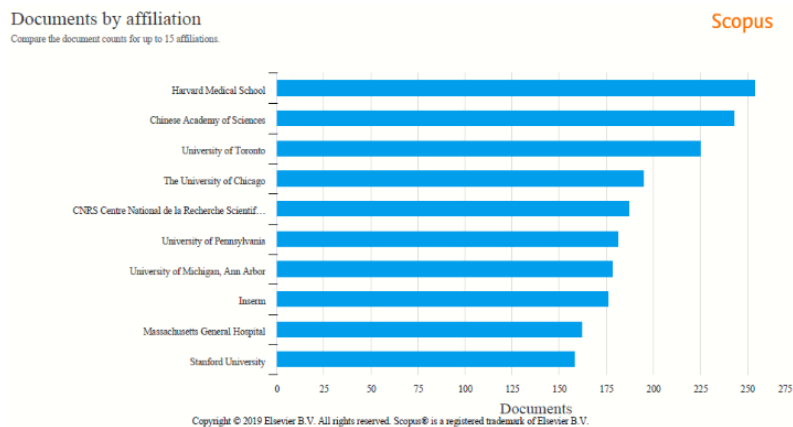
3.4.2 Scopus

De la búsqueda realizada en capítulo 3 y aplicando el refinamiento de la tabla 1, para cada técnica de diagnóstico se obtiene la parte estadística disponible en la base de datos Scopus. Esta búsqueda se realiza el día 17 de noviembre 2019



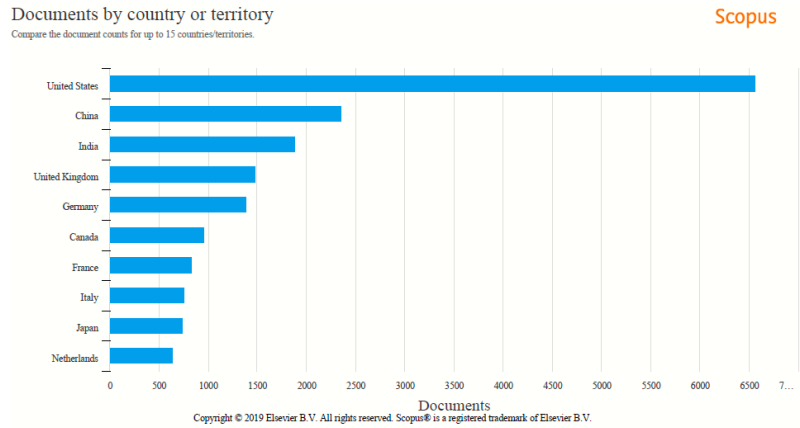
Gráfica 34. Relaciona la cantidad de artículos por área del conocimiento para Scopus

La gráfica 34 muestra la distribución de los artículos encontrados en la base de datos Scopus para los cuatro métodos de diagnóstico: mamografía, ultrasonido, RMN y termografía Infrarroja. Se observa que el área de medicina es la que más artículos publicados tiene, con un 23.7 % del total de los 15 773 artículos



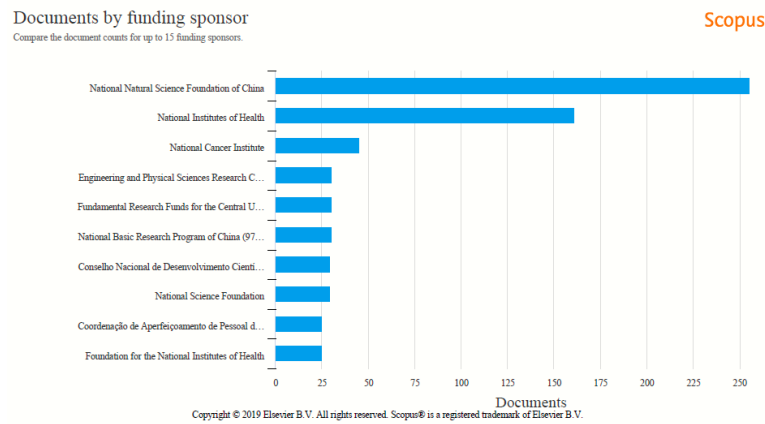
Gráfica 35. Relaciona las Publicaciones por universidad para Scopus

La gráfica 35 muestra las diez universidades con mayor cantidad de artículos publicados, siendo Harvard Medical School la universidad con mayor cantidad de artículos, con un 1.6 % de los 15 773 artículos.



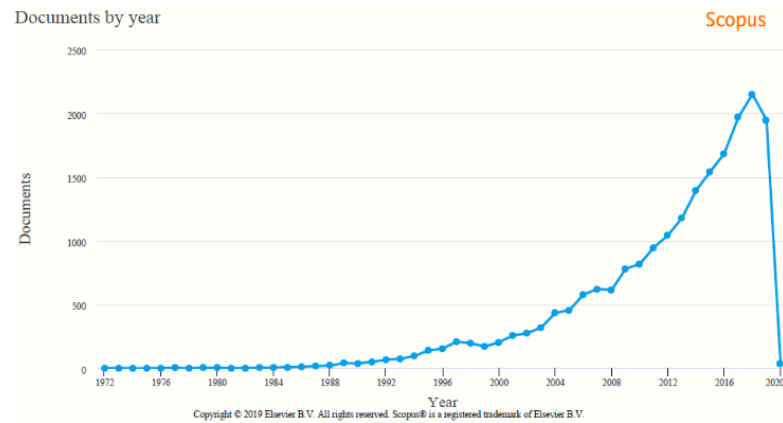
Gráfica 36. Relaciona la cantidad de artículos por país para Scopus

La Gráfica 36 presenta la distribución de los 10 países que tienen las mayores publicaciones, siendo Estados Unidos el país con mayor porcentaje de publicaciones, con un 41.8 % de los 15 773 artículos.



Gráfica 37. Publicaciones de diferentes fuentes de financiación para Scopus

En la gráfica 37 relaciona las 10 entidades financiadoras que presentan la mayor cantidad de artículos, destacando la Natioanal Natural Science Foundation of China con un 1.6 % de los artículos.

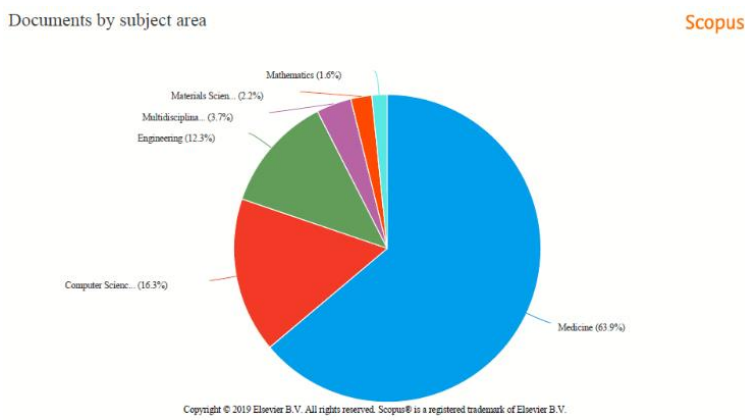


Gráfica 38. Relaciona la cantidad de artículos publicados por año para Scopus

La gráfica 38 muestra el crecimiento que han tenido las técnicas de diagnóstico a través del tiempo destacando que, en el año 2004, 2005 el porcentaje no paso de más o menos un 3 % de artículos publicados por año mientras que a partir del 2006 se evidencia un incremento, siendo el año 2017 el que obtuvo la mayor cantidad de citas con más o menos un 13.9 %.

3.4.2.1 Resonancia Magnética Nuclear

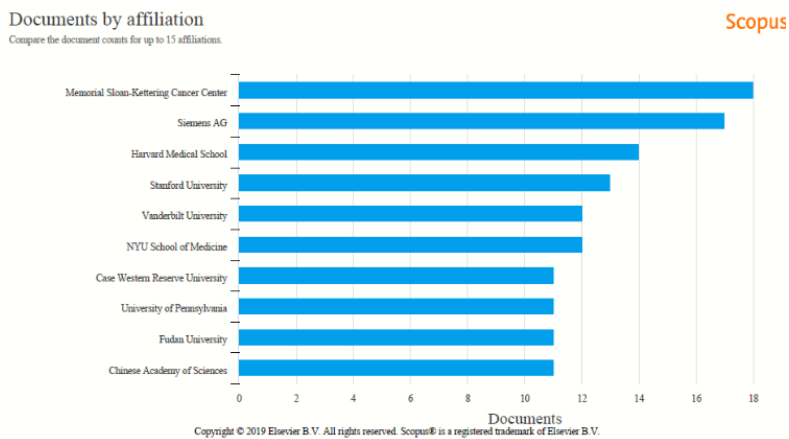
La base de datos Scopus proporciona para resonancia magnética la estadística relacionada a los parámetros establecidos en la tabla 1.



á

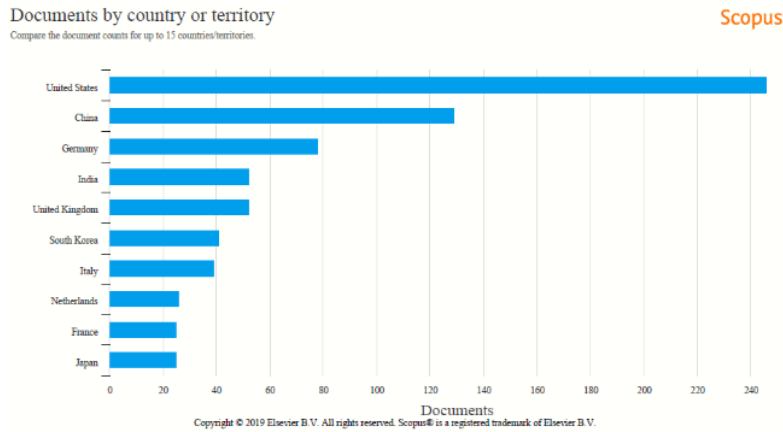
Gráfica 39. Relaciona la cantidad de artículos por área del conocimiento para RMN

En la gráfica 39 se muestra como están distribuidas las publicaciones para la técnica de RMN encontrada en Scopus de acuerdo al área de conocimiento, destacando medicina con un 63.9 % del total de publicaciones.



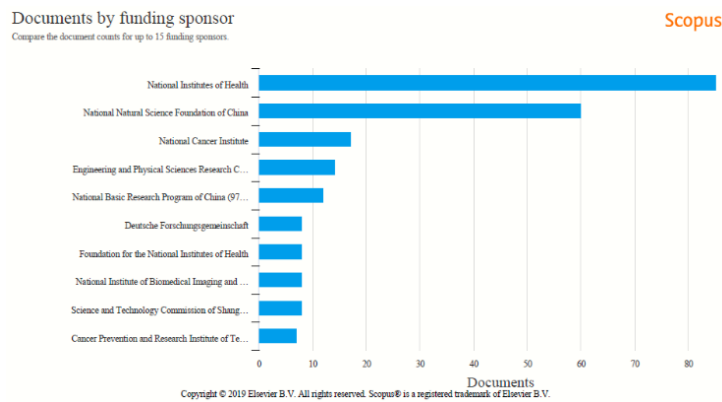
Gráfica 40. Publicaciones por universidad para resonancia magnética para RMN.

En la gráfica 40 se relacionan las diez universidades con mayores publicaciones de artículos en RMN, destacando la Memorial Sloan Kettering Center Center como la que mayor publicaciones tiene.



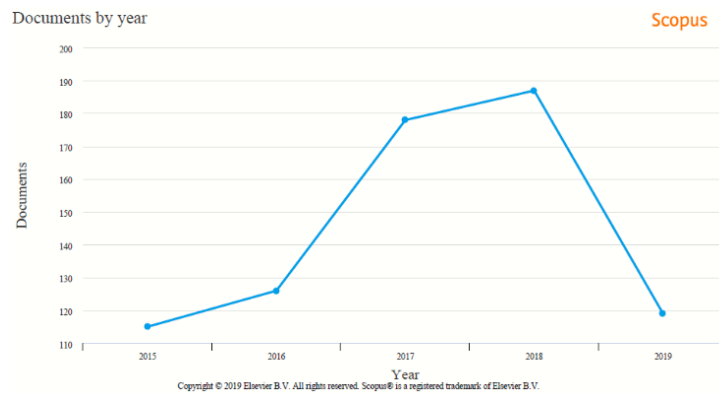
Gráfica 41. Relaciona la cantidad de artículos por país para RMN

La gráfica 41 muestra los diez países con mayor cantidad de publicaciones, destacando Estados Unidos con un porcentaje de 4.9 % de los artículos encontrados para la técnica RMN.



Gráfica 42. Muestra la cantidad de publicaciones por entidad financiadora para RMN

La gráfica 42 muestra las diez entidades financiadoras que mayores artículos tienen, destacando National Institute of Health, como la que mayor porcentaje presenta con un 1.8 % del total de los artículos encontrados

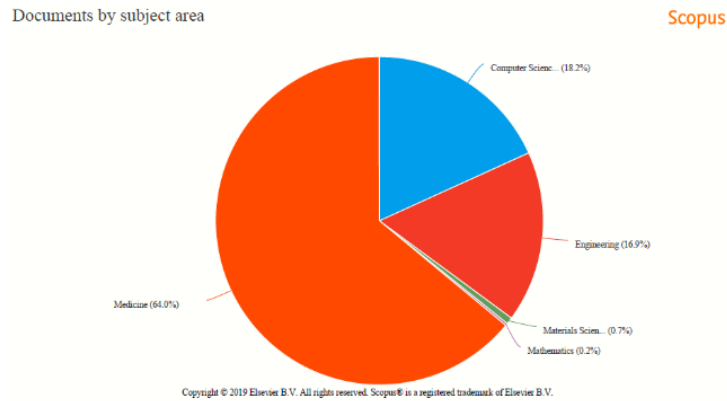


Gráfica 43. Relaciona la cantidad de artículos publicados por año para RMN

La gráfica 43 muestra el crecimiento en la investigación de la técnica RMN en los últimos cinco años, siendo el 2018 el año con el porcentaje más alto en publicaciones de un 3.8 % creció un 1.4% respecto al año 2015.

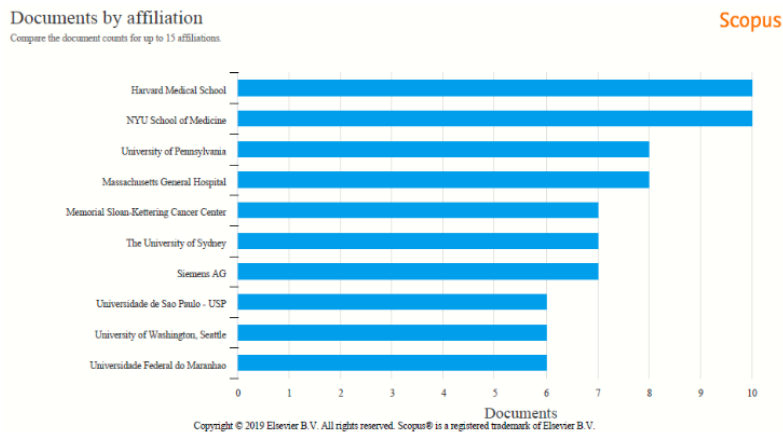
3.4.2.2 Mamografía

La base de datos Scopus proporciona para la técnica de mamografía la estadística relacionada con los parámetros establecidos en la tabla 1.



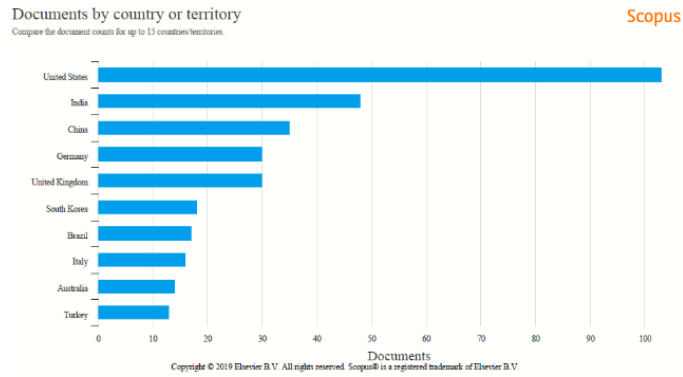
Gráfica 44. Relaciona la cantidad de artículos por área del conocimiento para Mamografía

La gráfica 44 relaciona la cantidad de artículos publicados por área del conocimiento para la técnica de mamografía, mostrando que el área de más investigación es medicina con un 64 % de los artículos que se obtuvieron después del refinamiento para esta técnica.



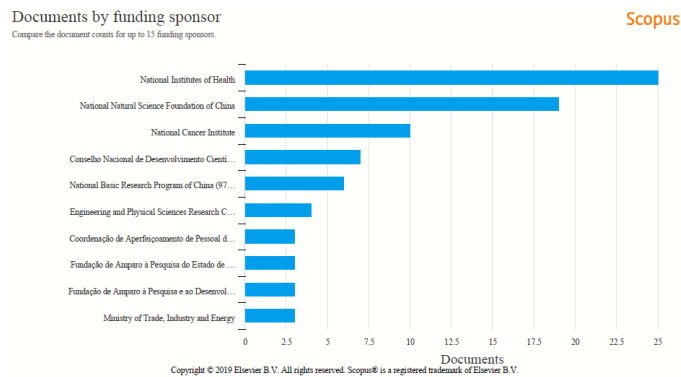
Gráfica 45. Muestra la cantidad de artículos por universidad para Mamografía

En la gráfica 45 se muestran las diez universidades que más publicaciones de la técnica mamografía, destacando la Universidad Harvard Medica School y NYU School of Medicine con un 0.15 % del total de artículos.



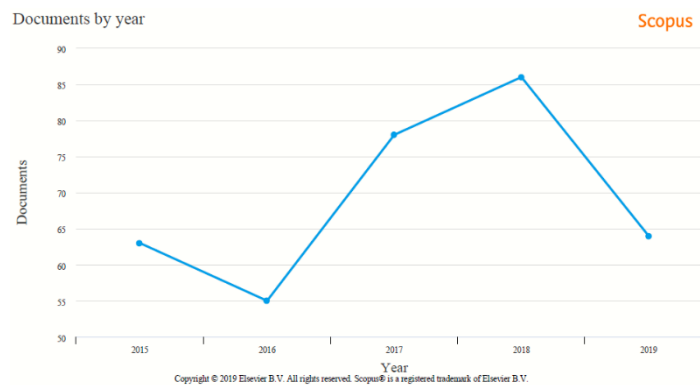
Gráfica 46. muestra la cantidad de publicaciones por país para Mamografía

En la gráfica 46 se relacionan los diez países con más publicaciones de la técnica mamografía, destacando Estados Unidos con un 1.5 % del total de artículos publicados.



Gráfica 47. Muestra las publicaciones por entidad financiadora para Mamografía

La gráfica 47 relaciona las diez entidades financiadoras que más artículos publicados presentaron. Destacando la National Institute of Health con el 0.4 % del total de los artículos.

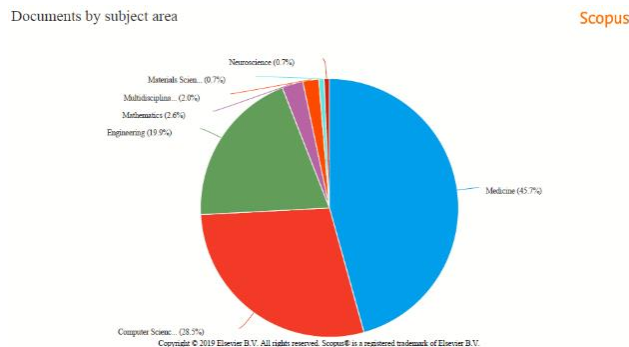


Gráfica 48. Relaciona la cantidad de artículos publicados por año para Mamografía

En la gráfica 48 se muestra el crecimiento de la investigación en la técnica de mamografía a lo largo de los últimos cinco años, presentando su punto máximo en el año 2018 con un incremento del 0.6 % respecto al año 2016 donde se presentó la menor cantidad de publicaciones.

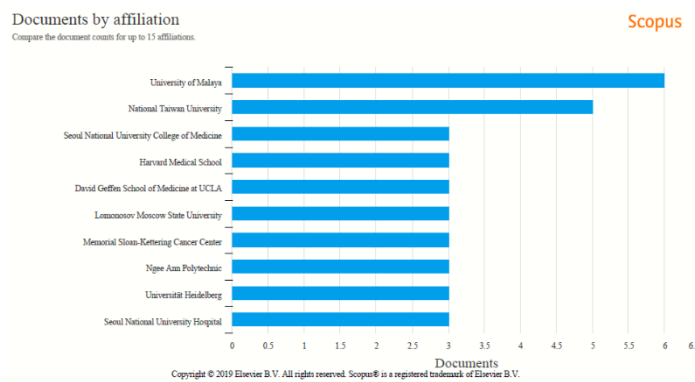
3.4.2.3 Ultrasonido

La base de datos Scopus proporciona para ultrasonido el análisis bibliométrico de acuerdo a los parámetros establecidos en la tabla 1



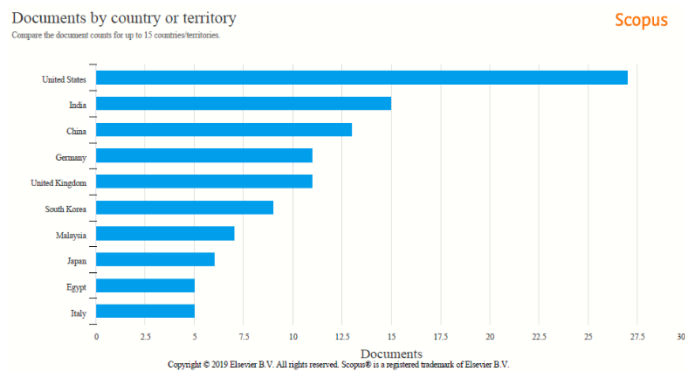
Gráfica 49. Relaciona la cantidad de artículos por área del conocimiento para Ultrasonido

La gráfica 49 muestra la distribución de las publicaciones para la técnica de ultrasonido de acuerdo con el área de conocimiento, mostrando que medicina es el área que más publicaciones realiza, con un 45.7 % del total de 409 artículos encontrados para esta técnica.



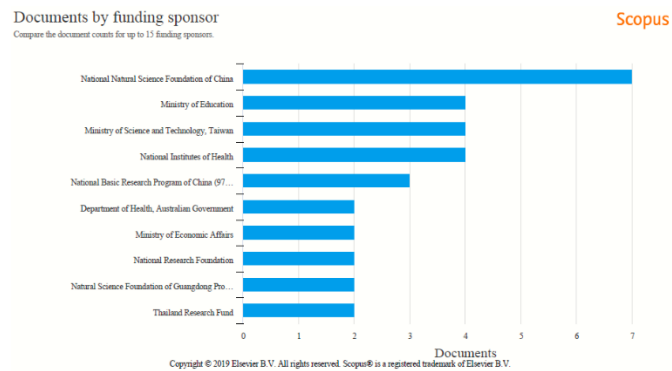
Gráfica 50. Relaciona la cantidad de publicaciones por universidad para Ultrasonido

La gráfica 50 muestra las diez universidades con más publicaciones en la técnica ultrasonido, destacando la University of Malaya con el 1.4% del total de 409 artículos encontrados para esta técnica.



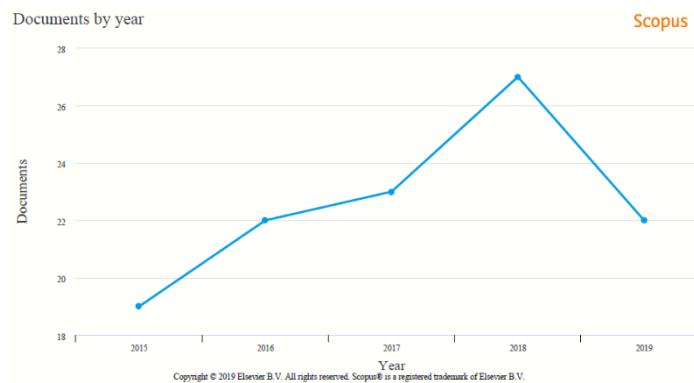
Gráfica 51. Muestra las publicaciones por país para Ultrasonido

La gráfica 51 relaciona los diez países con mayores publicaciones en la técnica de ultrasonido, destacando Estados Unidos con un 6.35 % del total de publicaciones.



Gráfica 52. Muestra las publicaciones por entidad financiadora para Ultrasonid

La gráfica 52 realaciona las diez entidades que más artículos financiaron para la técnica de ultrasonido, destacándose la Natioanal Natural Science Foundation of China con un 1.7 % del total de artículos encontrados.



Gráfica 53. Relaciona la cantidad de artículos publicados por año para Ultrasonido

La gráfica 53 muestra el crecimiento en las publicaciones sobre ultrasonido en los últimos cinco años, mostrando un crecimiento del 1.96 % del año 2015 al año 2018 donde obtuvo su mayor número de publicaciones.

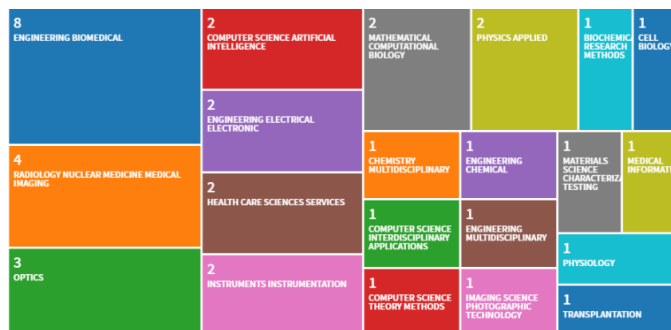
3.5 Análisis bibliométrico Termografía Infrarroja

Para realizar el análisis bibliométrico se extrae la información estadística que ofrecen las bases de datos Scopus y Web of Science, dado que son dos bases diferentes se procura que dicho análisis sea igual para las dos, así se decide que los parámetros bibliométricos serán, área de estudio, universidad, publicaciones por país, publicaciones por entidades financiadoras y publicaciones por año.

3.5.1 Web of Science

Para realizar el análisis bibliométrico de la termografía infrarroja se parte de la búsqueda realizada en la sección 3.1.2 y se establecen parámetros de búsqueda diferentes a los demás métodos de diagnóstico, debido a que el repositorio referente a este tema es todavía muy escaso, motivo por el

cual no se puede limitar mucho la búsqueda en cuanto al área de conocimiento, y cantidad de citas, solo se aplico el refinamiento de artículo y ventana de observación, obteniendo así 21 artículos.



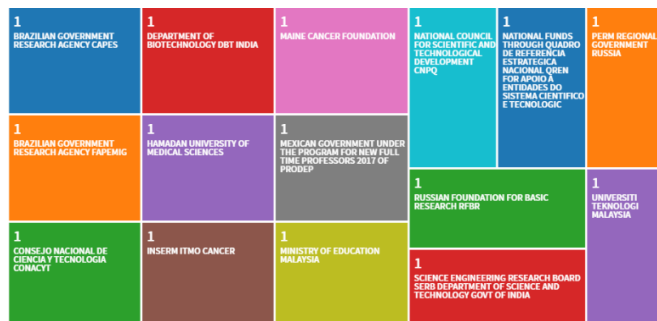
Gráfica 54. Muestra la cantidad de publicaciones por área del conocimiento para TIR

La gráfica 54 relaciona los artículos sobre termografía infrarroja publicados de acuerdo al área de conocimiento destacando el área de Engineering Biomedical como la que más artículos tiene, con el 38 % de los artículos para ésta área.



Gráfica 55. Muestra las publicaciones por universidad para TIR

La gráfica 55 relaciona las publicaciones hechas en termografía infrarroja por universidad, se evidencia que la información esta distribuida de forma pareja en todas las universidades con solo un artículo publicado, destaca la universidad Islamic Azad Univ con dos artículos publicados.



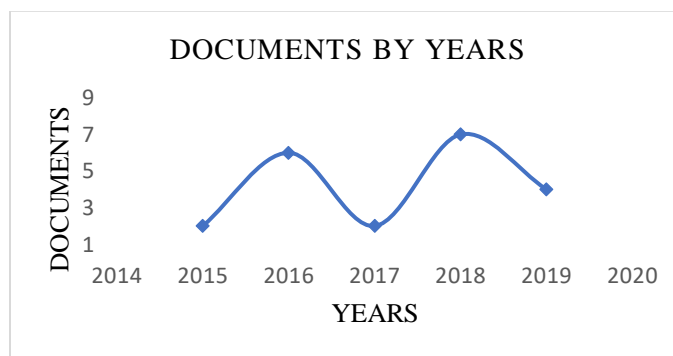
Gráfica 56. Muestra las publicaciones por entidad financiadora para TIR

La gráfica 56 relaciona los artículos de acuerdo con la entidad financiadora, donde la información está distribuida de forma uniforme con un artículo publicado para cada entidad.



Gráfica 57. Muestra los de artículos publicados por país para TIR

En la gráfica 57 se relaciona la cantidad de artículos publicados por país para la técnica de termografía infrarroja, donde destaca el país Irán con el 13% de las 41 publicaciones.

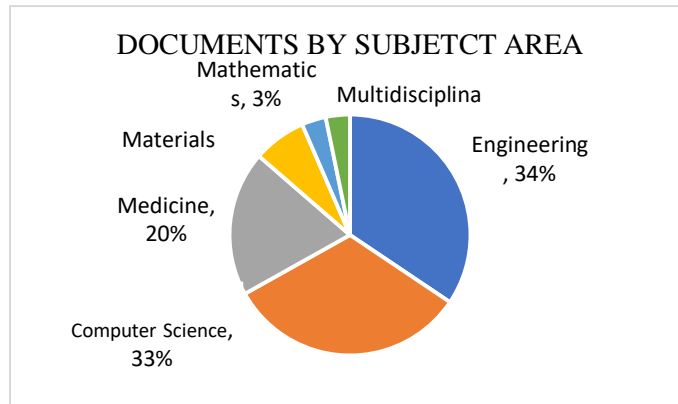


Gráfica 58 Muestra las publicaciones por año para TIR

La Gráfica 58 muestra el incremento que la técnica de termografía infrarroja ha tenido los últimos cinco años y de los 21 artículos que se encontraron, la gráfica muestra como las publicaciones en esta base de datos han variado significativamente cada año, teniendo un máximo de publicaciones en los años 2016 y 2018 con seis y siete artículos publicados.

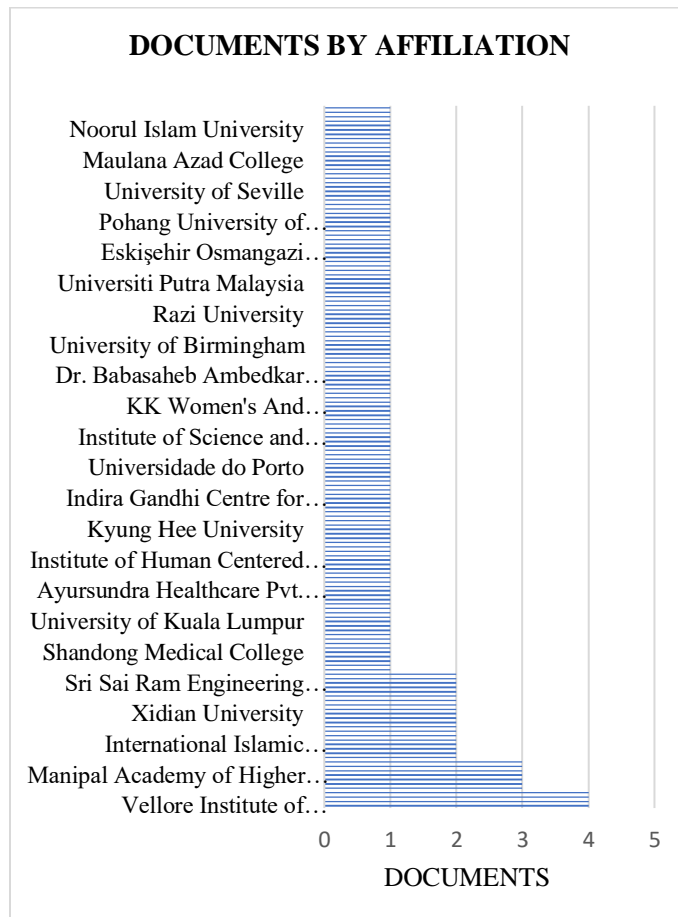
3.5.2 Análisis Bibliométrico Termografía Scopus.

Se realiza el análisis partiendo de la búsqueda general presentada en la sección 3.1.1, para el cual se aplica el refinamiento de la tabla 1 (sección 2.1), sin embargo, los resultados de la búsqueda son pocos, motivo por el cual no se hace el refinamiento por cantidad de citas. Esta búsqueda se realiza el día 7 de Diciembre del 2019.



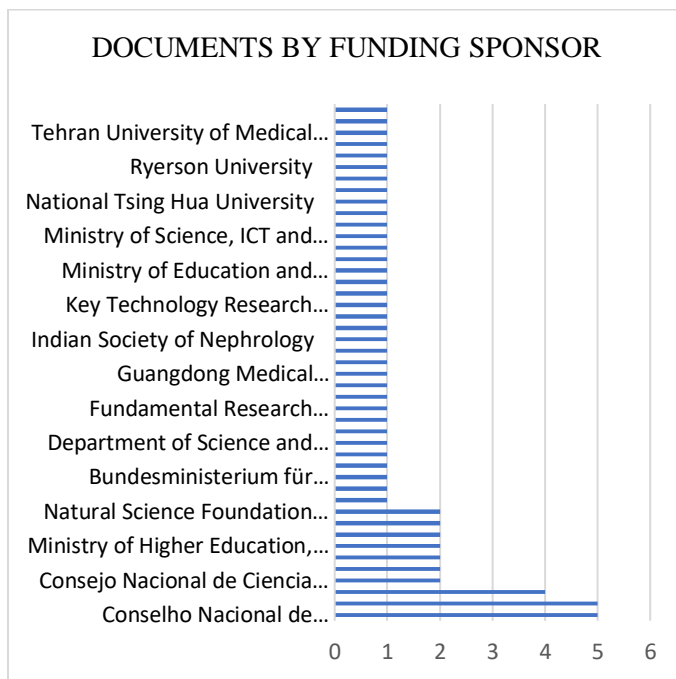
Gráfica 59 Documentos publicados por área del conocimiento para TIR

La gráfica 59 muestra la distribución de las publicaciones hechas para la TIR en las diferentes áreas del conocimiento de la base de datos Scopus mostrando que el 34 % del total de 100 artículos encontrados fueron para el área de ingeniería seguido del 33 % para ciencia computacional.



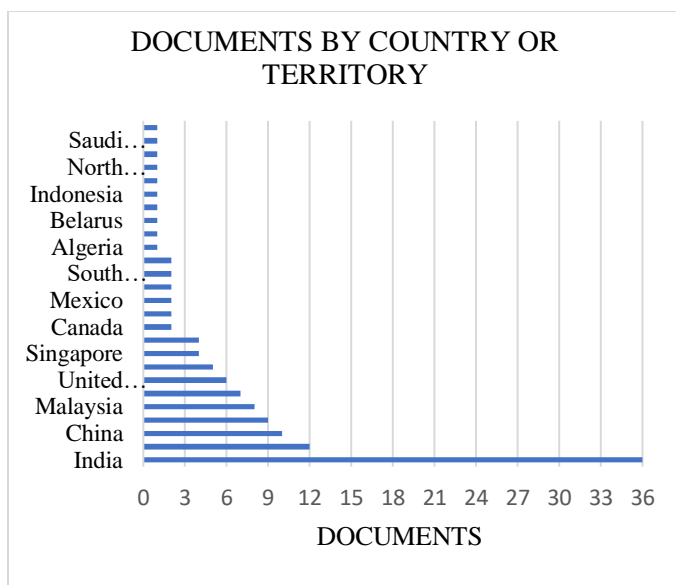
Gráfica 60. Documentos publicados por universidad para TIR

La gráfica 60 muestra las universidades que más artículos publican por año siendo Vellore Institute of Technology el que más publicaciones tiene con un 4 % del total de 100 artículos encontrado para termografía infrarroja.



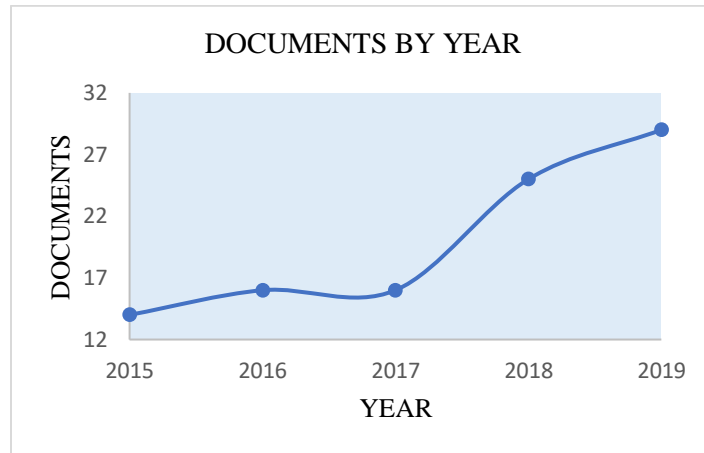
Gráfica 61. Documentos publicados por entidad financiadora para TIR

La gráfica 61 relaciona las publicaciones de acuerdo a la entidad financiadora, donde la entidad conselho nacional de desarrollo científico e tecnologico es la que tiene el mayor porcentaje de publicaciones, del 5 %.



Gráfica 62. Documentos publicados por país para TIR

La gráfica 62 muestra las publicaciones por país, donde India es la que tiene el mayor porcentaje de, siendo este del 36 % del total de 100 artículos encontrados.



Gráfica 63 Documentos publicados por año, para TIR

El crecimiento de la técnica termografía infrarroja en los últimos cinco años se muestra en la gráfica 63 donde el incremento fue del 15 % del año 2015 al 2019, teniendo el punto de mayor publicación en el año 2019.

3.6 Análisis Artículos Termografía

En busca de presentar la técnica de termografía infrarroja para detectar cáncer de seno, como una herramienta con potencial para ser implementada en Colombia, se realiza el análisis de diversos estudios realizados en diferentes países mostrando los resultados obtenidos.

Para el análisis de la información se clasifica según la imagen 11.

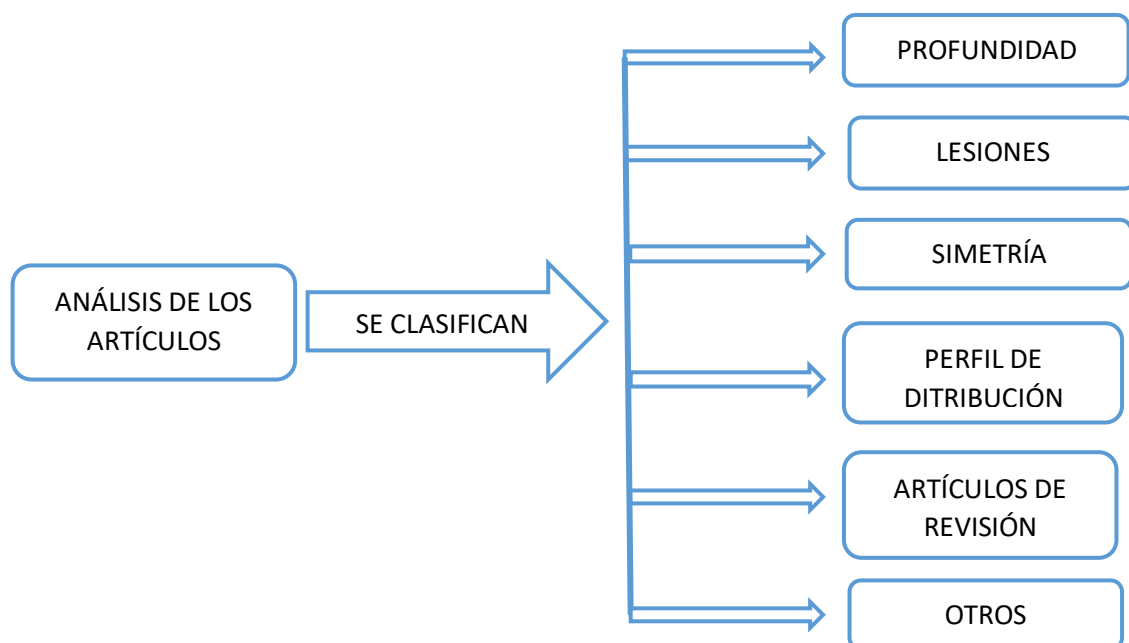


Imagen 11. Cuadro sinóptico que muestra la clasificación de los artículos de TIR encontrada en las bases de datos Scopus y Web of Science

3.6.1 Profundidad

En el artículo **Numerical and Experimental Investigation on the Breast Cancer Tumour Parameters by Inverse Heat Transfer Method Using Genetic Algorithm and Image Processing** [38] realizan un phantom en forma de cilindro cubierto por un material que simula el tejido del seno e insertaron un calentador que permitiera simular la temperatura del seno. Para el análisis de las imágenes se realiza mediante el método de transferencia de calor inverso utilizando un algoritmo genético (GA) y procesamiento de imágenes (IP) para determinar la profundidad y la tasa de generación de calor de un tumor de cáncer de seno, donde la transferencia de calor en el tejido se modeló utilizando la ecuación de transferencia de biocalentamiento de Pennes, y se resolvió utilizando un método de volumen finito (FVM). Luego validaron los resultados obtenidos del experimento aplicando el mismo procesamiento de imágenes a un termograma mamario de una paciente con cancer y encontraron que los resultados fueron muy similares. Estos resultados fueron muy satisfactorios y llevaron a que concluyeran que es posible determinar la profundidad del tumor.

En el artículo **Potentialities of Steady-state and Transient Thermography in Breast Tumour Depth Detection:A Numerical Study** [39] se examinan dos enfoques de detección de profundidad. El primero se basa en la magnitud del contraste térmico en estado estacionario y en cómo se ve afectado por la profundidad del tumor, el diámetro y la densidad mamaria. El segundo enfoque se basa en el perfil térmico del punto caliente obtenido en el seno con tumor. Para simular el aumento de la temperatura en la mama utilizan la ecuación de transferencia de biocalentamiento Penne. Los resultados encontrados en este trabajo mostraron que el contraste térmico en estado estacionario depende tanto de la profundidad del tumor como del tamaño del tumor, lo que indica una probabilidad de que el tumor esté presente a una profundidad mayor de 15 mm.

En el artículo **Non-invasive and Non-Ionizing Depth Resolved Infra-Red Imaging for Detection and Evaluation of Breast Cancer a Numerical study** [40] destaca una técnica de imagen infrarroja altamente sensible a la emisividad y el análisis asociado para la detección temprana de los tumores presentes dentro del seno a diferentes profundidades simuladas usando un modelo tridimensional de elementos finitos. Para hacer este estudio más realizable, se incorpora un ruido gaussiano blanco aditivo en los datos simulados generados. Además, los datos ruidosos se analizan utilizando la técnica de procesamiento de datos en el dominio del tiempo para obtener la información de fase respectiva, se aplica un proceso de enfriamiento conductivo para analizar distribuciones de temperatura superficiales durante el enfriamiento y recuperación térmica, en función del tiempo. Los resultados obtenidos muestran que el enfoque de la fase del dominio del tiempo revelan capacidades de detección mejoradas que las de los termogramas sin procesar.

3.6.2 Clasificación de Lesiones

En estos artículos se realizan procesos de entrenamiento con el fin de poder identificar los termogramas con tumores malignos, Benignos o con quistes.

En el artículo **Representation Learning-Based Unsupervised Domain Adaptation for Classification of Breast Cancer Histopathology Images** [41] se implementa un método de adaptación de dominio basado en el aprendizaje de representación, en primer lugar, se extraen los vectores de características del conjunto de entrenamiento de histopatología etiquetado, utilizando

descriptores artesanales como local binary pattern (LBP), cuantificación de fase local (LPQ) y parameter-free threshold adjacency statistics (PFTAS). Luego, los vectores de características extraídos se utilizan para aprender y formar una matriz de proyección. Después de eso, los clasificadores básicos y las muestras mapeadas se utilizan para obtener un modelo de aprendizaje. La extracción de vectores de características de imágenes de prueba de histopatología no marcadas se realiza de la misma manera que el conjunto de entrenamiento etiquetado. Luego se asignan a un espacio invariante a través de la matriz de proyección. y finalmente, se clasifican.

En el artículo **Identification of Mammary Lesions in Thermographic Images: Feature Selection Study Using Genetic Algorithms and Particle Swarm Optimization** [42] el objetivo principal es el optimizar la identificación y clasificación de las lesiones mamarias debido a los problemas que se han encontrado en la literatura para mejorar la predicción de los defectos en los termogramas, y así aumentar la sensibilidad de la prueba. Las imágenes se tomaron del departamento de ingeniería mecánica de la Universidad de Pernambuco de Brasil. Para el desarrollo del proyecto primero separan las imágenes por grupo de acuerdo con el diagnóstico, los valores numéricos de temperatura escalar se mapean usando una distribución de pseudo-calor RGB llamada JET, se pasa a escala grises y se extraen las características descriptoras de forma y textura y se aplica el método SMOTE. La selección de características se realiza mediante algoritmos genéticos u optimización de enjambre de partículas y luego se generan entrenamientos de prueba. Para validar los resultados, se utilizaron procesos de validación cruzada dividida en porcentajes y multiplicada por diez. Los resultados se evalúan teniendo en cuenta la precisión y el índice kappa. Usaron el software Weka, versión 3.8. y concluyeron que fue posible reducir de 169 características con una precisión del 91,12% a 57 características, con una precisión del 87,08% utilizando el algoritmo genético. También encontraron un subconjunto de 60 características con una precisión del 86,16% con PSO.

En el artículo **Differentiation of Breast Abnormalities in Infrared Images Using Riesz and Quaternion Hilbert Transform Based Features** [43] realizan una caracterización de los tejidos normales y anormales usando transformaciones de Riesz y cuaternion Hilbert. Las imágenes fueron tomadas del hospital universitario de la ciudad de Pernambuco Brasil con una cámara FLIR S45. Teniendo en cuenta el punto medio que separa mama izquierda de la derecha se calcula y se propone un índice basado en las características extraídas para el análisis del tejido mamario. Para el desarrollo del proyecto primero realizaron la segmentación de las imágenes, luego la separación del seno derecho y el izquierdo y para cada uno extrajeron características de Riesz y las características de Quaternion, finalmente evaluaron casos anormales y normales para cada característica. Los resultados mostraron que las características extraídas usando la transformación de Riesz y cuaternion de Hilbert son capaces de discriminar las condiciones normales y patológicas de los tejidos mamarios.

En el artículo **An Interval Prototype Classifier Based on a Parameterized Distance Applied to Breast Thermographic Images** [44] se propone un enfoque innovador para clasificar las anomalías mamarias (malignas, benignas y quistes), empleando datos de temperatura de intervalo para detectar el cáncer de mama. El método construye prototipos de clase, y el paso de asignación se basa en una distancia de Mahalanobis parametrizada para datos con valores de intervalo. El

clasificador propuesto se aplica a un conjunto de datos de termografía mamaria de Brasil con 50 pacientes. El objetivo del proyecto es proponer un clasificador prototipo más cercano para datos de intervalo que permita reconocer las anomalías mamarias, para la ejecución se parte de 50 imágenes termográficas donde 19 son casos benignos 14 son malignos y 17 son quistes. Luego los datos de entrada de intervalo se obtienen por mínimo y máximo de valores de temperatura del seno para cada paciente. Cada intervalo está representado por su punto y rango medios y se proyectan a un nuevo espacio de características utilizando el criterio de Fisher, finalmente, una regla de asignación basada en el intervalo más cercano. Los resultados obtenidos sugieren que el uso de la distancia de Mahalanobis parametrizada con valor de intervalo con un clasificador prototipo más cercano es una opción adecuada para abordar el problema de clasificación del cáncer de mama a partir de imágenes termográficas y puede usarse en otras aplicaciones de clasificación de datos con valor de intervalo.

En el artículo **Breast Cancer Detection from Thermal Images Using Bispectral Invariant Featurestratanv**[45] tratan de enfatizar en los puntos calientes de los termogramas que puedan representan cáncer. se evalúa la efectividad de las características invariables biespectrales en la clasificación diagnóstica de las imágenes térmicas de seno de clases malignas, benignas y normales y se propone una variante de estas características de fase única. Para la metodología los termogramas se convierten primero en imágenes rectangulares de regiones de puntos calientes, los límites se extraen utilizando la detección de bordes Canny y realizan la eliminación de los bordes internos, luego se seleccionan las regiones más calientes para la extracción de las características. Las imágenes de los senos se segmentan utilizando el agrupamiento difuso de C-Means, luego utilizan proyecciones de Radon, y se extraen las características para entrenar el clasificador, para esto se utiliza un clasificador Adaboost para seleccionar y fusionar las mejores características durante el entrenamiento.

Los resultados muestran que las características espectrales de orden superior son capaces de diferenciar entre diferentes clases, como las malignas, benignas y normales en los termogramas de seno los casos malignos se detectan con un 95 % de precisión, casos benignos y normales, con una precisión del 83 % en comparación con el 66 % del original.

3.6.3 Simetría Entre Senos

En el artículo **A Hybrid Cost-Sensitive Ensemble for Imbalanced Breast Thermogram Classification**[46] parten de las imágenes DITI India, “Clinical breast thermal images,” 2018. [Online]. Available: <http://www.thermography.co.in/>. En este artículo trabajan para mejorar los clasificadores existentes que permiten encontrar en los termogramas los casos verdaderamente positivos y reduzca los falsos positivos debido a malas interpretaciones de métodos existentes, tiene como objetivo principal analizar los termogramas de mama mediante extracción características que describen simetrías bilaterales entre las dos áreas del seno y presentan un sistema de clasificación para la toma de decisiones. El método usado para el procesamiento de las imágenes es el siguiente. Inicialmente se implementa un umbral de tres niveles con la optimización de grupo social (SGO) y la entropía de Kapur (KE). El SGO consta de las siguientes fases, la fase de educación para

sistematizar la ubicación de los ciudadanos con respecto a la función de costos y la fase de cumplimiento del conocimiento para permitir que los ciudadanos noten resultados óptimos. Se considera que este SGO ayuda a los umbrales de Kapur a encontrar el umbral optimizado, que maximiza la función de costo. Las imágenes se clasifican de acuerdo con los termogramas, normales, anormales y moderados. En conclusión, este método puede facilitar un diagnóstico temprano altamente preciso del cáncer de seno basado en las características del termograma. Supera las dificultades planteadas por la distribución desequilibrada de pacientes en los dos grupos analizados.

En el artículo **A Hybrid Framework to Evaluate Breast Abnormality Using Infrared Thermal Images**[47] tratan sobre las técnicas de diagnóstico como son rayos x, la tomografía computarizada y la resonancia magnética que en ocasiones requiere de un agente de mejora de contraste que termina siendo dañino para el paciente estos agentes son muy usados para diferentes tipos de cáncer. Las imágenes térmicas de seno (BTI) es un procedimiento usado para medir la radiación de la piel por medio de patrones de colores, es no invasivo y económico. Este documento presenta el análisis del seno derecho e izquierdo detectando la neoplasia mamaria y la ejecución de un procedimiento de dos pasos basado en el umbral de Kapur y agrupamiento difuso de C-medias (FCM). Se considera que el proceso de umbral mejora la BTI al agrupar las regiones de píxeles / color región, y el FCM se puede usar para separar los patrones térmicos similares para que el patrón de alta temperatura se pueda extraer y examinar para confirmar la gravedad del cáncer. Se aplica la función Haralick.

En el artículo **Breast Cancer Diagnosis Based on Mammary Thermography and Extreme Learning Machines** [48] las imágenes fueron obtenidas del hospital universitario federal de Pernambuco donde se tomaron 50 termogramas de mujeres, de las cuales 25 tienen cáncer y 25 son sanas. Este estudio lo hacen comparando un estudio realizado antes, donde toman las mismas variables para poder comparar, la diferencia entre los dos estudios es que el sistema para la toma de imágenes lo construyeron mecánico, desde rieles para mover la cámara, hasta la silla para mover el paciente, hicieron la comparación con los resultados de (Araújo MC, Lima RC, Souza RM. Interval symbolic feature extraction for thermography breast cancer detection. *Expert Syst Appl.* 2014; 41(15):6728-37. <http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2014.04.027>.) el objetivo principal de este estudio es investigar el comportamiento de diferentes métodos de clasificación mientras se agrupan las imágenes termográficas en tipos específicos de lesiones. El procedimiento para la toma de las imágenes fue el siguiente. Se obtuvieron ocho (8) imágenes JPG para cada paciente, cada imagen se adquirió desde una posición diferente, como la siguiente: T1 (frontal con las manos en la cintura), T2 (frontal con las manos levantadas, sosteniendo la barra ubicada sobre la cabeza, MD (solo seno derecho), ME (solo seno izquierdo), LIMD (lateral interno del seno derecho), LIME (lateral interno del seno izquierdo), LEMD (lateral externo del seno derecho) y LEME (lateral externo del seno izquierdo). Se seleccionaron cuatro características: momento1, momento3, porcentaje de ejecución y falta de uniformidad del nivel de grises, para que la interpretación no fuera subjetiva, ya que el seno por si solo tiene puntos calientes, esto con el fin de alimentar los clasificadores. La extracción de características se basa en la combinación de características de textura y forma, utilizando momentos de Haralick y características de Zernike, respectivamente, extraídos de matrices de temperatura de nivel de gris generadas a partir de pseudocolor JPEG. Finalmente, se evaluó el rendimiento del sistema mediante la precisión y el índice Kappa. Los

resultados obtenidos fueron, un 88,10 % de precisión, un 85,71 % de sensibilidad y un 90,48 % de especificidad, sin intervención manual, contra los resultados de Araújo et al. (2014), que arrojó 84 % de precisión, 85.7 % de sensibilidad y 86.5 % de especificidad para la clase maligna. obtuvieron resultados mejores que los obtenidos por ellos.

En el artículo **Asymmetry Analysis of Breast Thermograms Using Automated Segmentation and Texture Features** [49] trata de una segmentación del seno izquierdo y derecho de forma automática haciendo uso de clasificadores computer-aided detection (CAD) y Gray Level Co-occurrence Matrices (GLCM) el objetivo principal es proponer un nuevo método de segmentación para el análisis de asimetría de termogramas de seno, haciendo uso de las características de forma del seno y el ajuste de la curva polinómica. Para la ejecución del proyecto se estudian 80 termogramas obtenidos de bases de datos, donde 40 son normales y 40 anormales, a las matrices de temperatura se le asignan valores de intensidad de grises de 0-255, se selecciona el límite superior de la región de interés (ROI) se suaviza usando un filtro gaussiano, con una desviación estándar de 1,4 también la detección de bordes Canny. La secuencia es la siguiente: Primero se selecciona ROI luego se realiza segmentación de los dos senos buscando el punto medio para luego valorar los resultados con error cuadrático medio (MSE) o relación señal / ruido pico (PSNR), distancia euclidiana (ED) y coeficiente Jaccard. Luego se realiza la extracción de características y clasificación para lo cual se hace uso de las características estadísticas de primer y segundo orden las cuales se extraen calculando el histograma y el GLCM del ROI. En los resultados se obtiene un error cuadrado medio promedio y un coeficiente Jaccard de 0.036 y 0.97 para el conjunto de datos de termogramas normales y anormales. El error en la detección de la línea de bifurcación es inferior a un píxel.

En el artículo **Analysis of Transform-Based Features on Lateral View Breast Thermograms** [50] presentan una forma de mejorar la termografía mamaria aplicando el método CAD el cual consiste en etapas de preprocesamiento, extracción de características y clasificación como las fases principales. Donde solo se analizarán las vistas laterales. El objetivo principal es mejorar la termografía mamaria como una herramienta de detección también en las vistas laterales. Para la ejecución del proyecto, primero se realiza la transformación GLCM de la cual se extraen las características, luego para la transformación wavelet, la transformación curvelet, la transformación controurlet y la prueba T de muestreo y de cada uno se extraen las características. Se toman 36 características para los 81 termogramas mamarios de los sujetos. Para cada tema, se consideran cinco imágenes, por lo tanto, las características se extrajeron de 405 termogramas mamarios, incluidos los normales y anormales. Los resultados muestran que se obtienen tasas de clasificación exitosas de normal y anormal con las características de GLCM y NSCT que las obtenidas con coeficientes wavelet y curvelet. Los resultados de la vista frontal muestran que los clasificadores de modelo de regresión lineal, SVM y AdaBoost dan un promedio de tasa de sensibilidad del 75 %, 79 % de tasa de especificidad y tasa de precisión del 83 % en comparación con los otros clasificadores. En comparación con las vistas laterales, la tasa de sensibilidad y la tasa de especificidad aumentan hasta valores promedio de 81 % y 83 %, respectivamente, utilizando KNN, Naïve Bayes, regresión lineal y SVM.

En el artículo **An Approach to Analyze the Breast Tissues in Infrared Images Using Nonlinear Adaptive Level sets and Riesz Transform Features** [51] se hace uso de las imágenes disponibles

en la página web <http://visual.ic.uff.br/en/proeng>, las cuales fueron tomadas en la universidad Federal de Pernambuco, se hace uso de 100 imágenes donde 20 imágenes confirmadas con biopsia son usadas para el análisis de simetría. Se busca poder diferenciar los termogramas normales de los anormales por lo tanto los termogramas mamarios se someten a técnicas de eliminación de ruido, mejora de contraste y segmentación basadas en SURELET. Los resultados segmentados se comparan cuantitativamente con la verdad básica utilizando medidas de similitud y finalmente, las características estructurales basadas en la transformación Riesz se extraen y analizan en busca de tejidos mamarios normales y anormales. La metodología es la siguiente: primero se elimina el ruido de las imágenes utilizando la Transformada de Oletonormal Wavelet (OWT) basada en SURELET. Segundo para la segmentación de la mama usan el método de ajuste de nivel adaptativo no lineal basado en fases y tercero realizan el análisis de simetría utilizando características de transformación Riesz. Los resultados obtenidos muestran que las imágenes sin ruido mostraron una mejora considerable en términos de relación señal / ruido en comparación con las imágenes en bruto. Del mismo modo, las medidas de nitidez dieron como resultado un alto valor para imágenes mejoradas. Se encuentra que la precisión del marco de segmentación es del 98 %, lo que implica que este método es capaz de delinear los tejidos mamarios independientemente de las complejidades involucradas.

En el artículo **Singular Value-Based Characterization and Analysis of Thermal Patches for Early Breast Abnormality Detection**[52] describe un nuevo enfoque para el diagnóstico asistido por computadora de la anormalidad del seno en pacientes asintomáticas. Parte del problema de que las distribuciones de temperatura son diferentes en los termogramas normales y anormales y los parches térmicos calientes son visibles en los termogramas anormales y a la vez es complejo el procesamiento, el método propuesto explota la presencia de parches térmicos calientes y cambios vasculares mediante el uso de la transformación de la ley de potencia para el preprocesamiento y la descomposición de valores singulares para caracterizar los parches térmicos. Los resultados experimentales muestran que el sistema propuesto funciona mejor que otros métodos de detección de anomalías mamarias recientemente reportados.

3.6.4 Perfil de Distribución

En los siguientes artículos el enfoque se dio en el perfil de distribución de temperatura de los termogramas.

En el artículo **Breast Cancer Detection in Thermal Infrared Images Using Representation Learning and Texture** [53] las imágenes fueron tomadas a una temperatura de 20 °c a 22°C se tomaron 20 imágenes durante el enfriamiento que duro 5 minutos las imágenes se tomaron con una cámara Flick model SC620 se implementa el procesamiento validando 6 métodos de análisis de textura para describir los cambios de la temperatura de los senos en las imágenes infrarrojas térmicas, las cuales son: histogram of oriented gradients (HOG), gray level co-occurrence matrix (GLCM), lacunarity analysis of vascular networks (LVN), local binary pattern (LBP), local directional number pattern (LDN) and Gabor filters (GF), el objetivo principal fue proponer un método novedoso para modelar los cambios en las temperaturas en los senos normales y anormales utilizando una técnica de aprendizaje de representación llamada métodos de análisis de textura y

aprendizaje de rango (LTR) y la metodología consta de dos partes, entreno y pruebas. Para la primer parte se realizan en dos fases, la primera se extraen las características de textura de cada termograma, y luego se utiliza un método LTR, para la segunda fase las representaciones aprendidas se introducen en un clasificador para construir un modelo, el clasificador de perceptrón multicapa (MLP) , se evalúa la eficacia de los 6 métodos de análisis de textura. en los casos de ser termogramas normales se usa el modelo MPL. Los resultados de clasificación fueron sobresalientes en términos de AUC, precisión, recuerdo, precisión. También supera los resultados de los métodos relacionados.

En el artículo **Role of Normalization of Breast Thermogram Images and Automatic Classification of Breast Cancer**[54] propone un análisis de simetría de temperatura para los termogramas mamarios para diferenciar los normales de los anormales de forma automática. Pretenden mejorar la predicción aplicando características locales de energías de las subbandas wavelet. Realizan el proceso utilizando las matrices de temperatura normalizadas y no normalizadas, además comparan el trabajo con el de Acharya, U.R., Ng, E.Y.K., Tan, J.H., Sree, S.V.: Thermography based breast cancer detection using texture features and support vector machine. J. Med. Syst. 36(3), 1503–1510 (2012). El objetivo principal del trabajo es proponer un método novedoso para clasificar automáticamente las imágenes de termogramas mamarios utilizando las características locales de energía de las subbandas wavelet y utilizan la siguiente metodología: los termogramas son obtenidos de la base de datos pública en Visual Lab, Universidad Federal Fluminense, Brasil . Se consideran 100 termogramas mamarios de vista frontal 47 normales y 53 anormales. los termogramas de seno normalizados son preprocesados y segmentados automáticamente en seno derecho e izquierdo para análisis de asimetría. Las características energéticas locales de las subbandas wavelet se extraen de los termogramas mamarios segmentados. La diferencia absoluta de características entre el seno derecho y el izquierdo se obtiene para la medición de la asimetría. Para reducir la dimensión del espacio de funciones y encontrar el conjunto de funciones apropiado, se utilizan la Selección de funciones de avance flotante secuencial (SFFS), Selección de funciones de subconjunto aleatorio (RSFS) y Algoritmo genético (GA). Las funciones seleccionadas se envían al clasificador para entrenamiento y pruebas.

En el artículo **Thermal Distribution Analysis of Three-Dimensional Tumor-Embedded Breast Models With Different Breast Density Compositions**[55] parten del problema que se tiene cuando el cáncer se encuentra en mujeres jóvenes debido a la densidad que presentan los senos, el perfil de distribución de temperatura cambia, y lo difícil es encontrar varios grupos de estudio que sean de diferentes edades. Para resolver este problema enfocan su estudio por el método de elementos finitos, donde su objetivo principal en particular fue desarrollar modelos de senos con diferentes niveles de densidad mamaria e investigar los efectos de los cambios en las diferentes composiciones de densidad mamaria en el perfil de distribución de temperatura superficial de la mama. Se desarrollaron cuatro modelos mamarios tridimensionales diferentes, a saber, extremadamente denso (DE), heterogéneamente denso (HD), grasa dispersa (SF) y

predominantemente grasa (PF), con diferentes composiciones de densidad mamaria en base al modelo de seno de configuración de capa presentado por Ng y Sudharsan, se realizó un cálculo inverso al convertir los valores de dimensión dados en el modelo de referencia en el porcentaje de composiciones de tejido para cada capa. Se realizó la simulación numérica de estos modelos de senos, a través del método de elementos finitos (FEM) disponible en el paquete computacional ultiphysics de COMSOL, se adoptó la ecuación de biocalentamiento de Pennes (PBHE) para modelar el mecanismo de transferencia de calor en los tejidos perfundidos con sangre y para describir cuantitativamente la interacción térmica en el seno de forma continua; los resultados de la simulación obtenidos mostraron que diferentes densidades mamarias producían diferentes perfiles de distribución de temperatura de superficie con la presencia de tumor. Cuantitativamente, el análisis estadístico reveló que los modelos de mama ED, SF y PF tenían diferencias medias significativas en la temperatura de la superficie con respecto al modelo de referencia con un valor de $p > 0.025$ en todos los resultados de la simulación, mientras que el modelo HD de mama mostró una diferencia media insignificante en la temperatura de la superficie con respecto al modelo de referencia.

En el artículo **Automated Detection of Breast Cancer in Thermal Infrared Images, Based on Independent Component Analysis**[56] parten de la hipótesis de que el tejido tumoral con angiogénesis e inflamación emite un patrón de temperatura diferente del tejido sano., lo cual se traduce en diferentes características estadísticas que el algoritmo ICA podría extraer de forma independiente mediante la aplicación de algoritmos de procesamiento de imágenes en una fase posterior del método. Las imágenes son tomadas del base de datos del centro de termografía Ann Arbor la página web <http://aathermography.com>. Para llevar a cabo el desarrollo de este trabajo aplican la siguiente metodología: Cada uno de los senos a estudiar se ha dividido en 4 cuadrantes: superior izquierdo, superior derecho, inferior derecho e inferior izquierdo. Esta división proporciona 16 cuadrantes de control o análisis y 48 cuadrantes de estudio o validación de cáncer. El método a analizar consta de tres partes, la primera separa la imagen original en dos crominancia (Cb, Cr) y componentes de luminancia (Y), obteniendo los componentes independientes (ICA) de la imagen y postprocesamiento para segmentación de las áreas tumorales. Los resultados obtenidos arrojaron una sensibilidad del 100% y una especificidad del 94,7%. En el grupo de las imágenes normales el análisis estadístico predictivo fue del 1, indicando que efectivamente ninguno de los pacientes tenía tumores.

En el artículo **Computerized Breast Thermography Study of Image Segmentation and Temperature Cyclic Variations**[57] presenta los exámenes y análisis de termogramas de seno en las mujeres mirando en que momento es óptimo de la mujer para realizar la prueba, con el fin de minimizar los resultados artificiales y falsos en los termogramas, se considera cuidadosamente el entorno del examen y la preparación del paciente, se realiza la toma de más de 800 termogramas a 50 pacientes. el método que se propuso para extraer el objeto útil de su fondo para el termograma. Dió resultados muy alentadores para los 800 termogramas obtenidos. El método permite procesar y calcular la temperatura promedio de la mama, las variaciones cíclicas de la vascularización y la temperatura. Los resultados obtenidos sugiere que hay variaciones vasculares mínimas entre el

quinto y doceavo día después del inicio de menstruación, así como alrededor del día 21 del ciclo menstrual.

En el artículo **Segmentation Of Breast Thermogram Improved Boundary Detection With Modified Snake Algorithm**[58] se pretende mostrar la termografía como una herramienta de diagnóstico temprana, para lo cual se examinaron a unas 50 voluntarias sanas y normales en la Universidad Tecnológica de Nanyang y 130 pacientes en el Hospital General de Singapur, en algunas hicieron los termogramas a lo largo de 2 meses, se obtuvieron alrededor de 1 000 termogramas para contacto y 800 termogramas para enfoques sin contacto. Para el análisis de las imágenes se implementó el modelo Snake. Los resultados no fueron buenos por lo cual se implementó el método de la siguiente manera: consta de la transición de la imagen, la derivada de la imagen, el filtrado y la serpiente de flujo vectorial de gradiente.

En el artículo **An Approach to Identify Lesion in Infrared Breast Thermography Images Using Segmentation and Fractal Analysis**[59] intenta segmentar las regiones más calientes para detectar la región de interés en las imágenes térmicas infrarrojas del seno utilizando la optimización del enjambre de partículas y aún más con la segmentación de conglomerados k-means. Las imágenes de termografía con diferentes patologías como fibroquístico, carcinoma ductal, cáncer inflamatorio y angiogénesis son las más complicadas. La segmentación de la región caliente de los senos se realiza después de eliminar la región no mamaria multiplicando la imagen original y la máscara de fundamental. Las regiones del seno izquierdo y derecho están separadas por cultivo. La segmentación de imágenes basada en la optimización del enjambre de partículas para determinar el nivel umbral y el grupo adicional de k-medias se utiliza para estimar los prototipos de clase indicados por las agrupaciones densas. Las diferencias entre los casos cancerosos y no cancerosos se identifican a partir de imágenes segmentadas utilizando medidas fractales.

En el artículo **Directional SUSAN Image Boundary Detection of Breast Thermogram**[60] en este artículo parten de los problemas que se encuentran en los métodos más usados para límites de bordes como son el canny y la transformada hough y trabajan con el método SUSAN ya que los límites inferiores del seno son muy difícil de obtener debido a que con los métodos más usados presenta mucha sensibilidad a los pequeños cambios de curva del seno. para tratar de resolver el problema de bordes, primero agrupan el seno en 3 regiones, axilar frente y munto medio entre las dos mamas, a estas regiones las llaman A,B,C aplican un algoritmo de detección de límites para cada uno, usan la transformada hough para el punto central de cada seno luego, se calcula automáticamente un conjunto de puntos de borde iniciales para cada seno.

3.6.5 Artículos de Revisión

En el artículo **Breast Thermography from an Image Processing View Point A survey**[10] hace una revisión bibliográfica desde el punto de vista del protocolo en la adquisición de los datos argumentando que la termografía presenta sus mayores problemas al momento de la adquisición debido a los cambios ambientales y que para un buen termograma debe considerarse un protocolo riguroso que permita controlar factores ambientales, en este artículo se realiza una revisión de la

literatura con el fin de mostrar las mejores protocolos de adquisición, donde los resultados son mostrados en dos tablas, la tabla 1 muestra la recopilación de los protocolos y la tabla 2 muestra algunos datos importantes en los trabajos. La metodología usada fue la siguiente: se obtuvo de cada uno de los artículos el protocolo utilizado, si es termografía estática o dinámica y también se categorizo de acuerdo con la toma de las imágenes, es decir si fue de forma secuencial, singular o de acompañamiento. el segundo paso es mostrar la información de cómo fueron tomadas y cuantas imágenes se tomaron en cada artículo, luego extraen toda la información sobre el tipo de cámara y sistemas de adquisición, (en donde fueron tomadas), se pasó a mirar si estos trabajos se encuentran en bases de datos públicas. Para la parte de procesamiento obtuvieron información sobre la región de interés (ROI), luego la extracción de características, clasificación y medidas de evaluación. mira la exactitud de los artículos leídos y finalmente mira la forma como interpretaron las imágenes para el diagnóstico y los modelos de computación que se usaron.

En los resultados obtenidos encontraron que en trabajos la sensibilidad de la termografía fue solo del 83 % mientras que si se combina junto con la mamografía la sensibilidad aumenta considerablemente a 95 %.

En el artículo **A Study and Analysis of Hybrid Intelligent Techniques for Breast Cancer Detection Using Breast Thermograms**[61] hacen un análisis de los diferentes métodos de análisis de termogramas. La clasificación precisa y el diagnóstico de estos termogramas de seno es uno de los principales problemas en la toma de decisiones para los tratamientos, lo que lleva a la utilización de un sistema inteligente híbrido en la clasificación de termogramas de seno. El sistema inteligente híbrido desempeña un papel vital en la predicción de supervivencia de una paciente con cáncer de mama, y es muy importante en la toma de decisiones para tratamientos y medicamentos. El objetivo principal de un sistema inteligente híbrido es aprovechar las ventajas de sus modelos constituyentes y, al mismo tiempo, disminuir sus limitaciones. Este artículo hace un intento de resaltar la confiabilidad de la termografía infrarroja de seno y el sistema inteligente híbrido en la detección y diagnóstico de cáncer de seno.

En el artículo **Infrared Thermography-Based Breast Cancer Detection — Comprehensive Investigation Infrared**[62] hacen un análisis de los métodos usados por varios autores iniciando con redes neuronales ANN, Método C-Means, algoritmos genéticos, análisis de simetría. De cada trabajo hacen un resumen y muestran el resultado obtenido. Los resultados obtenidos en la literatura muestran que los algoritmos más usados son C difusos (FCM) y de optimización colonias de hormigas son los más populares, también se Utilizaron las redes neuronales artificiales (ANN).

3.6.6 Otros Métodos

En el artículo **Extraction of vV to Help Early Breast Cancer Detection**[63] parten de estudios de algoritmos realizados para la extracción de los vasos del ojo, pero aplicándolo a los vasos del seno, esto es debido a que la mayoría de los estudios se centran en los puntos más calientes, y no toman en cuenta los vasos sanguíneos, siendo estos más calientes lo cual puede llevar a falsos

positivos. Cuando el tumor está creciendo. los resultados experimentales confirman el rendimiento aceptable del algoritmo de detección de límites propuesto.

En el artículo **Automatic Segmentation Of Breast Tissue Thermal Images**[64] toman imágenes termográficas y de mamografías de pacientes del hospital de la Universidad de Antonio Pedro tomaron las imágenes por protocolos estáticos 215 y protocolo dinámico 205 eliminando las que quedaron con baja resolución quedaron 159 imágenes que 132 de ellas fueron para individuos sanos y 27 imágenes para pacientes, del método estático 162 y 35 imágenes relacionadas con individuos sanos y cancerosos respectivamente. para la metodología primero realizaron la eliminación del fondo, luego hicieron la separación del seno derecho del izquierdo, aplicando gradiente de temperatura, luego aplican umbral para mejorar la imagen y realizan eliminación de fondo dejando solo la parte de interés en el seno.

3.7 Relación de Métodos.

<i>AUTOR</i>	<i>PARÁMETRO</i>	<i>MÉTODO</i>	<i>PRECISIÓN (%)</i>
[38]Bahador		algoritmo genético (GA), volumen finito (FVM).	-
[39]Amina Amr	profundidad	ecuación biotransferencia pennes (PBHE)	-
[40]Mulaveesala		SNR, Ruido Gaussiano	-
[41]pendar		LBP, CAD, cuantificación de fase local (LPQ) y PFTAS	88.5 87.08
[42]Amanda L		pseudo-calor RGB llamada JET método SMOTE	86.16 -
[43]S.prabha	Lesiones	Transformada Riez y cuartenión Hilbert	95 y 83
[44]Marcus		Distancia Mahalanobis y criterio de fisher	-
[45]Mahnaz E		Canny, C-means, Adaboost, Proyeccion Random	-
[46]Bartoz		SGO, Entropía Kapur.	-
[48]Araujo		Haralick, Zernike atributes	88
[49]Dayakshini	Simetría	decision trees, Bayesian classifiers. Clasificador CAD y GLCM, ROI. CAD Y GLCM, wavelet-curvelet.	- 83
[50]Josephine		KNN, Naïve Bayes, GLCM	98
[51]S. Prabha		Survelet, transformada Riez, wavelet	-
[52]Usha		Ley de potencias	-
[47]Steven		C-Medias, umbral Kapur, función Haralick	-

[53]Mohamed		GLCM, HOG, Método LTR, MLP, LVN, LBP, GF	94 6
[54]Dayakshini	Perfil de Distribución	Modelo Genético GA, SFFSEcuación	-
[55]Asnida		Pennes (PBHE), Elementos Finitos	-
[56]Luciano		Algoritmo ICA	91
[57] NG		Gradiente de Temperatura.	-
[58] Steven		modelo Snake.	-
[59]A. Lavanya		K-means, optimización enjambre partículas (PSO).	-
[60] Elham		Método SUSAN, Transformada Hough.	-
[63]Seyedhe	otros	Alisado Gaussiano, Umbral adaptativo por método astuto.	96.5
[64]Zeinab		Gradiente temperatura, límite de bordes.	-

Tabla 4 Relaciona los métodos usados para el procesamiento de las imágenes para cada artículo

AUTOR	CENTRO DIAGNÓSTICO
A.Lavanya , Mohamed , Dayakshini	Visual Lab. (universidad ferderal fluminense Brasil)
Maria Araújo, S.prabha, Amanda, Pendar	Universidad Federal de pernambuco (Hospital universitario de la universidad de pernambuco)
Bahador, Amina, Asnida R. Molaveesala	Simulaciones del seno en computador
Zeinab	University of Antonio Pedro
Mahnaz	American College of clínica Thermalgraphy, Ann Arbor Thermalgraphy center
Steven	Technological university (Singapore Geral Hospital)

Tabla 5 relaciona los autores con las bases de donde se obtuvieron las imágenes térmicas.

En la tabla 4 se puede evidenciar que los métodos para procesamiento de imágenes han mejorado y se han implementado nuevos métodos: También, se observa que para el preprocesamiento de las imágenes los métodos más utilizados son el Computer-Aided Detection (CAD), debido a que esta ayuda a interpretar las imágenes sin dejar el trabajo solo al ojo humano, y el método Gray Level Co-occurrence Matrices (GLCM). Cuando se trató de simulaciones del seno en 3D se usaron la Ecuación de Pennes (PBHE) y el algoritmo de Elementos Finitos.

En la tabla 5 se evidencia que la mayoría de los artículos tomaron las imágenes termográficas de bases de datos de centros de investigación, como la Universidad de Pernambuco y la Universidad Federal Fluminense, las cuales fueron las más citadas.

Se destaca el artículo Potentialities of steady-state and transient thermography in breast tumour depth detection: A numerical study con 19 citaciones y ha sido leído 48 veces, en éste estudio el objetivo es estudiar numéricamente las posibilidades de extraer información sobre la profundidad del tumor a partir de la termografía de estado estable y la termografía transitoria después del estrés por frío sin necesidad de utilizar ninguna técnica de inversión específica.

PARÁMETROS DE BÚSQUEDA	WEB OF SCIENCE	TOTAL ARTÍCULOS	SCOPUS	TOTAL ARTÍCULOS
ÁREA DEL CONOCIMIENTO	Radiología nuclear	821	Medicina	718
UNIVERSIDAD	University California System	118	Harvard Medical School	4 252
REVISTA	Medical Physics	106	National Nature Science Foundation of China	255
PAÍS	Estados Unidos	1 224	Estados Unidos	6 500
AÑO	2018	17	2018	2 200

TERMOGRAFÍA	WEB OF SCIENCE	TOTAL ARTÍCULOS	SCOPUS	TOTAL ARTÍCULOS
ÁREA DEL CONOCIMIENTO	Ingeniería Biomedica	8	Ingeniería ciencia de computación	7 002
UNIVERSIDAD	Islamic Azad University	2	Vellore, Malaya y Manipal Institute of Technology	4
REVISTA	Todas	1	Concelhio Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecno.	5
PAÍS	Iran	5	India	36
AÑO	2016 y 2018	6	2019	29

Tabla 6 Relaciona los Parámetros que destacaron en el análisis Bibliométrico

La tabla 6 muestra como está distribuida la información destacada encontrada en las Meta Base Scopus y en Web of Science de acuerdo con los parámetros establecidos, e incluyendo todos los métodos de diagnóstico: mamografía, RMN, ultrasonido, y termografía. Igualmente, se muestra la información relacionada únicamente para termografía infrarroja.

Al realizar la búsqueda de la información se encontraron artículos que llamaron la atención por la metodología usada para estimular el seno al momento de tomar las imágenes termográficas, pero no se incluyeron debido a que no se encontraba en la ventana de observación estipulada. En el caso del artículo de William C. [65] utilizan estrés por frío, debido a que el cuerpo cuando se encuentra bajo hipotermia, tiende a regular la temperatura del cuerpo y esto se evidencia en un cambio en los vasos sanguíneos del cuerpo, pero en el caso de un tumor, estos vasos no cambian. En este estudio

primero toman imágenes del seno sin someterlo a ningún tipo de estrés, luego las pacientes sumergían las manos en agua con hielo, y nuevamente tomaron las imágenes. Los resultados obtenidos fueron buenos, llegaron a la conclusión de que el frío no afecta la sensibilidad ni la especificidad, por lo cual se puede intentar aplicar frío en mayor proporción.

4 CONCLUSIONES Y PERSPECTIVAS

Se logró la recopilación de la información existente en una monografía de revisión de tipo descriptiva, empleando las bases de datos de Scopus y Web of Science de acuerdo con la definición de cuatro parámetros: palabra de búsqueda de las imágenes de seno (Breast Cancer And Image Processing), artículos, ventana de observación área de conocimiento, en idioma inglés y más de 10 citas para las técnicas de diagnóstico RMN, ultrasonido, mamografía. Con la información obtenida fue posible discriminar las publicaciones relacionadas con el procesamiento de imágenes aplicadas al estudio del cáncer de seno con respecto a universidad, país, institución financiadora. Área de conocimiento y año; y constatar las técnicas usuales con la termografía infrarroja.

La revisión hecha para los métodos de diagnóstico de cáncer de mama considerados indica que las áreas de investigación más relevantes para el área de la salud se encuentran en las subáreas tales como radiología, oncología y biomédica, y para el área de ingeniería la mayor parte se encuentra en subáreas como, ciencia de la computación, lo cual muestra que en la ingeniería el procesamiento de datos es una herramienta muy útil para el avance significativo de los métodos de diagnóstico.

Se evidencia que Colombia es un país con gran potencial para trabajar investigaciones relacionadas con la aplicación del procesamiento de imágenes para la detección de cáncer de seno, debido a que no hay mucha investigación en los métodos de diagnóstico de cáncer de seno y hay un preocupante incremento de incidencia en el cáncer de seno en Colombia, y particularmente en el departamento de Risaralda.

El análisis bibliométrico realizado a partir de la búsqueda en las bases de datos Scopus y Web of Science sobre las técnicas de diagnóstico, ultrasonido, mamografía y RMN se obtuvo una matriz de relación que incluyen los artículos que solo tratan el tema de procesamiento de imágenes médicas, la cual queda disponible para consultas en futuros trabajos de investigación de los grupos de investigación de Electrofisiología y el GIMM. También muestra que el país que más publicaciones realiza en las técnicas de diagnóstico es Estados Unidos mientras que para la técnica de termografía infrarroja es Irán el que mayor publicación ha realizado, teniendo así estas técnicas un incremento significativo en los últimos cinco años.

La termografía Infrarroja es un método que ha venido creciendo en el campo de la medicina, y gracias a que la tecnología ha venido avanzando en los nuevos métodos de procesamiento de imágenes, se puede observar que el crecimiento de esta técnica ha sido significativo en los últimos 3 años, teniendo un incremento del 15%. En el análisis bibliométrico se evidenció que hay dificultad para realizar un buen filtro al momento de hacer la búsqueda debido a que surge mucha información referente a problemas de cáncer en otros órganos del cuerpo diferentes al seno, también se encuentra información totalmente diferente al área de la salud y algunos artículos que se basan en estudio de fármacos suministrados al paciente con el fin de una mejor visualización de la imagen pero que en nuestro caso es irrelevante.

De acuerdo con los resultados de la literatura se evidencia que un patrón fundamental para validar resultados en esta técnica termografía se puede hacer obteniendo las imágenes de la Universidad Federal de Pernambuco Brasil, esto debido a que varios trabajos fueron realizados con estas mismas imágenes, lo cual muestra que este es un buen método para hacer un análisis de prueba.

En la literatura se obtiene que uno de los métodos más usados en casi todos los artículos leídos para la detección de bordes es el algoritmo Canny y la transformación de Hough para definir los límites, aunque autores critican este método por presentar sensibilidad al ruido y la transformada de Hough por no ser muy eficiente en las zonas curvas de los senos. Podemos observar que los métodos más usados para la simulación por computador es la ecuación biotransferencia Pennes (PBHE) y el Método de Elementos Finitos cuando hay que simular defectos en los termogramas; también se está implementando la herramienta de detección asistida por computadora (CAD) que permite simular en 3D y 2D, empleada para simulación de defectos y, para la interpretación de imágenes diagnósticas, en el procesamiento de imágenes médicas. El método de Gray Level Co-occurrence Matrices (GLCM) también está siendo muy usado para el procesamiento de las imágenes médicas y en termografía infrarroja.

Un factor importante encontrado es que se puede iniciar un estudio haciendo uso de las bases de imágenes disponibles en diversas páginas web como (<http://www.thermologyonline.org/Research/Breast/breast.html>) (<http://www.breastthermography.com/>), en Visual Lab (<http://visual.ic.uff.br/dmi/>) (<http://aathermography.com>) y validar resultados con los obtenidos por ellos.

Estos resultados se tomarán como base para la realización de trabajos de investigación en el Grupo de Electrofisiología y el GIMM (phantom). En este momento hay una estudiante que esta tomando los resultados de este estudio para realizar estudios en conjunto con la LLLC. Seccional Risaralda, el área de salud de la FAA.

Como conclusión se tiene que la termografía infrarroja se ha encontrado viable para detectar cáncer de seno si se utiliza un procesamiento de imagen adecuado y se implementa un protocolo estricto que no permita variaciones en la temperatura de los termogramas debido a que los artículos analizados obtuvieron buenos resultados en cuanto a la precisión cuando se validaron los resultados, oscilando entre el 83 %, en el artículo que presento menor precisión y del 98 % en el artículo con mejor resultado.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] P. Silvia and A. Mench, “Modelado de las diversas etapas del crecimiento del cáncer y de algunas terapias antitumorales.,” *Trab. grado para optar por Tit. Dr. en Física*, p. 114, 2007.
- [2] U. R. Gogoi, G. Majumdar, M. K. Bhowmik, and A. K. Ghosh, “Evaluating the efficiency of infrared breast thermography for early breast cancer risk prediction in asymptomatic population,” *Infrared Phys. Technol.*, vol. 99, pp. 201–211, 2019.
- [3] M. Roopaei, S. Aghaian, M. Shadaram, D. Akopian, and H. Rios, “Thermal conditions of breast cancer progress-treatment,” *Conf. Proc. - IEEE Int. Conf. Syst. Man Cybern.*, vol. 2014-Janua, no. January, pp. 642–647, 2014.
- [4] J. A. Merino Bonilla, M. Torres Tabanera, and L. H. Ros Mendoza, “Breast cancer in the 21st century: from early detection to new therapies,” *Radiologia*, vol. 59, no. 5, pp. 368–379, 2017.
- [5] Z. Zahedi, M. Soltani, S. Sadri, and A. Moosavi, “Breast thermography and pseudo-coloring presentation for improving gray infrared images,” in *2012 Photonics Global Conference, PGC 2012*, 2012.
- [6] A. Wakankar, G. R. Suresh, and A. Ghugare, “Automatic diagnosis of breast abnormality using digital IR camera,” in *Proceedings - International Conference on Electronic Systems, Signal Processing, and Computing Technologies, ICESC 2014*, 2014, pp. 145–150.
- [7] S. Melgosa, “Guía de la termografía infrarroja: aplicaciones en ahorro y eficiencia energética,” *Fenercom*, pp. 1–188, 2011.
- [8] P. Rajmanova, P. Nudzikova, and D. Vala, “Application and technology of thermal imagine camera in medicine,” *IFAC-PapersOnLine*, vol. 28, no. 4, pp. 492–497, 2015.
- [9] J. W. Martínez, G. A. Moreno, and P. A. Londoño, “Tendencia en el reporte de casos de cáncer en Oncólogos,” *Rev. Médica Risaralda*, vol. 18, no. 2, pp. 116–121, 2012.
- [10] T. B. Borchardt, A. Conci, R. C. F. Lima, R. Resmini, and A. Sanchez, “Breast thermography from an image processing viewpoint: A survey,” *Signal Processing*, vol. 93, no. 10, pp. 2785–2803, 2013.
- [11] M. Martín, A. Herrero, and I. Echavarría, “El cáncer de mama,” *Arbor*, vol. 191, no. 773, 2015.
- [12] F. Andrés and S. Andrés, “Cáncer de seno: de la epidemiología al tratamiento,” *Univ. Médica*, vol. 49, no. 3, pp. 344–372, 2008.
- [13] D. Martínez Aguila, Y. Ruiz González, and M. P. Díaz, “Comparison of image quality in Phase Contrast Mammography vs. Digital mammography,” *Rev. Cuba. Ciencias Informáticas*, vol. 11, no. 1, pp. 91–105, 2017.
- [14] R. S. Na, “En qué consiste una mamografía,” pp. 5–9, 2015.
- [15] D. Ortega T, T. M. Taborga V, D. Osses C, and A. López P, “Mamografía Digital: El Desafío Del Presente,” *Rev. Chil. Radiol.*, vol. 10, no. 1, pp. 35–37, 2004.

- [16] “La mamografía como método de tamizaje para el cáncer de seno en Colombia Mammography as screening method for breast cancer in Colombia,” *Rev. Colomb. Cirugía*, vol. 20, no. 3, pp. 158–165, 2005.
- [17] M. Brandan and Y. Villaseñor, “Detección del cáncer de mama: estado de la mamografía en México,” *Cancerología*, vol. 1, pp. 147–162, 2006.
- [18] Radiological Society of North American, “Seguridad de la Resonancia Magnetica,” *Que es la Reson. Magn. y como funcion?*, pp. 1–6, 2019.
- [19] M. C. González Encinales *et al.*, “Cáncer de mama: Hallazgos en la resonancia magnética según tipo histológico y modificación de la conducta terapéutica,” *Rev. Colomb. Radiol.*, vol. 28, no. 2, pp. 4667–73, 2017.
- [20] J. Lafuente Martínez and L. Hernández Moreno, “Técnica De La Imagen Por Resonancia Magnética,” *Reson. Magnética Del Sist. Músculo-Esquelético.*, pp. 9–28, 2016.
- [21] “Modulazioni delle Interconnessioni Cerebrali da parte dell ’ Attenzione Visiva : Studio fMRI sulla Rete Visiva e la Rete di Riposo,” 2014.
- [22] J. Camps Herrero, “Breast magnetic resonance imaging: State of the art and clinical applications,” *Radiologia*, vol. 53, no. 1, pp. 27–38, 2011.
- [23] M. A. Mohammed, B. Al-Khateeb, A. N. Rashid, D. A. Ibrahim, M. K. Abd Ghani, and S. A. Mostafa, “Neural network and multi-fractal dimension features for breast cancer classification from ultrasound images,” *Comput. Electr. Eng.*, vol. 70, pp. 871–882, 2018.
- [24] J. Gulías, “Disponible en: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=17604304>,” 2007.
- [25] E. Doppler, E. Doppler, and E. Doppler, “Ultrasonido general En qué consiste el diagnóstico por imágenes con ultrasonido,” pp. 1–7, 2015.
- [26] M. M. C. M. Mendoza-gutiérrez, “Artemisa,” vol. 59, no. 5, pp. 288–298, 2005.
- [27] Y. Kansu, “a Transimpedance Amplifier for Capacitive Micromachined,” no. December 2015, 2015.
- [28] D. D. C. A. I and T. F. I. N. D. E. Máster, “Universitat politècnica de catalunya,” 2013.
- [29] C. L. Louvain, L. C. Cabral, and K. R. Gomes, “Aplicação da Termografia na Manutenção preditiva,” *Bols. Valor*, vol. 1, pp. 109–112, 2010.
- [30] M. Soroko and K. Howell, “Infrared Thermography: Current Applications in Equine Medicine,” *J. Equine Vet. Sci.*, vol. 60, pp. 90-96.e2, 2018.
- [31] J. L. Gonzalez-Hernandez, A. N. Recinella, S. G. Kandlikar, D. Dabydeen, L. Medeiros, and P. Phatak, “Technology, application and potential of dynamic breast thermography for the detection of breast cancer,” *Int. J. Heat Mass Transf.*, vol. 131, pp. 558–573, 2019.
- [32] M. Strąkowska, R. Strąkowski, M. Strzelecki, G. De Mey, and B. Więcek, “Thermal modelling and screening method for skin pathologies using active thermography,” *Biocybern. Biomed. Eng.*, vol. 38, no. 3, pp. 602–610, 2018.
- [33] M. Ángel, C. Marín, M. Humberto, and M. Barreto, “Cuantificación de Imperfecciones

Controladas Mediante la Aplicación de Termografía de Fase Pulsada a Plexiglás.”

- [34] L. Jordi and M. D. E. L. Carmen, “Orientaciones para realizar una monografía de revisión,” *Fac. Odontol. Dep. Publicaciones*, p. 28, 2016.
- [35] R. Hernández Sampieri, C. Fernández Collado, and P. Baptizta Lucio, *Metodología de la investigación*. 2006.
- [36] S. Antonini *et al.*, “Thermography surveillance after breast conserving surgery - Three cases,” *Proc. Elmar - Int. Symp. Electron. Mar.*, no. September, pp. 317–319, 2011.
- [37] P. Kapoor and S. V. A. V. Prasad, “Image processing for early diagnosis of breast cancer using infrared images,” *2010 2nd Int. Conf. Comput. Autom. Eng. ICCAE 2010*, vol. 3, pp. 564–566, 2010.
- [38] M. Bahador, M. M. Keshtkar, and A. Zariee, “Numerical and experimental investigation on the breast cancer tumour parameters by inverse heat transfer method using genetic algorithm and image processing,” *Sadhana - Acad. Proc. Eng. Sci.*, vol. 43, no. 9, 2018.
- [39] A. Amri, S. H. Pulko, and A. J. Wilkinson, “Potentialities of steady-state and transient thermography in breast tumour depth detection: A numerical study,” *Comput. Methods Programs Biomed.*, vol. 123, pp. 68–80, 2016.
- [40] R. Mulaveesala and G. Dua, “Non-invasive and non-ionizing depth resolved infra-red imaging for detection and evaluation of breast cancer: A numerical study,” *Biomed. Phys. Eng. Express*, vol. 2, no. 5, 2016.
- [41] P. Alirezazadeh, B. Hejrati, A. Monsef-Esfahani, and A. Fathi, “Representation learning-based unsupervised domain adaptation for classification of breast cancer histopathology images,” *Biocybern. Biomed. Eng.*, vol. 38, no. 3, pp. 671–683, 2018.
- [42] A. L. Rodrigues *et al.*, “Identification of mammary lesions in thermographic images: feature selection study using genetic algorithms and particle swarm optimization,” *Res. Biomed. Eng.*, 2019.
- [43] S. Prabha, C. M. Sujatha, and S. S. Suganthi, “Differentiation of breast abnormalities in infrared images using Riesz and quaternion Hilbert transform based features,” *Int. J. Biomed. Eng. Technol.*, vol. 19, no. 3, pp. 255–265, 2015.
- [44] M. C. Araújo, R. M. C. R. Souza, R. C. F. Lima, and T. M. S. Filho, “An interval prototype classifier based on a parameterized distance applied to breast thermographic images,” *Med. Biol. Eng. Comput.*, vol. 55, no. 6, pp. 873–884, 2017.
- [45] M. Etehadtavakol, V. Chandran, E. Y. K. Ng, and R. Kafieh, “Breast cancer detection from thermal images using bispectral invariant features,” *Int. J. Therm. Sci.*, vol. 69, pp. 21–36, 2013.
- [46] B. Krawczyk, G. Schaefer, and M. Woźniak, “A hybrid cost-sensitive ensemble for imbalanced breast thermogram classification,” *Artif. Intell. Med.*, vol. 65, no. 3, pp. 219–227, 2015.
- [47] S. L. Fernandes, V. Rajinikanth, and S. Kadry, “A Hybrid Framework to Evaluate Breast Abnormality Using Infrared Thermal Images,” *IEEE Consum. Electron. Mag.*, vol. 8, no.

- 5, pp. 31–36, 2019.
- [48] M. A. de Santana *et al.*, “Breast cancer diagnosis based on mammary thermography and extreme learning machines,” *Res. Biomed. Eng.*, vol. 34, no. 1, pp. 45–53, 2018.
- [49] D. Sathish, S. Kamath, K. Prasad, R. Kadavigere, and R. J. Martis, “Asymmetry analysis of breast thermograms using automated segmentation and texture features,” *Signal, Image Video Process.*, vol. 11, no. 4, pp. 745–752, 2017.
- [50] J. S. Jeyanathan, A. Shenbagavalli, B. Venkatraman, M. Menaka, J. Anitha, and V. H. C. de Albuquerque, “Analysis of Transform-Based Features on Lateral View Breast Thermograms,” *Circuits, Syst. Signal Process.*, vol. 38, no. 12, pp. 5734–5754, 2019.
- [51] S. Prabha, S. S. Suganthi, and C. M. Sujatha, “An approach to analyze the breast tissues in infrared images using nonlinear adaptive level sets and Riesz transform features,” *Technol. Heal. Care*, vol. 23, no. 4, pp. 429–442, 2015.
- [52] U. R. Gogoi, M. K. Bhowmik, D. Bhattacharjee, and A. K. Ghosh, “Singular value based characterization and analysis of thermal patches for early breast abnormality detection,” *Australas. Phys. Eng. Sci. Med.*, vol. 41, no. 4, pp. 861–879, 2018.
- [53] M. Abdel-Nasser, A. Moreno, and D. Puig, “Breast cancer detection in thermal infrared images using representation learning and texture analysis methods,” *Electron.*, vol. 8, no. 1, 2019.
- [54] D. Sathish, S. Kamath, K. Prasad, and R. Kadavigere, “Role of normalization of breast thermogram images and automatic classification of breast cancer,” *Vis. Comput.*, vol. 35, no. 1, pp. 57–70, 2019.
- [55] A. A. Wahab, M. I. M. Salim, M. A. Ahamat, N. A. Manaf, J. Yunus, and K. W. Lai, “Thermal distribution analysis of three-dimensional tumor-embedded breast models with different breast density compositions,” *Med. Biol. Eng. Comput.*, vol. 54, no. 9, pp. 1363–1373, 2016.
- [56] L. Boquete, S. Ortega, J. M. Miguel-Jiménez, J. M. Rodríguez-Ascariz, and R. Blanco, “Automated detection of breast cancer in thermal infrared images, based on independent component analysis,” *J. Med. Syst.*, vol. 36, no. 1, pp. 103–111, 2012.
- [57] E. Y. K. Ng and Y. Che, “Computerized breast thermography: study of image segmentation and temperature cyclic variations,” vol. 25, no. 1, pp. 12–16, 2001.
- [58] Y. Chen, “SEGMENTATION OF BREAST THERMOGRAM: IMPROVED BOUNDARY DETECTION WITH MODIFIED SNAKE ALGORITHM Breast cancer and other breast diseases are a major issue in women’s health today. In the past, due to limitations in the interpretation of non-digitized the,” vol. 6, no. 2, pp. 123–136, 2006.
- [59] A. Lavanya, “An approach to identify lesion in infrared breast thermography images using segmentation and fractal analysis,” *Int. J. Biomed. Eng. Technol.*, vol. 19, no. 3, pp. 220–229, 2015.
- [60] E. Mahmoudzadeh, M. Zekri, M. A. Montazeri, S. Sadri, and S. T. Dabbagh, “Directional SUSAN image boundary detection of breast thermogram,” *IET Image Process.*, vol. 10,

no. 7, pp. 552–560, 2016.

- [61] S. Bhattacharyya, P. Dutta, and S. Chakraborty, *Hybrid soft computing approaches: Research and applications*, vol. 611. 2015.
- [62] N. K. Negied, “Infrared Thermography-Based Breast Cancer Detection - Comprehensive Investigation,” *Int. J. Pattern Recognit. Artif. Intell.*, vol. 33, no. 6, pp. 1–15, 2019.
- [63] S. S. F. Hamidpour, M. Firouzmand, M. Navid, M. Eghbal, and A. Alikhassi, “Extraction of vessel structure in thermal images to help early breast cancer detection,” *Comput. Methods Biomech. Biomed. Eng. Imaging Vis.*, vol. 00, no. 00, pp. 1–6, 2019.
- [64] Z. Heidari, M. Dadgostar, and Z. Einalou, “AUTOMATIC SEGMENTATION of BREAST TISSUE THERMAL IMAGES,” *Biomed. Eng. - Appl. Basis Commun.*, vol. 30, no. 3, pp. 1–12, 2018.
- [65] W. C. Amalu, “Nondestructive testing of the human breast: The validity of dynamic stress testing in medical infrared breast imaging,” *Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. - Proc.*, vol. 26 II, pp. 1174–1177, 2004.