



UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
Escuela de Ingenierías Eléctrica, Electrónica y de Telecomunicaciones
Perfecta combinación entre Energía e Intelecto



SEGMENTACIÓN DE IMÁGENES TERMOGRÁFICAS DE GLÁNDULAS MAMARIAS UTILIZANDO TÉCNICAS DE DETECCIÓN DE DISCONTINUIDADES.

Reinaldo Jaimes Quintero
Jorge Enrique Osorio Abaunza

UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
ESCUELA DE INGENIERÍAS ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y DE
TELECOMUNICACIONES
BUCARAMANGA 2008

**SEGMENTACIÓN DE IMÁGENES TERMOGRÁFICAS DE
GLÁNDULAS MAMARIAS UTILIZANDO TÉCNICAS DE
DETECCIÓN DE DISCONTINUIDADES.**

Reinaldo Jaimes Quintero
Jorge Enrique Osorio Abaunza

Trabajo de grado para optar por el título de Ingeniero Electrónico

Director
Ing. Leandro F. Ariza Jiménez

Codirector
Oscar Gualdrón González, PhD

UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
ESCUELA DE INGENIERÍAS ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y DE
TELECOMUNICACIONES
BUCARAMANGA 2008

A Dios por ser mi guía, iluminarme y brindarme la fortaleza de alcanzar cada una de las metas propuestas.

A mi mamá Zoila Rosa y mi tía Brígida, por su gran amor, su apoyo incondicional, su confianza y su gran esfuerzo realizado durante toda esta etapa de mi vida.

A Leandro Ariza, director del proyecto, por sus aportes para la realización del mismo y diligencia para la solución de inquietudes

Jorge Enrique Osorio Abaunza

A Dios, por sus perfectas coincidencias.
A Martha mi madre por su amor y ejemplo de perseverancia.
A Reinaldo mi padre por su amor y por inculcar en mi el servicio a los demás.
A Xiomara mi hermana por su ejemplo de vida
A Rubén por su espontaneidad
A Sandra por su cariño, motivación y ayuda constante durante la carrera
A Gladys por su motivación y afecto durante esta etapa.
A Leandro por estar siempre diligente a solucionar nuestras inquietudes
A toda mi familia, amigos y compañeros con los que compartí buenos momentos y que de alguna manera
contribuyeron en este logro.

Reinaldo Jaimes Quintero

Contenido General

Capítulo 1	20
Fisionomía de la glándula mamaria	20
1.1 Estructura de la glándula mamaria	20
1.2 División anatómica.....	24
1.3 Zona de incidencia del cáncer de mama	25
Capítulo 2	28
Preprocesamiento	28
2.1 Aumento de contraste.....	28
2.1.1 Método indirecto.....	28
2.1.3 Métodos Directos	33
Capítulo 3	37
Segmentación por contorno activo	37
3.1. Modelo Snake Tradicional	38
3.2. Modelo GVF.....	44
Capítulo 4	55
Transformada de Hough	55
4.1 Generación de imágenes de bordes	55
4.2 Algoritmo Canny	58
4.3 Transformada de Hough	61
Capítulo 5	68
Resultados	68

5.1. Resultados del Preprocesamiento.....	68
5.2. Resultados Algoritmo snake	72
5.3 Resultados Transformada Hough	75
5.4. Validación.	76
Capítulo 6.....	77
Conclusiones y Recomendaciones.....	78
6.1 Conclusiones.	78
6.2 Recomendaciones	81
Bibliografía	83

Índice de Figuras

Figura 1.1. Identificación general de las partes de la glándula mamaria. Fuente Wikipedia.....	21
Figura 1.2 Visualización de los ganglios y vasos linfáticos. Fuente wikipedia.....	22
Figura 1.3. División anatómica de la mama izquierda. Fuente enciclopedia virtual de medicina.....	24
Figura 1.4. Porcentajes de incidencia del cáncer en la mama. Fuente wikipedia..	26
Figura 1.5 Divisiones sobre imágenes termográficas a. Perspectiva frontal b. Perspectiva oblicua derecha c. Perspectiva oblicua izquierda d. Perspectiva lateral derecha e.Perspectiva lateral izquierda. Fuente Alvaro Niño	27
Figura 2.1 Imagen original y su respectivo histograma. Fuente autores	29
Figura 2.2. Imagen ecualización de histograma básico con su respectivo histograma. Fuente autores	29
Figura 2.3.Ecualización bi- histograma con umbral 255. Fuente autores	30
Figura 2.4. Ecualización bi-histograma con umbral 64. Fuente autores.....	30
Figura 2.5. Ecualización con histograma el brillo medio de la imagen. Fuente autores	31
Figura 2.6. Ecualización de histograma y su respectivo histograma. Fuente autores	31
Figura 2.7. Ecualización por técnica adaptativa de histograma. Fuente autores ..	32
Figura 2.8. Técnica Unsharp masking basado en el operador laplaciano. Fuente autores	34
Figura 2.9. Modificación de contraste por algoritmo C-unsharp masking. Fuente autores	35
Figura 2.10 Filtro blur en nivel de gris. Fuente autores	36
Figura 2.11. Filtro canny sobre filtro blur. Fuente autores	36
Figura 3.1 a. Campo estándar sigma = 0 b. Campo estándar sigma = 2 c. Campo estándar sigma = 6.....	40

Figura 3.2. Contorno activo. a. $r = 0.3$ y $\sigma = 0$ b. $r = 0.3$ $\sigma = 2$ c. $r = 0.3$ $\sigma = 7$	40
Figura 3.3. Contorno activo. a. $r = 0.7$ $\sigma = 0$ b. $r = 0.7$ $\sigma = 2$ c. $r = 0.7$ $\sigma = 7$	41
Figura 3.4 Algoritmo Snake tradicional. Fuente (40)	42
Figura 3.5. Proceso de deformación del modelo Kass. Fuente (40).....	43
Figura 3.6 a. GVF $\sigma = 0$ $\mu = 0.1$ b. GVF $\sigma = 2$ $\mu = 0.1$ c. GVF $\sigma = 6$ $\mu = 0.1$	49
Figura 3.7. a. GVF $\sigma = 0$ $\mu = 1$ b. GVF $\sigma = 2$ $\mu = 0.1$ c. GVF $\sigma = 12$ $\mu = 0.001$	50
Figura 3.8. a. contorno activo $\sigma = 4$ $\mu = 1$ b. contorno activo $\sigma = 4$ $\mu = 0.1$ c. contorno activo $\sigma = 16$ $\mu = 0.001$	50
Figura 3.9. Evaluación de los puntos de control (40)	52
Figura 3.10. Algoritmo Snake GVF (40)	53
Figura 3.11. Algoritmo deformación GVF Snake (40).....	54
Figura 4.1 Imagen y función de bordes	56
Figura 4.2. Derivada de la función de bordes.....	56
Figura 4.3. Ilustración Transformada de Hough a. Punto en el espacio xy. b. Transformada en el espacio a.b.....	62
Figura 4.4 Representación polar de la línea.....	63
Figura 4.5. Imagen original de la vista frontal del seno b. imagen de bordes detectados por canny	66
Figura 4.6 a. Espacio de Hough de la imagen original resaltando las intersecciones. b. Imagen de bordes con curvas detectadas.....	66
Figura 4.7 Imagen segmentada usando la transformada de Hough.....	67
Figura 5.1. Resultados de enriquecimiento por contraste	69
Figura 5.2 Filtro Blur a. $\sigma = 0$ b. $\sigma = 1$ c. $\sigma = 4$ d. $\sigma = 8$ e. $\sigma = 12$ f. $\sigma = 16$	70
Figura 5.3. a. Canny sin modificaciones b. Canny y eliminación de áreas c. Canny con umbralización y eliminación de áreas.....	71

Figura 5.4. Resultados método canny con modificación de umbralización para las cinco perspectivas. a. Frontal b. Oblicua derecha c. Lateral derecha d. Oblicua izquierda e. Lateral izquierda **72**

Índice de Tablas

5.1 Resultados GVF Snake	74
5.2 Resultados Transformada Hough	76
5.3 Resultado de validación	77
A.1 Mascara frontal y parámetros snake	89
A.2 Mascaras Oblicua izquierda y parámetros snake.....	97
A.3 Mascaras lateral derecha y parámetros snake	100
A.4 Mascaras lateral izquierda y parámetros snake	104
B.1 Perspectiva frontal transformada de Hough	107
B.2 Perspectiva oblicua transformada de Hough.....	108
B.3 Perspectiva lateral izquierda Transformada de Hough	111
B.4 Perspectiva lateral derecha Transformada de Hough	116
C.1 Resultados criterio de asignación punto vista frontal	117
C.2 Resultados criterio de asignación vista lateral Derecha.....	118
C.3 Resultados criterio de asignación punto vista oblicua	119
C.4 Resultados criterio de asignación punto vista lateral izquierdo	120
C.5 Resultados criterio de asignación punto vista oblicua derecha	121

TITULO: SEGMENTACIÓN DE IMÁGENES TERMOGRÁFICAS DE GLÁNDULAS MAMARIAS UTILIZANDO TÉCNICAS DE DETECCIÓN DE DISCONTINUIDADES.*

Autores: Reinaldo Jaimes Quintero y Jorge Enrique Osorio **

Palabras claves: Procesamiento digital de imágenes, termografía, preprocesamiento, segmentación, transformada de Hough, y contornos activos.

Descripción: Las aplicaciones basadas en *PDI* (Procesamiento Digital de imágenes) tienen como rango distintivo ser procesos objetivos que disminuyen la repercusión e influencia del factor humano en los análisis que se efectúen, sirviendo como apoyo en la percepción visual humana, y en la extracción de las medidas y características más relevantes del registro térmico.

En toda aplicación *PDI* aparecen dos etapas fundamentales: el preprocesamiento y la segmentación. En este documento se plasma el aporte en la construcción de una experiencia local en el preprocesamiento y segmentación de los registros térmicos de las glándulas mamarias de pacientes de género femenino.

El preprocesamiento corresponde al primer tratamiento que recibe la imagen luego de la etapa de registro. Con los algoritmos implementados se acude a modificar el contraste y el histograma, eliminar el ruido y realzar bordes, todo esto con el fin de enriquecer la imagen para un posterior análisis.

Con la segmentación se busca la selección y aislamiento de una zona de interés de una imagen. Para propósitos de este trabajo, donde se busca realizar una segmentación uniforme y autónoma del seno, se parte de la conceptualización ideal de la zona de interés, puesto que, lo que se desea no es solo distinguir la zona de las glándulas mamarias como tal, sino la posible región de influencia de la patología de cáncer de seno.

Debido a la variabilidad fisiológica de las glándulas mamarias, así como también, que los análisis que han de realizarse involucran el estudio de múltiples perspectivas termográficas de una misma paciente, los algoritmos para la segmentación que se implementan se orientan a la detección de discontinuidades locales de bordes. Haciendo uso de máscaras de filtrado, *Transformada de Hough* y la minimización de la energía de contorno activo *Snake*.

* Trabajo de Grado

** Facultad Ingenierías Físico-mecánicas. Escuela de Ingenierías, Eléctrica, Electrónica y Telecomunicaciones. Director Ing. Leandro F. Ariza Jiménez.
Codirector Oscar Gualdrón González, PhD

TITLE: Segmentation images thermographics of mammary glands using techniques detection discontinuity

Authors: Reinaldo Jaimes Quintero and Jorge Enrique Osorio **

Key words: Digital image processing, thermography, preprocessing, segmentation, Hough transform, and contours active snake.

Description: The DIP (Digital Image processing) based applications are objective processes that reduce the impact and influence of the human factor in the analysis to carried out, serving as a support for the human visual perception, and in extracting measures and major characteristics of the record thermographic.

In any application DIP two basic stages: pre-processing and segmentation. This document reflects the input in the construction of a local experience in the preprocessing and segmentation of the recordings that of the mammary glands of female patients.

The preprocessing is the first treatment it receives the image after the registration stage. With the algorithms are implemented going to change the contrast and histograms, eliminating noise and enhancing edges, all this in order to enrich the image for further analysis.

With the segmentation is looking for the selection and isolation of an area of interest of an image. For purposes of this study, which seeks to conduct a uniform and autonomous segmentation of the breast, is part of the conceptualization of the ideal area of interest, since what is desired is not only distinguish the area of the mammary glands as such, but the possible region of influence of the pathology of breast cancer.

Due to the variability of physiognomic the mammary glands, as well as the analysis to be undertaken involving the study of multiple perspectives to thermographics a single patient, for segmentation algorithms that are implemented are aimed at detecting discontinuities local edges. Making use of filtering masks, Transformed by Hough and minimizing the energy of active contour Snake.

Modality: Degree Work

**Physics{Mechanics Engineering Faculty. Electrical, Electronic and Telecommunication School. Director: Ing. Leandro F. Ariza Jiménez

Introducción

El carcinoma de la glándula mamaria representa un problema de salud pública en el ámbito mundial por ser la segunda neoplasia más frecuente en mujeres, con una incidencia en el mundo de 37,4 pacientes por 100.000 habitantes/año. En Colombia la tasa de pacientes es de 30,31 (1), y conforme al estudio realizado por el OSPS¹, se señala que en Santander y el área metropolitana de Bucaramanga las cifras son 36,42 y 31,4 pacientes por cada 100.000 habitantes/año respectivamente.

Ante el panorama a nivel mundial de incidencia de pacientes con padecimiento de cáncer de seno y ante la dificultad de acceso real a una mamografía en Colombia debido en parte a las dificultades que generalmente se asocian a la mamografía², en efecto, se hace necesario el uso de una estrategia, para el pronóstico y diagnóstico de esta neoplasia, que resulte más económica y cómoda para los pacientes.

A partir del año 1961, numerosos estudios (2) (3) (4) (5), han demostrado las virtudes de la termografía infrarroja (*TIR*) en el ámbito de la medicina, como una técnica alternativa para el diagnóstico del carcinoma de glándula mamaria.

La *TIR* se caracteriza por ser no invasiva e inocua, basada en la transferencia de calor por medio de radiación térmica de la piel. Se ha demostrado que con la termografía se puede detectar estados precancerosos del tejido del seno, mucho tiempo antes de que se puedan identificar por otros métodos (6) (7).

En cuanto a la *TIR*, el análisis que se realiza con esta técnica se basa en la percepción subjetiva del médico como se aprecia en (8) (9) (10), quien examina el termograma registrado de cada paciente de forma global o

¹ Observatorio de Salud Pública de Santander

² Deficiencia en relación al carácter preventivo del cáncer de seno, alto costo y de difícil acceso

definiendo unas regiones de interés no uniforme para varios registros térmicos.

Así mismo, la inspección de las imágenes es cualitativa, porque apela a una comparación visual de la simetría térmica que puede estar presente o no en los senos. De esta manera se presenta una variabilidad en los exámenes hechos, lo cual hace al proceso de análisis poco riguroso y carente de uniformidad. Una estrategia para solucionar y superar este inconveniente es someter los termogramas registrados a técnicas de procesamiento digital de imágenes (*PDI*) (11).

Las aplicaciones basadas en *PDI* tienen como rango distintivo ser procesos objetivos que disminuyen la repercusión e influencia del factor humano en los análisis que se efectúen, sirviendo como apoyo en la percepción visual humana, y en la extracción de las medidas y características más relevantes del registro térmico (12).

En toda aplicación *PDI* y especialmente en la propuesta de investigación de maestría, "Detección del carcinoma de glándula mamaria mediante procesamiento local de termogramas", aparecen dos etapas fundamentales: el preprocesamiento y la segmentación.

En este documento se plasma el aporte en la construcción de una experiencia local en el preprocesamiento y segmentación de los registros térmicos de las glándulas mamarias de pacientes de género femenino.

El preprocesamiento corresponde al primer tratamiento que recibe la imagen luego de la etapa de registro. Con los algoritmos implementados se acude a: modificar el contraste y el histograma, eliminar el ruido y realzar bordes, todo esto con el fin de enriquecer la imagen para un posterior análisis.

Con la segmentación se busca la selección y aislamiento de una zona de interés de una imagen. Hay varios caminos para implementar la segmentación, entre tales se encuentran, las técnicas basadas en umbral, en bordes y en región. La técnica basada en umbral asigna píxeles por encima o por debajo de un umbral especificado que esté en la misma región. La técnica

basada en bordes asume que los límites formados por las regiones adyacentes o segmentos tienen alta intensidad en las curvas. A través de la detección de curvas, se identifican las fronteras que rodean una región. Los métodos basados en región parten de una región fundamental y la dividen o fusionan (14).

Para propósitos de este trabajo, donde se busca realizar una segmentación uniforme y autónoma del seno, se parte de la conceptualización ideal de la zona de interés, puesto que, lo que se desea no es solo distinguir la zona de las glándulas mamarias como tal, sino la posible región de influencia de la patología de cáncer de seno.

Debido a la variabilidad fisiológica de las glándulas mamarias, así como también, que los análisis que han de realizarse involucran el estudio de múltiples perspectivas termográficas de una misma paciente (15) (16) (17), los algoritmos para la segmentación que se implementaron se orientan a la detección de discontinuidades locales de bordes. Haciendo uso de máscaras de filtrado *Transformado de Hough* y la minimización de la energía de contorno activo *Snake* (11) (18).

Organización del documento

Este documento describe la segmentación de imágenes termográficas de glándulas mamarias utilizando técnicas de detección de discontinuidades.

Con el título *Fisonomía de la glándula mamaria*, el capítulo uno hace una recopilación de conceptos básicos de la glándula mamaria, y contextualiza la región de interés en los registros térmicos.

En el capítulo dos (*Preprocesamiento*), se exponen los criterios básicos del preprocesamiento por enriquecimiento del contraste, la adaptación de histograma, el realce de bordes, la eliminación del ruido y la umbralización.

El capítulo tres (*Segmentación por contorno activo*), contiene una descripción del algoritmo Snake propuesto por Kass y variantes que mejoran la respuesta esperada ante imágenes termográficas de las glándulas mamarias.

Otra técnica de segmentación se aplica en el capítulo cuatro (*Segmentación por detección de bordes*), en este capítulo se realiza una introducción de la generación de bordes, para luego exponer los criterios correspondientes a la transformada de Hough, como técnica para la vinculación de bordes.

En el capítulo 5 (*Resultados*), se muestra el resultado de ajuste de los valores de las variables del algoritmo de contorno activo Snake para las diferentes perspectivas propuestas, así como los respectivos valores para la parametrización de las curvas de la transformada de Hough.

Para finalizar en el sexto y último capítulo (*Conclusiones y Recomendaciones*) se da un compendio de la experiencia adquirida en lo relacionado al preprocesamiento y segmentación a través de las técnicas mencionadas en los capítulos anteriores. Además se pretende en este capítulo motivar futuros trabajos de grado en esta área del conocimiento.

Capítulo 1

Fisonomía de la glándula mamaria

Como primera medida para poder abordar el tema que atañe este documento, es necesario revisar algunos conceptos fundamentales sobre la fisonomía de las glándulas mamarias en cuanto a sus partes y ubicación. Es por esto que en este capítulo se abordará esta temática con el fin de encausar al lector en la determinación de las zonas de interés a segmentar.

1.1 Estructura de la glándula mamaria

La glándula mamaria es un conjunto especializado de glándulas que durante el desarrollo femenino modifican su secreción con el fin de producir leche. Se le da el nombre de mama, a la región antero superior lateral del tronco humano (19) ubicada entre la segunda o tercera costilla extendiéndose hasta la sexta o séptima costilla. Por delante de la musculatura torácica y de la membrana conjuntiva que cubre los músculos fijándolos a los huesos en la zona pectoral. Su extensión se da en sentido transversal, partiendo en el borde del esternón, hasta la línea axilar anterior, con una prolongación axilar, que se inicia en el cuadrante superior externo (20).

La glándula mamaria, cuyo aspecto exterior es una protuberancia de tamaño y turgencia³ variable, consta de estructuras de tipo externas e internas (21). La glándula mamaria está constituida básicamente por dos elementos: los acinos glandulares y los ductos. El primero contiene las células productoras de leche, y el segundo es un arreglo de estructuras tubulares y huecas, que

³ Hinchazón, tumefacción, abultamiento

se ramifican en forma de árbol, confluyendo progresivamente en canalículos cada vez más gruesos, terminando en uno de los doce a dieciocho vértices galactóforos (22). Los galactóforos son dilataciones ductales a modo de reservorios que se encuentran ubicados inmediatamente por detrás del pezón, formados por un epitelio escamoso sin queratina (23)

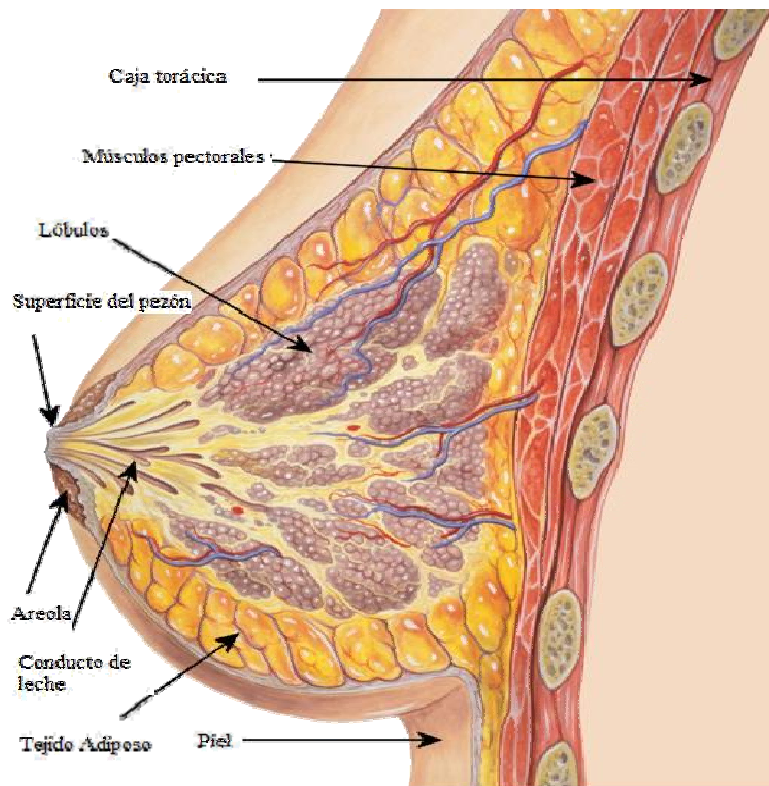


Figura 1.1. Identificación general de las partes de la glándula mamaria. Fuente Wikipedia

Entre las estructuras externas de la glándula mamaria la más importante, es la región pezón-areola. En ésta se encuentran un tipo de células llamadas mioepiteliales, que tienen como característica especial la elongación, es decir, la capacidad de contraerse y estirarse a manera de fibras musculares.

Por la cantidad de terminales nerviosas conectadas y por la presencia de fibras musculares lisas y con forma radial, en la región pezón-areola, se presentan erecciones debido a un tacto suave o succión).

Entre los tejidos que componen el resto de las mamas están: el tejido conjuntivo⁴, el tejido adiposo⁵ y la aponeurosis⁶ conocida como ligamento de Cooper. La proporción relacional entre la glándula y tejido graso es de uno a uno en mujeres que no están lactando, y de dos a uno en mujeres en estado lactante. (21)

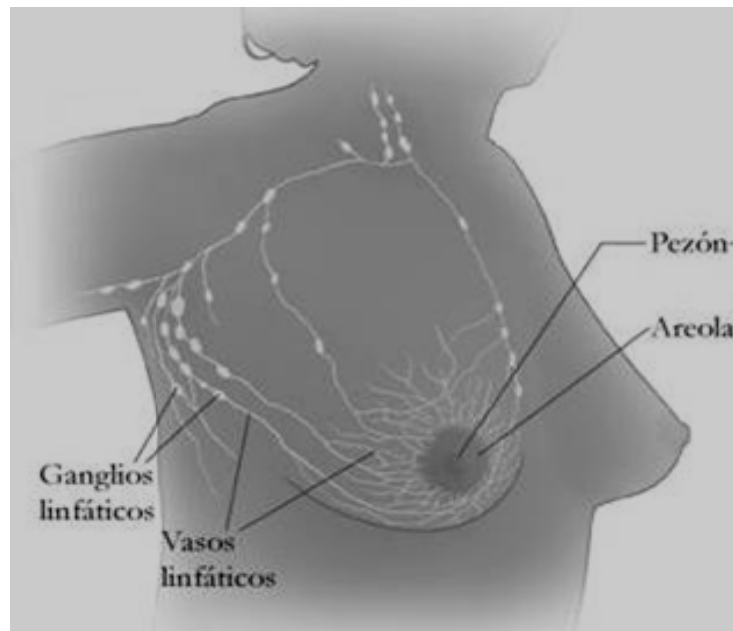


Figura 1.2 Visualización de los ganglios y vasos linfáticos. Fuente wikipedia

Aproximadamente las $\frac{3}{4}$ partes de la linfa que sale de la zona mamaria se dirige a los ganglios linfáticos ubicados en la axila más cercana a la mama.

⁴ Colágeno y elastina

⁵ Grasa

⁶ Membrana conjuntiva que cubre los músculos y cuyas prolongaciones fijan éstos a los huesos

La otra parte es direccionada hacia los nódulos paraesternales, al seno opuesto y a los ganglios linfáticos en el abdomen. En los nódulos axilares se incluyen, el grupo transmuscular, subescapular que drena la parte interna de la glándula mamaria y el grupo humeral que drena el borde externo de la mama.

Tal y como se muestra en la figura 1.2 el drenaje linfático de las mamas drena en los ganglios linfáticos de la axila. Este drenaje tiene una especial relevancia en el ámbito oncológico, debido a que la región mamaria es un lugar de frecuente presencia de células cancerosas y si dichas células malignas se separan del tejido mamario, podrían regarse a otras partes del cuerpo vía el sistema linfático, produciendo lo que se conoce como metástasis. Ante este hecho y considerando que los vasos linfáticos viajen por el tejido transmuscular de la zona pectoral es razonable y justificable, la extirpación por tratamiento quirúrgico del cáncer de mama, aplicando el procedimiento de Halsted⁷.

⁷ Consistía en quitar toda la glándula mamaria, con piel, ambos músculos, areola y pezón y además un vaciamiento axilar, que quiere decir sacar los ganglios de la axila.

1.2 División anatómica

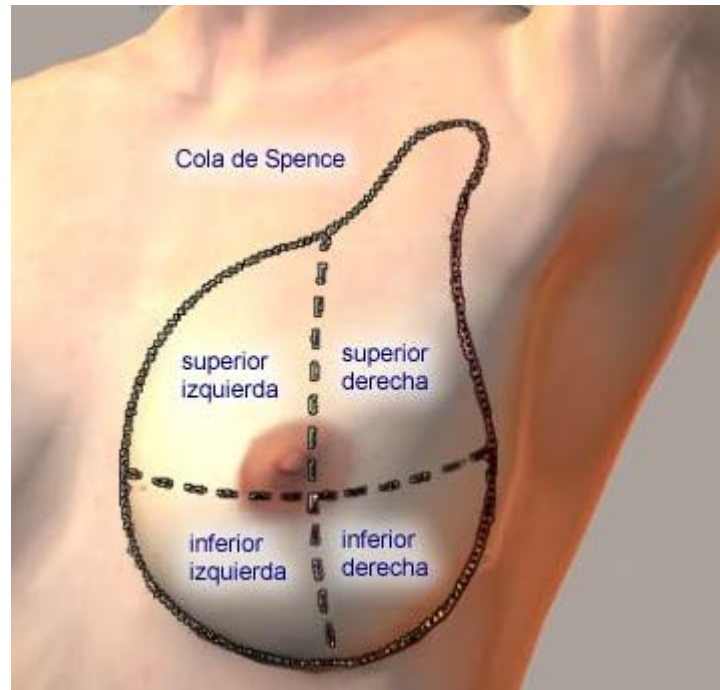


Figura 1.3. División anatómica de la mama izquierda. Fuente enciclopedia virtual de medicina

La forma y tamaño de las mamas es diversa, condiciones propias como la edad, etnia, actividad atlética y hasta cirugías de tipo estético la hacen una zona morfológicamente variable. Su aspecto exterior no es un indicativo de gran peso de la anatomía interna o de su capacidad láctica. Principalmente la forma de la glándula mamaria depende del tejido torácico sobre el cual se apoya y del soporte proporcionado por los ligamentos de Cooper. Cada mama se adhiere en su base a la pared torácica por una envoltura del tejido conjuntivo profunda que recubre los músculos pectorales. En la parte superior de la zona pectoral se recibe soporte de la piel envolvente, esta combinación de soporte anatómico es lo que determina la forma de las mamas.

Un término que vale la pena mencionar en este capítulo es la ptosis. La ptosis en las glándulas mamarias se puede entender como la posición del pezón en razón al pliegue mamario inferior, es decir, una medida relacional de la caída del busto⁸.

Para determinar la simetría mamaria y la caída de la misma, la medida antropométrica de uso general es la estimación de la longitud de separación entre el pezón y el esternón. Esta medida es relativa conforme a la edad, presentando en mujeres jóvenes un valor promedio de 0,21 metros. A parte de la anterior medida antropométrica, la planimetría de la glándula mamaria ha podido establecer que existe una proporción de uno a uno y de dos a uno entre la longitud y el diámetro de las glándulas mamarias.

En la figura 1.3 se puede observar la subdivisión del seno en cuatro cuadrantes. El cuadrante superior exterior, parte desde el punto medio del pezón hasta la axila. El cuadrante superior interior parte del punto medio del pezón hasta el encuentro con el esternón. Estos dos cuadrantes en conjunto con el arreglo pezón-areola es por donde mayor circulación arterial se da en la glándula mamaria, puesto que por esta área están ligadas arterias que nacen de la arteria axilar. Los otros dos cuadrantes parten desde el punto medio del pezón hasta la zona de curvatura del seno y su composición en la mayoría de los casos es tejido adiposo.

1.3 Zona de incidencia del cáncer de mama

El proceso natural del cuerpo es renovar las células muertas, por células nuevas. Cuando este proceso se desordena, es decir, cuando se producen células nuevas y aún el cuerpo no las necesita, se empiezan a formar y

⁸ Esta característica puede resultar de utilidad a la hora del procesamiento de la imagen porque con este pliegue se puede observar un cambio en la intensidad de la imagen

acumular masas de tejido. Este tipo de masas se conoce como tumores, los cuales pueden ser de tipo benigno o maligno.

Dependiendo de la zona donde ocurra este fenómeno es la denominación que recibe. Los carcinomas de glándula mamaria se pueden clasificar en dos formas generales conforme el origen, los cercanos o sobre las células del epitelio ductal o los cercanos o sobre las células de los acino glandulares.

En la figura 1.4 se pueden observar los valores porcentuales de zonas de incidencia conforme el cáncer de seno, la zona superior exterior tiene una incidencia del 50 por ciento por encontrarse cerca de los ganglios axilares. La segunda zona de mayor incidencia se da en el conjunto pezón-areola por encontrarse los ductos y vasos linfáticos, la tercera zona es la superior interior con un 15 por ciento y las dos zonas inferiores tienen una incidencia menor por la poca influencia de ganglios y ductos

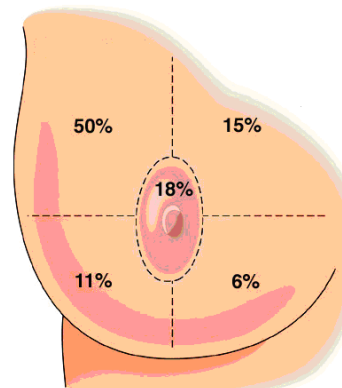
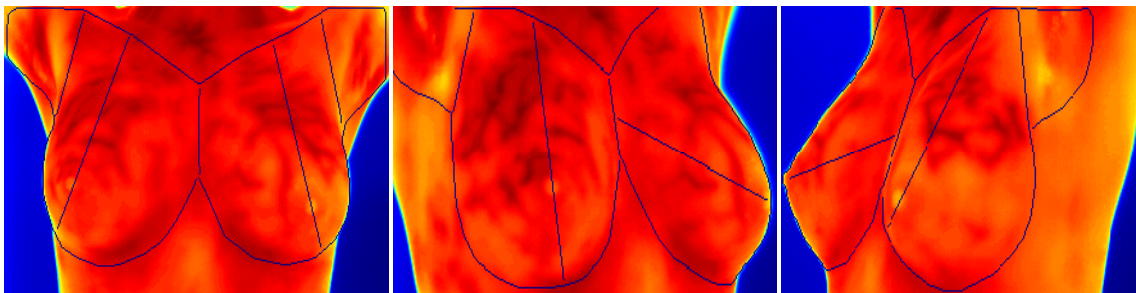


Figura 1.4. Porcentajes de incidencia del cáncer en la mama. Fuente wikipedia



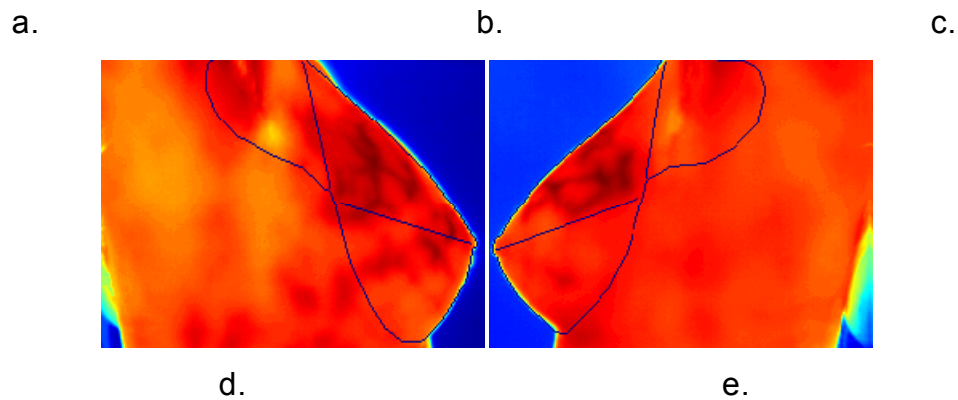


Figura 1.5 Divisiones sobre imágenes termográficas a. Perspectiva frontal b. Perspectiva oblicua derecha c. Perspectiva oblicua izquierda d. Perspectiva lateral derecha e. Perspectiva lateral izquierda. Fuente Álvaro Niño

En la figura 1.5, el doctor Álvaro Niño⁹, realiza la segmentación manual de las diferentes perspectivas, estableciendo una guía en la etapa de segmentación. Como se observa en estas gráficas, el doctor aprovecha las cinco perspectivas y propone subdivisiones a la glándula mamaria para que se establezca una planimetría de la mama que facilite el trabajo de los descriptores.

⁹ Médico Oncólogo de la Universidad Industrial de Santander

Capítulo 2

Preprocesamiento

Luego de la etapa de registro termografico de las glándulas mamarias, siguiendo el respectivo protocolo para el mismo, el primer tratamiento que recibe la imagen, es el preprocesamiento. Durante este capítulo se exponen los diferentes algoritmos implementados con los cuales se acude a modificar el contraste y el histograma, eliminar el ruido, realzar bordes, todo esto con el fin de enriquecer la imagen para un posterior análisis.

2.1 Aumento de contraste

Para la mejora del contraste de la imagen evitando el incremento del ruido de la misma se han desarrollado gran número de técnicas, las cuales se pueden clasificar en dos métodos, el indirecto y el directo.

2.1.1 Método indirecto

Cuando se refiere a los métodos indirectos es de obligatoriedad hablar del histograma. Se entiende como histograma de una imagen, a la distribución de probabilidad estadística de cada nivel de gris en un registro digital. Con éste se obtiene información de la imagen tal como la distribución de los niveles de gris y sus densidades, luminancia media de una imagen y contraste de la imagen.

Dentro del método indirecto la técnica más usada para la mejora del contraste en imágenes es la ecualización del histograma (13).

La ecualización del histograma, implica la transformación de la intensidad de los valores a fin de que el histograma de la imagen de salida, de manera

aproximada coincide con un histograma dado. Es decir, que exista el mismo número de píxeles para cada nivel de gris del histograma de una imagen.

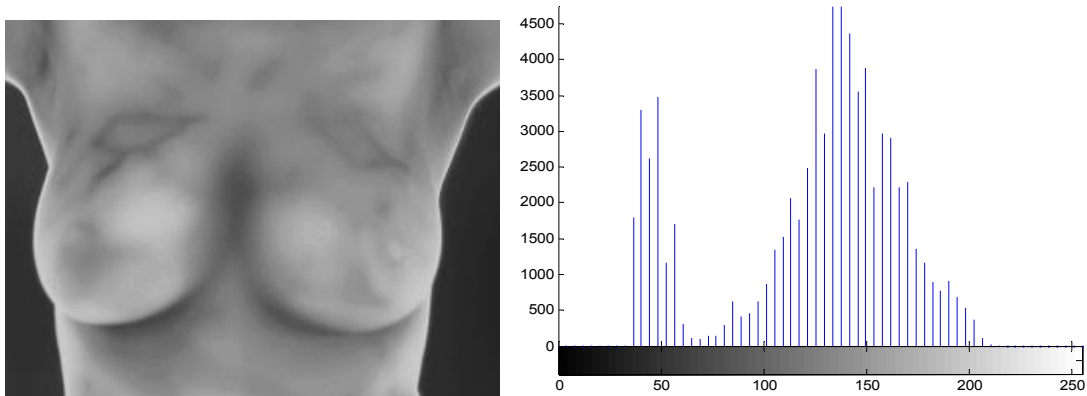


Figura 2.1 Imagen original y su respectivo histograma. Fuente autores

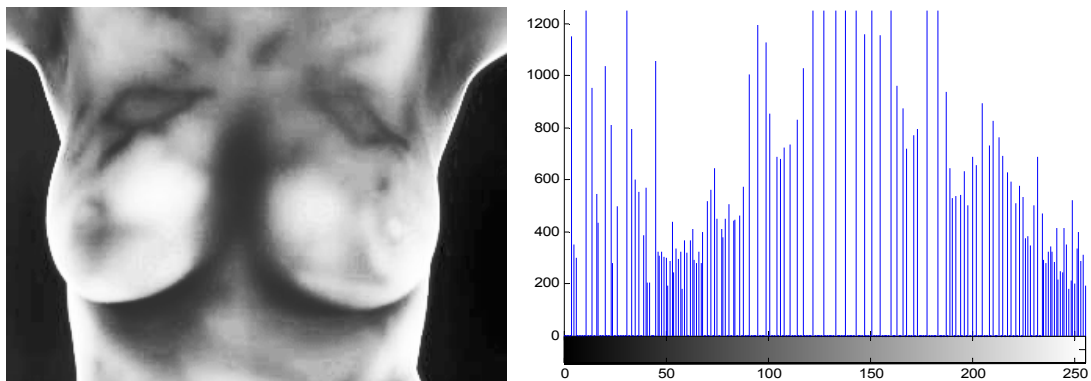


Figura 2.2. Imagen ecualización de histograma básico con su respectivo histograma. Fuente autores

Como se observa en las figuras 2.1 y 2.2 lo que se pretende con la técnica de ecualización del histograma es aplanar y expandir el rango dinámico del histograma del registro. En la figura 2.2 se ha logrado ampliar el rango dinámico de la imagen sin embargo, esta técnica cambia significativamente el brillo de la imagen¹⁰ por lo cual es muy factible que se induzca a errores¹¹.

¹⁰ El nivel de gris medio del resultado es la media del de la imagen de entrada

¹¹ Incrementa la relación señal/ruido

Buscando la reducción de estos defectos se han desarrollado varias extensiones de esta técnica. La ecualización de dos histogramas conservando la media (24) es una técnica que preserva el nivel de brillo de la imagen original. En esta, se separa el histograma de la imagen en dos, uno por debajo y otro por encima del nivel medio de gris de la imagen, y se aplica una ecualización de histograma independiente a cada parte.

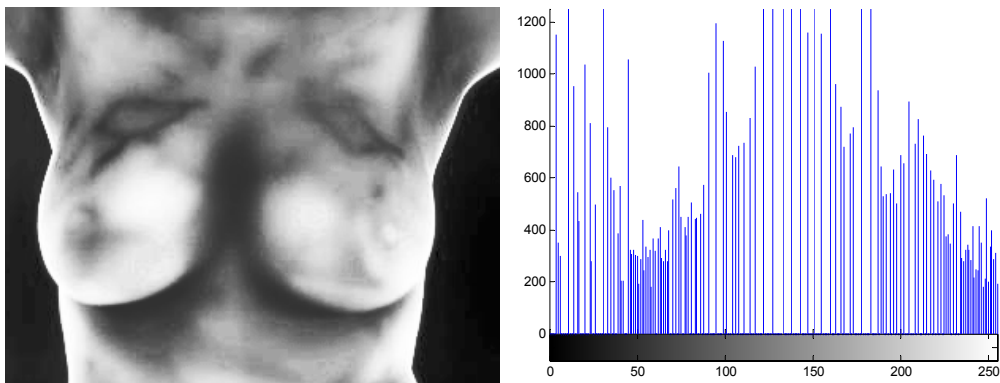


Figura 2.3. Ecualización bi- histograma con umbral 255. Fuente autores

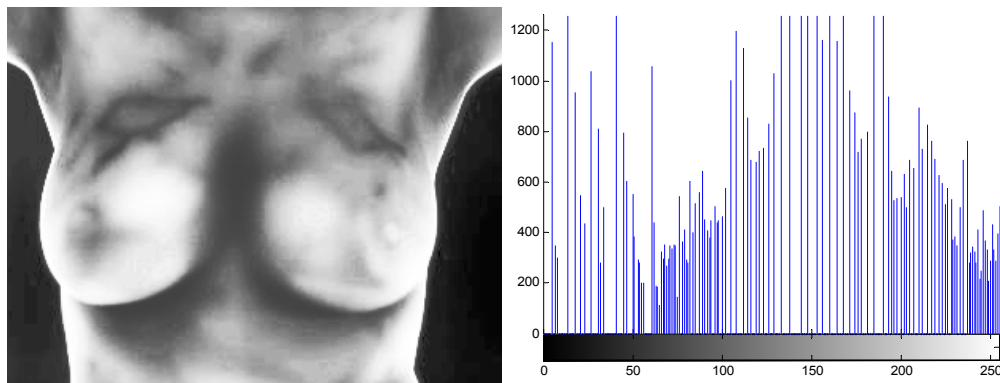


Figura 2.4. Ecualización bi-histograma con umbral 64. Fuente autores

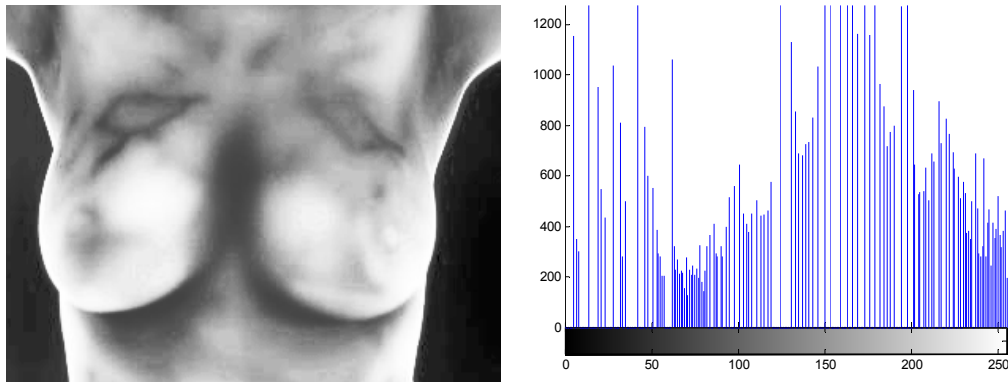


Figura 2.5. Ecuación con histograma el brillo medio de la imagen. Fuente autores

En las figuras 2.3 y 2.4 la ecuación por bi-histograma preserva el brillo medio de la imagen, pero depende de la selección de un umbral. Con una modificación al algoritmo es posible obtener el brillo medio de la imagen para un umbral automático tal y como se demuestra en (25) y se observa en la figura 2.5. La densidad de probabilidad de la figura 2.5 es mayor que la de las figuras 2.3 y 2.4, por tanto el rango dinámico es mayor

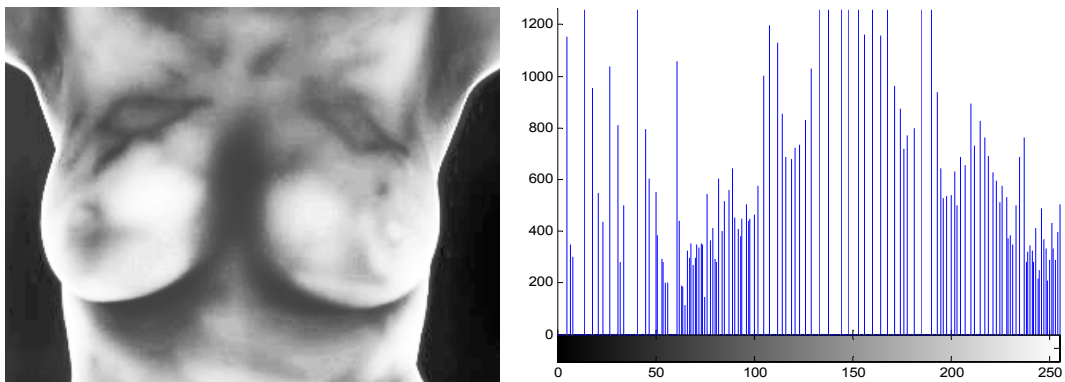


Figura 2.6. Ecuación de histograma y su respectivo histograma. Fuente autores

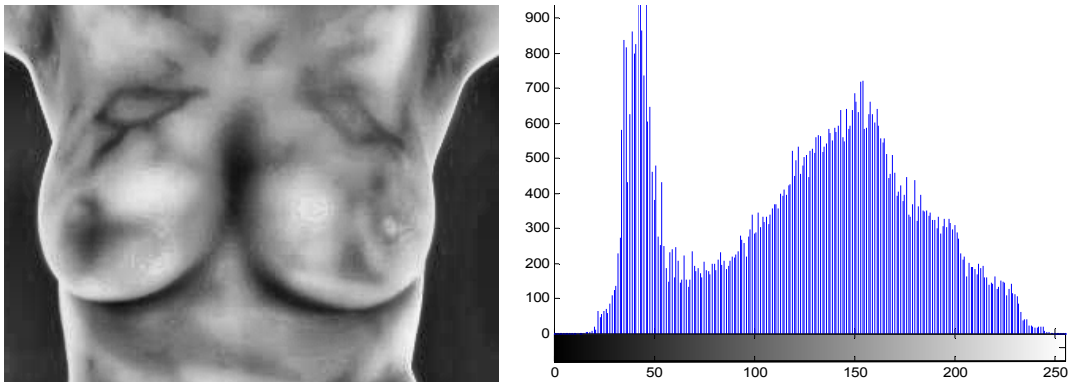


Figura 2.7. Ecuación por técnica adaptativa de histograma. Fuente autores

Una variante de la ecualización por bi-histograma es la técnica de ecualización de histograma dual en áreas iguales como se observa en la figura 2.6 (26). Esta técnica hace de forma iterativa la ecualización de histogramas por separación recursiva mediante medias (27) (28), mejorando los resultados de la imagen.

Como el contraste en la imagen es variable en todo el espacio, se han aplicado técnicas adaptativas que ecualizan el histograma a una ventana alrededor de cada píxel como se muestra en la figura 2.7. La calidad de la técnica depende de la redistribución de los niveles de gris que se utilicen en cada histograma local (29). Pero como se observa en la figura 2.7 el rango dinámico y la distribución de probabilidad bajo esta técnica es mejor, debido a que se observan las dos modas centrales del histograma.

Para evitar que al realzar el contraste se realce también el ruido, hay que sumarle al algoritmo una serie de restricciones tales como, un límite específico de enriquecimiento de contraste, y algún tipo de distribución¹² con su respectivo valor de ajuste.

¹² Rayleigh o exponencial

2.1.3 Métodos Directos

Entre los métodos directos para la mejora del contraste se pueden diferenciar dos tipos, los que aplican directamente filtros o máscaras y los que trabajan con técnicas de multiresolución para capturar la morfología de la imagen. Las técnicas basadas en máscaras sustraen a la imagen de entrada una versión filtrada con un filtro pasabajas de la misma, o añaden a ésta, una versión filtrada con un filtro pasaaltas. Una de las máscaras de filtrado comúnmente utilizadas es la técnica *unsharp masking*. Esta técnica tiene como característica, realzar los bordes de la imagen, pues modifica la relación de luminancia entre el objeto (29) y el fondo como se puede observar en las figura 2.8 para diferente número de pixeles en la ventana

Buscando darle mayor robustez a la detección del borde de la imagen, en aras de facilitar el proceso de la etapa de segmentación, se implementa el algoritmo *C-unsharp masking* (18) (30) para eliminar el problema de la amplificación de ruido. Para esto, plantea la modulación del gradiente local de la imagen. Este algoritmo se apoya en dos conceptos básicos de las imágenes, en primer lugar que las imágenes están representadas por valores de gradiente local que son mayores que los introducidos por el ruido, y en segunda instancia que los valores de gradiente local contribuyen al espectro de datos principalmente en el rango de media frecuencia

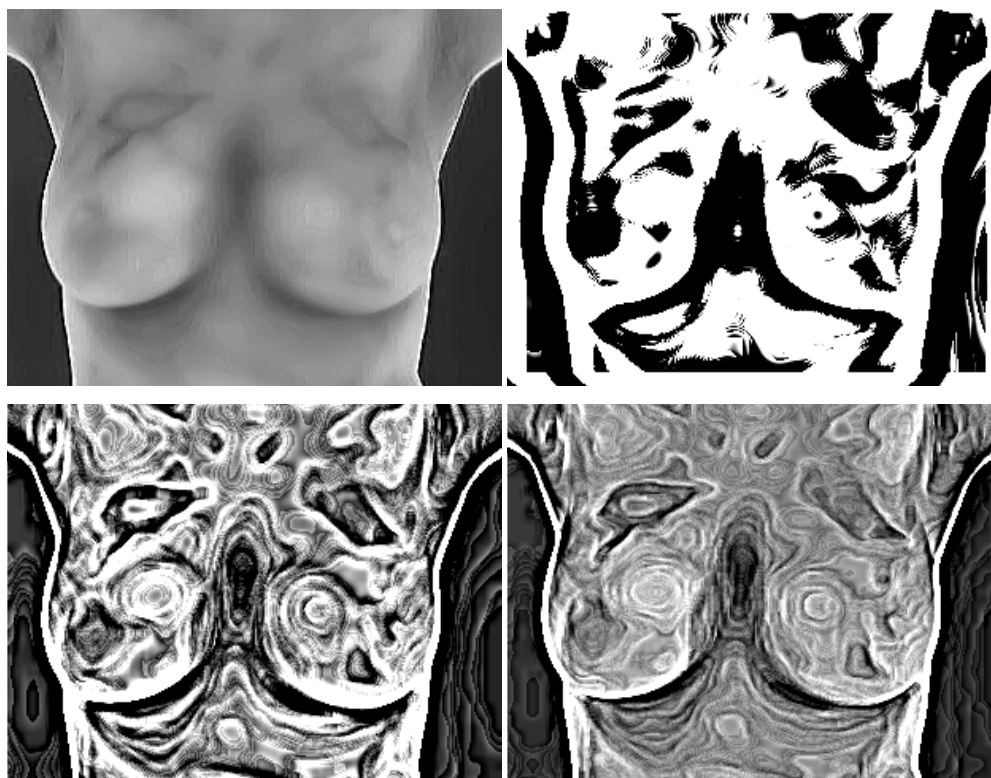


Figura 2.8. Técnica Unsharp masking basado en el operador laplaciano. Fuente autores

El operador laplaciano es una técnica fuertemente utilizada en el realce de borde por enriquecimiento de contraste, el inconveniente de aplicar este modelo en imágenes termográficas de glándulas mamarias se observa en la figura 2.8 puesto que la textura de estas imágenes no es uniforme entonces al aplicar este operador todas las no uniformidades son resaltadas. Estas imágenes se obtuvieron para diferentes valores de sigma. Para corregir este problema se implementa el algoritmo *C-unsharp masking* como se observa en la figura 2.9. donde se logra uniformar la imagen de intensidad y a la vez resaltar los bordes de las curvas inferiores de las glándulas mamarias

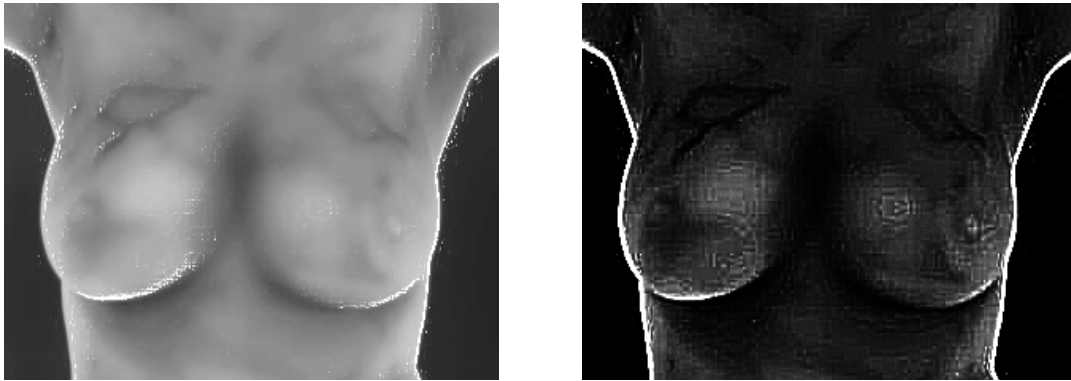


Figura 2.9. Modificación de contraste por algoritmo C-unsharp masking. Fuente autores

Entre los algoritmos mencionados en la literatura, aparece el filtro *blur*. (31) La tarea principal de este filtro es difuminar la imagen, buscando con esto incrementar los bordes de la misma. Cuando se tiene una imagen difusa o degradada, esta puede ser descrita de manera aproximada como,

$$g = n + Hf$$

donde g es la imagen borrosa, H el operador distorsión, también llamado PSF^{13} . Esta función, cuando convolucionada con la imagen, crea la distorsión, f la imagen ideal original, n ruido aditivo, introducido durante la adquisición de imagen, que corrompe la imagen. La ventaja de tener una imagen difusa es de gran utilidad en la etapa de segmentación, cuando se utiliza la técnica *GVF Snake* porque el campo del gradiente del vector de flujo se guía por la difusión de la imagen.

¹³ Point spread function



Figura 2.10 Filtro blur en nivel de gris. Fuente autores



Figura 2.11. Filtro canny sobre filtro blur. Fuente autores

La figura 2.10 muestra la aplicación del filtro blur en nivel de gris, buscando como primera medida la difusión de la imagen, y a su vez generar unos bordes más gruesos. La figura 2.11 es el resultado de aplicar el filtro canny sobre la imagen Blur para obtener una imagen de bordes que sea de utilidad para la etapa de segmentación con la Transformada de Hough.

Capítulo 3

Segmentación por contorno activo

Con las aplicaciones PDI se pretende analizar los objetos propios de una imagen. La correcta información de las imágenes se debe en gran parte a la buena segmentación de las mismas. Debido a la diferencia existente entre las formas de los objetos de estudio, es decir las mamas, y la poca diferencia entre el fondo y el objeto, durante este capítulo se explora la técnica conocida como modelos activos o *snakes*

Un *snake* o contorno activo es una curva continua deformable cuya forma es controlada por fuerzas continuas y externas de la imagen usando el modelo de minimización de energía (32). Esta curva ofrece una solución para la obtención de una descripción matemática del objeto de interés no importando su forma ni la diferenciación entre el conjunto de píxeles y el fondo de la imagen, es por esto que se hace atractivo a la hora de segmentar las glándulas mamarias.

Existen dos tipos generales de modelos de contorno activo, los contornos activos paramétricos (33), y contornos activos geométricos (34) (35). Este trabajo, se centra en los contornos activos paramétricos. Los contornos activos paramétricos sintetizan las curvas paramétricas dentro del dominio de la imagen y permite avanzar hacia características deseadas, para el caso de este trabajo, las zonas de incidencia del cáncer de mama. Normalmente, las curvas son atraídas hacia los bordes por las fuerzas potenciales, que son definidas como el gradiente negativo de una función potencial, aunque existen fuerzas de presión (36), y el vector gradiente de flujo GVF¹⁴ (31) que han sido utilizadas como fuerzas externas. También hay fuerzas internas diseñadas para tener la curva unida y para mantenerla si se flexiona demasiado.

¹⁴ Por sus siglas en ingles Gradient Vector Flow

Entre las fuerzas externas, el modelo que se probó durante este trabajo fue el propuesto por Xu et al, (38) el GVF. Entre las ventajas de este modelo en relación al tradicional son, la disminución en la sensibilidad a la inicialización y su capacidad de avanzar por concavidades frontera.

A continuación se hará una breve descripción del modelo tradicional propuesto por Kass et al, el cual es base para todos los modelos *snake* y el modelo GVF propuesto por Xu et al.

3.1. Modelo Snake Tradicional

Un *snake* tradicional es una curva descrita como,

$$x(s) = [x(s), y(s)], S \in [0, 1]$$

que se mueve a través del dominio espacial de una imagen para minimizar la energía funcional

$$E_{snake} = \int_0^1 \frac{1}{2} [\alpha x'(s)^2 + \beta x''(s)^2] + E_{ext}(x(s)) ds$$

Donde α y β son los parámetros que controlan la tensión y rigidez del snake. $x'(s)$ y $x''(s)$ son la primera y segunda derivada en relación a s . La función externa de energía E_{ext} es la derivada parcial de la imagen a fin de obtener los valores más pequeños en las características de interés.

Si se toma una imagen de un nivel de gris $I(x,y)$, vista esta como una función continua de las posición de las variables (x,y) , La energía externa típica destinada a conducir un contorno activo hacia los bordes se definen como:

$$E_{ext}(x, y) = -\nabla I(x, y)^2$$

$$E_{ext}(x, y) = -\nabla[G_\sigma(x, y) * I(x, y)]^2$$

donde $G_\sigma(x, y)$ es una función gaussiana bidimensional con desviación estándar σ y ∇ es el operador gradiente. Si la imagen es binaria, entonces la energía externa se define como (36)

$$E_{ext}(x, y) = I(x, y)$$

$$E_{ext}(x, y) = G_\sigma(x, y) * I(x, y)$$

Para que un contorno activo minimice E_{ext} se debe acudir al cálculo variacional con el fin de obtener la ecuación de Euler–Lagrange:

$$\alpha x''(s) - \beta x'''(s) - \nabla E_{ext} = 0$$

la cual puede ser reescrita como una ecuación de balanceo de fuerzas

$$F_{int} + F_{ext} = 0$$

siendo la fuerza interna la encargada de controlar la tensión¹⁵ y la rigidez¹⁶ de la curva de contorno, mientras que la fuerza externa guía el contorno hacia los bordes deseados de la imagen.

En las anteriores ecuaciones se puede ver la influencia de la desviación estándar. En la figura 3.1 se observa como una desviación estándar alta del gradiente de la imagen puede ayudar a incrementar los bordes de la misma,

¹⁵ Recibe este nombre porque la primera derivada tendrá valores grandes cuando exista una discontinuidad o un *hueco* en la curva.

¹⁶ Variación de la tangente en la curva del contorno activo.

con lo cual se logra el incremento del rango de captura del contorno activo, y por ende se mejora los resultados al final de la segmentación.

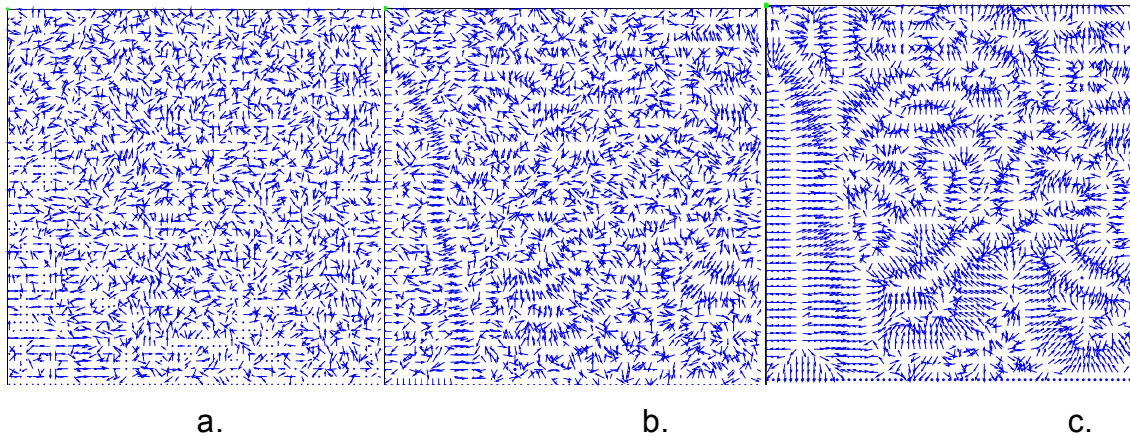


Figura 3.1 a. Campo estándar sigma = 0 b. Campo estándar sigma = 2 c. Campo estándar sigma = 6

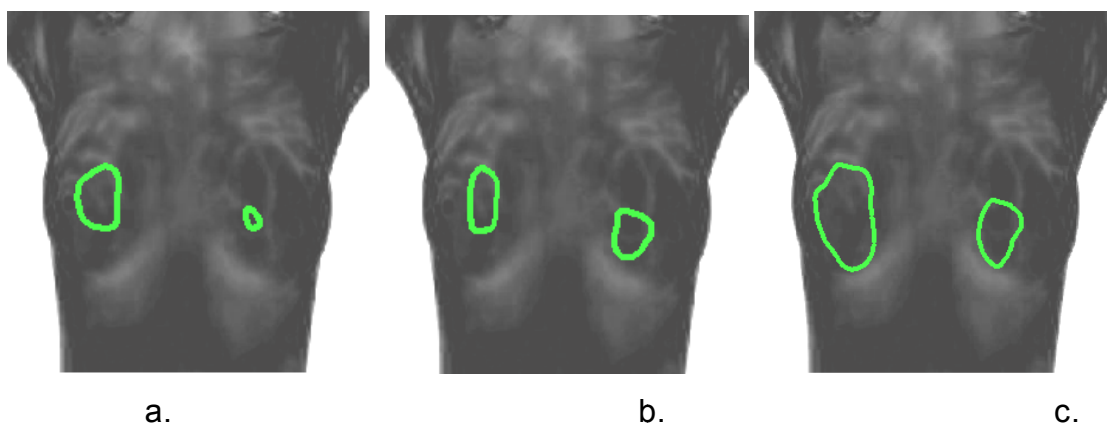


Figura 3.2. Contorno activo. a. $r = 0.3$ y sigma = 0 b. $r = 0.3$ sigma = 2 c. $r = 0.3$ sigma = 7

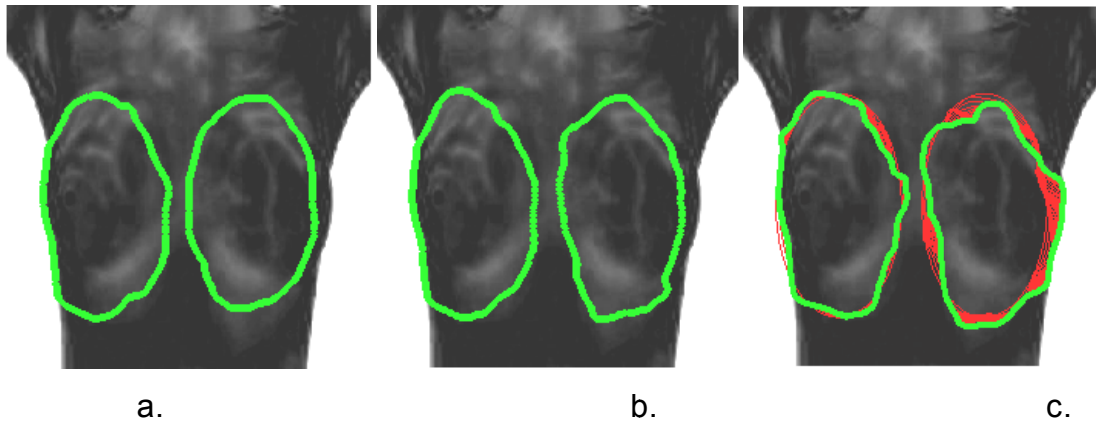


Figura 3.3. Contorno activo. a. $r = 0.7$ $\sigma = 0$ b. $r = 0.7$ $\sigma = 2$ c. $r = 0.7$ $\sigma = 7$

La figura 3.1c muestra el campo potencial estándar, como se puede observar la fuerza externa remarca los bordes de la imagen que harán un efecto de polarización a la curvatura deformable. En la figura 3.2 y 3.3 se observa la importancia de la sensibilidad del contorno inicial para el *snake* tradicional. Para un radio menor que la curvatura de interés la curvatura tiende a colapsar, caso contrario ocurre con un radio mayor que la curvatura de interés. En estas figuras se puede observar también, que a medida que se incrementa el valor de σ la curva se interesa por encontrar la energía de borde de la imagen.

De forma general y tras diversas pruebas se ha podido observar que el campo de potencial estándar exhibe una baja convergencia de las zonas cóncavas. A pesar de que las fuerzas externas apuntan correctamente hacia el objeto frontera, dentro de las concavidades de frontera las fuerzas apuntan horizontalmente en direcciones opuestas, haciendo que el contorno se queda oscilando y no busque el borde, ante este fenómeno no importa la selección de los valores de tensión o rigidez el problema no se corrige.

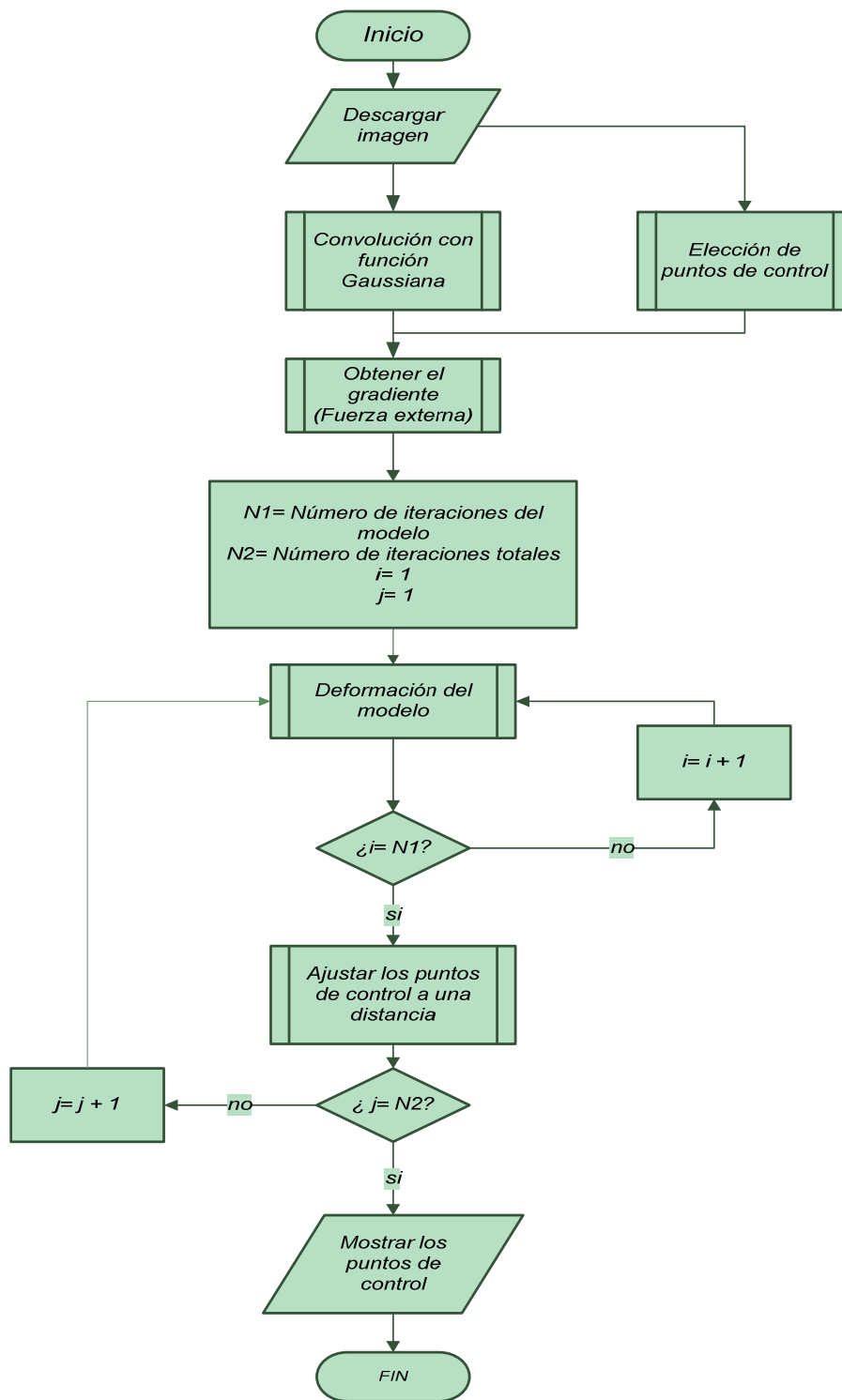


Figura 3.4 Algoritmo Snake tradicional. Fuente (40)

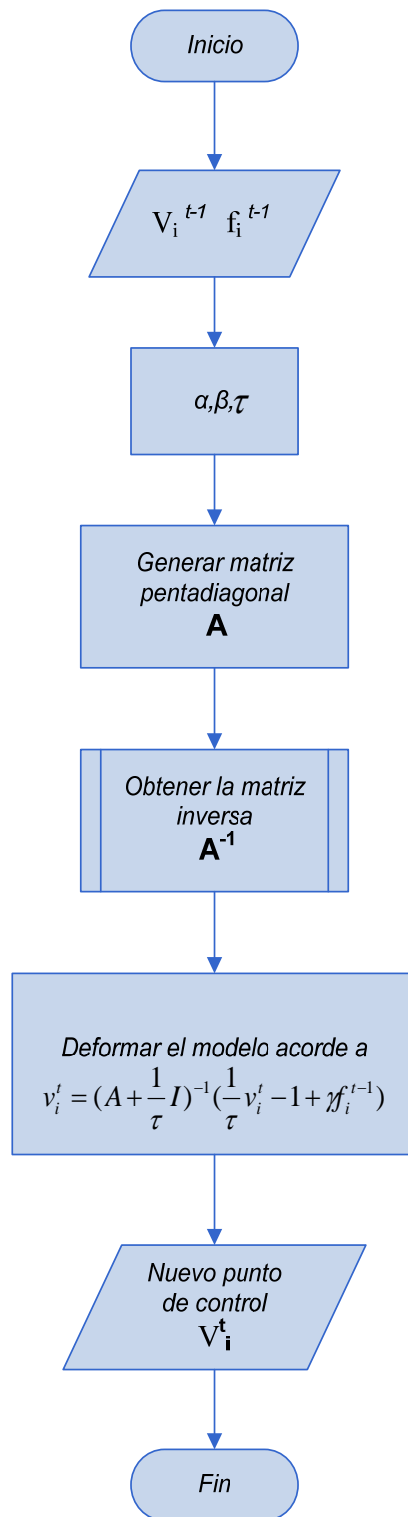


Figura 3.5. Proceso de deformación del modelo Kass. Fuente (40)

En la figura 3.4 se describe en forma de diagrama la secuencia lógica del algoritmo snake tradicional paso a paso. Las dos primeras fases están relacionadas con el aumento de la energía de la imagen y el establecimiento de los puntos de control inicial. Luego es necesario aplicar el gradiente para obtener el difuminado de la imagen esto para, establecer la magnitud de la fuerza externa del campo vectorial estándar. Por último se comienza a deformar el contorno activo manteniendo la cohesión del mismo con base la transformada euclidiana de la distancia.

El modelo de la figura 3.5 hace referencia al proceso de deformación del modelo snake tradicional que va tomando el contorno activo. Las ecuaciones que se utilizan para esta tarea están discretizadas. El valor de α mantiene la tensión de la curva, el valor β suaviza la curva, y el valor γ establece el paso entre iteración.

3.2. Modelo GVF

El modelo *GVF* parte del algoritmo tradicional pero replanteando el modelo de fuerzas externas. El gradiente de vector de flujo es un nuevo tipo de fuerza externa general con propiedades estáticas que no cambian con el tiempo y que vuelven al snake independiente, en gran parte, de la posición inicial del mismo. La premisa matemática subyacente de este nuevo tipo de fuerza proviene del teorema de Helmholtz, donde se afirma que todo campo vectorial general puede ser dividido en dos componentes, un componente sin rotación o libre de curva y otro componente solenoidal, libre de divergencia.

Para comenzar a desarrollar el análisis del *GVF*, se usa de la definición de un mapa de bordes $f(x,y)$ derivado de la imagen $I(x,y)$ el cual debe ser lo más cercano posible a los bordes de la imagen. Se pueden utilizar imágenes

en nivel de gris o con mapa de borde binario como las definidas en la literatura de procesamiento de imágenes (37) por ejemplo, se podría utilizar

$$f(x, y) = -E_{ext}^i(x, y)$$

donde, $i = 1, 2, 3$, o 4 . En el contexto actual existen tres propiedades generales de los mapas borde. En primer lugar, el gradiente de un mapa de borde ∇f tiene vectores que apuntan hacia los bordes, que son normales a los bordes en los bordes. En segundo lugar, estos vectores en general tienen grandes magnitudes sólo en las inmediaciones de los bordes. En tercer lugar, en regiones homogéneas, donde $I(x, y)$ es casi constante, ∇f es casi cero.

Estas propiedades afectan el comportamiento de un *snake* tradicional cuando el gradiente de un mapa de borde se utiliza como una fuerza externa. Debido a la primera propiedad, un *snake* inicializado cerca del borde convergerá a una configuración estable cerca del borde. Esta es una propiedad altamente deseada. Debido a la segunda propiedad, sin embargo, el rango de captura va a ser muy pequeño. Y por la tercera propiedad, las regiones homogéneas no tendrán fuerzas externas. Lo ideal entonces sería, mantener la primera propiedad, pero ampliar el mapa de gradiente fuera de los bordes y en regiones homogéneas utilizando un proceso computacional de difusión. Este proceso de difusión crea vectores que apuntan a las concavidades del límite, con lo cual se ataca directamente el problema de detección de concavidades.

Con base en lo anterior, Se puede definir el *GVF* como el vector de campo $v(x, y) = [u(x, y), v(x, y)]$ que minimiza la energía funcional

$$E_{snake} = \iint \mu(u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) + \nabla f^2 v - \nabla f^2 dx dy$$

Esta formulación variacional sigue un principio estándar. En particular, vemos que cuando ∇f es pequeño, la energía es dominada por la suma de los cuadrados de las derivadas parciales del vector campo, produciendo una variación lenta del campo. Por otra parte, cuando ∇f es grande, el segundo término domina al integrando, y se minimiza mediante el establecimiento de $v = \nabla f$. Esto produce el efecto deseado de mantener a v casi igual a el gradiente del mapa de borde cuando este es grande, pero obligando al campo a tener variaciones lentas en regiones homogéneas. El parámetro μ es un parámetro de regularización que rige la desventaja entre el primer y el segundo término en el integrando. Este parámetro debe establecerse según la cantidad de ruido presente en la imagen¹⁷. Se nota que el primer término dentro del integrando es el mismo término utilizado por Horn y Schunck en su formulación clásica de flujo óptico (38). Recientemente se ha demostrado que este término corresponde a una igual penalidad sobre la divergencia y curvatura del vector campo (39). Por lo tanto, el vector de campo resultante de esta minimización se puede esperar que no sea enteramente no rotacional ni totalmente solenoidal.

Usando el cálculo de las variaciones (40), se puede demostrar que se puede encontrar la solución del campo GVF con las siguientes ecuaciones de Euler.

$$\begin{aligned}\mu \nabla^2 u - (u - f_x)(f_x^2 + f_y^2) &= 0 \\ \mu \nabla^2 v - (v - f_x)(f_x^2 + f_y^2) &= 0\end{aligned}$$

donde ∇^2 es el operador Laplaciano. Estas ecuaciones dan más que la intuición detrás de la formulación GVF. Tomamos nota que en una región homogénea, es decir, donde $I(x, y)$ es constante, el segundo término de cada ecuación es igual a cero porque el gradiente de $f(x, y)$ es cero. Por lo tanto, dentro de esa región, u y v son determinados por la ecuación de Laplace, y el

¹⁷ Más ruido aumentará μ .

campo resultante GVF es interpolado de la región de la frontera, lo que refleja una especie de competencia entre los vectores de la frontera. Esto explica porque los vectores GVF apuntan a las concavidades límite. Las ecuaciones anteriores se pueden resolver mediante el tratamiento de μ y v como funciones del tiempo y la solución de estas sería:

$$\begin{aligned} u_t(x, y, t) &= \mu \nabla^2 u(x, y, t) - [u(x, y, t) - f_{x(x,y)}] \cdot [f_x(x, y)^2 + f_y(x, y)^2] \\ v_t(x, y, t) &= \mu \nabla^2 v(x, y, t) - [v(x, y, t) - f_{x(x,y)}] \cdot [f_x(x, y)^2 + f_y(x, y)^2] \end{aligned}$$

La solución en estado de equilibrio de estas ecuaciones lineales parabólicas es la solución deseada de las ecuaciones de Euler Tenga en cuenta que estas ecuaciones son disociadas y, por tanto, pueden ser resueltas como ecuaciones diferenciales parciales separadas escalares en μ y v . Las ecuaciones en atrás se conocen como ecuaciones de difusión generalizada, y se plantean en tan diversos ámbitos como la conducción de calor, la física del reactor y el flujo de fluidos (41). Acá, aparecen a partir de nuestra descripción de propiedades deseables de los campos de fuerza externa de snake, como representación de la energía funcional (42). Para mayor conveniencia, se reescribe (43) de la siguiente manera,

$$\begin{aligned} u_t(x, y, t) &= \mu \nabla^2 u(x, y, t) - b(x, y)u(x, y, t) + c^1(x, y) \\ v_t(x, y, t) &= \mu \nabla^2 v(x, y, t) - b(x, y)v(x, y, t) + c^2(x, y) \end{aligned}$$

Donde

$$\begin{aligned} b(x, y) &= f_x(x, y)^2 + f_y(x, y)^2 \\ c^1(x, y) &= b(x, y)f_x(x, y) \\ c^2(x, y) &= b(x, y)f_y(x, y) \end{aligned}$$

Cualquier operador gradiente de imagen digital (37) puede utilizarse para calcular f_x y f_y . Los coeficientes $b(x, y)$, $c^1(x, y)$, y $c^2(x, y)$, pueden ser calculados y fijados para todo el proceso iterativo. Para configurar la solución iterativa, se busca que los índices i, j y n correspondan a x, y y t respectivamente, y los espacios entre píxeles sean Δx y Δy y el tiempo para cada paso entre cada iteración sea Δt . A continuación, las derivadas parciales pueden aproximarse como:

$$u_t = \frac{1}{\Delta t} (u_{i,j}^{n+1} - u_{i,j}^n)$$

$$v_t = \frac{1}{\Delta t} (v_{i,j}^{n+1} - v_{i,j}^n)$$

$$\nabla^2 u = \frac{1}{\Delta x \Delta y} (u_{i+1,j} + u_{i,j+1} + u_{i-1,j} + u_{i,j-1} - 4u_{i,j})$$

$$\nabla^2 v = \frac{1}{\Delta x \Delta y} (v_{i+1,j} + v_{i,j+1} + v_{i-1,j} + v_{i,j-1} - 4v_{i,j})$$

La sustitución de estas aproximaciones en (44) da una solución iterativa a GVF de la siguiente manera:

$$u_{i,j}^{n+1} = (1 - b_{i,j} \Delta t) u_{i,j}^n + r (u_{i+1,j}^n + u_{i,j+1}^n + u_{i-1,j}^n + u_{i,j-1}^n - 4u_{i,j}^n) + c_{i,j}^1 \Delta t$$

$$v_{i,j}^{n+1} = (1 - b_{i,j} \Delta t) v_{i,j}^n + r (v_{i+1,j}^n + v_{i,j+1}^n + v_{i-1,j}^n + v_{i,j-1}^n - 4v_{i,j}^n) + c_{i,j}^2 \Delta t$$

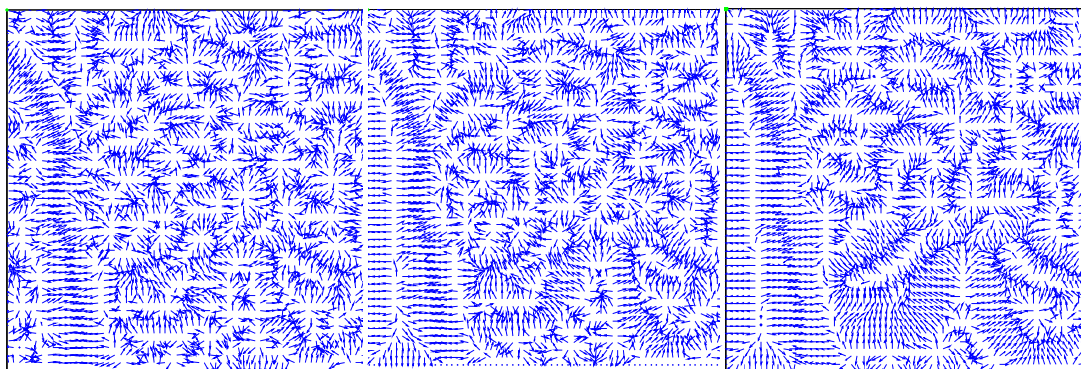
Donde

$$r = \frac{\mu \Delta t}{\Delta x \Delta y}$$

La convergencia del anterior proceso iterativo está garantizado por un resultado estándar en la teoría de los métodos numéricos (45). Siempre que b, c^1 y c^2 son limitadas, (31) es estable siempre que la restricción de Courant-Friedrichs-Lewy del tamaño de paso $r \leq \frac{1}{4}$ sea mantenida. Ya que normalmente $\Delta x, \Delta y$ y μ son fijos, utilizando la definición de r en (46), nos encontramos con que la siguiente restricción en el tiempo de paso Δt debe mantenerse a fin de garantizar la convergencia de GVF:

$$\Delta t = \frac{\Delta x \Delta y}{4\mu}$$

La intuición detrás de esta condición es revelada. En primer lugar, la convergencia se hace para tener más rapidez en la imágenes con formas abruptas, es decir, cuando Δx y Δy y son más grandes. En segundo lugar, cuando μ es grande y se espera que GVF sea un campo suave, la tasa de convergencia puede ser más lenta (ya que Δt debe ser pequeña).

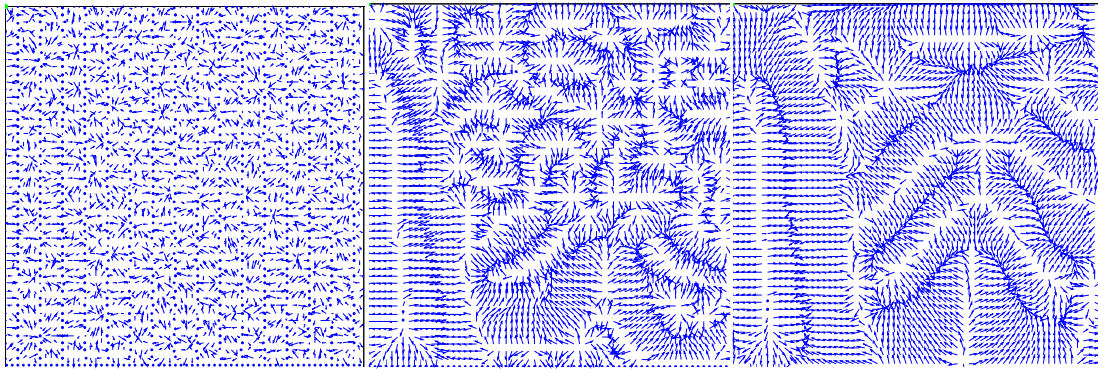


a.

b.

c.

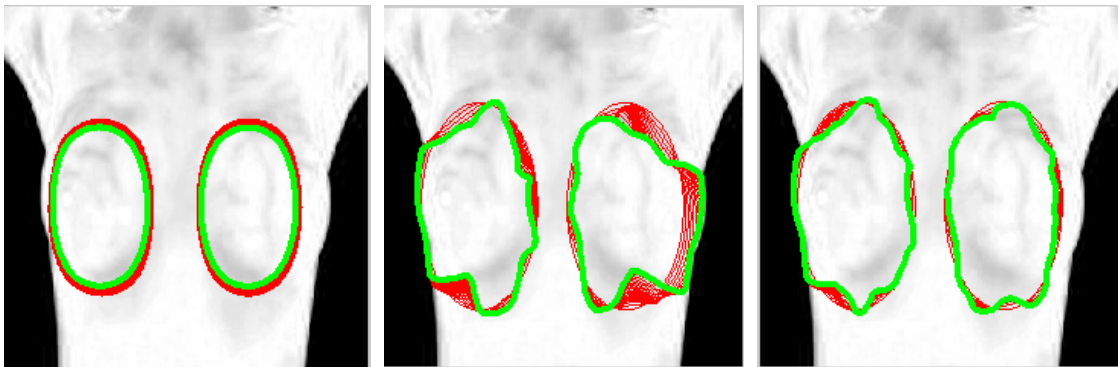
Figura 3.6 a. GVF $\sigma = 0$ $\mu = 0.1$ b. GVF $\sigma = 2$ $\mu = 0.1$ c. GVF $\sigma = 6$ $\mu = 0.1$



a. b. c.

Figura 3.7. a. GVF $\sigma = 0$ $\mu = 1$ b. GVF $\sigma = 2$ $\mu = 0.01$ c. GVF $\sigma = 12$ $\mu = 0.001$

En las figura 3.6 a, b y c se puede observar la incidencia del valor de sigma en la detección de bordes de la imagen, a medida que este aumenta la detección es mejor. En la figura 3.7 a se puede observar que para valores de μ altos¹⁸ la convergencia del campo es menor por tanto el contorno se va a mover más lentamente en la zona de interés, caso contrario ocurre con un μ bajo tal y como se muestra en las figuras 3.7 b y c.



a. b. c.

Figura 3.8. a. contorno activo $\sigma = 4$ $\mu = 1$ b. contorno activo $\sigma = 4$ $\mu = 0.1$ c. contorno activo $\sigma = 16$ $\mu = 0.001$

¹⁸ Mayores de uno

La figura 3.9 busca explicar de manera gráfica el comportamiento de la distancia euclidiana de los puntos de control, calculando el vector de distancia entre los puntos del contorno activo bajo los criterios de tensión, rigidez y paso de iteración.

La figura 3.10 muestra el diagrama de flujo del algoritmo snake GVF. Cabe anotar que los valores finales de los puntos de control son los que se utilizan para generar la máscara resultado de la segmentación.

La figura 3.11 muestra el modelo de deformación de la curva discretizada del algoritmo snake. es en esta curva donde se utiliza el laplaciano del funcional de energía externa.

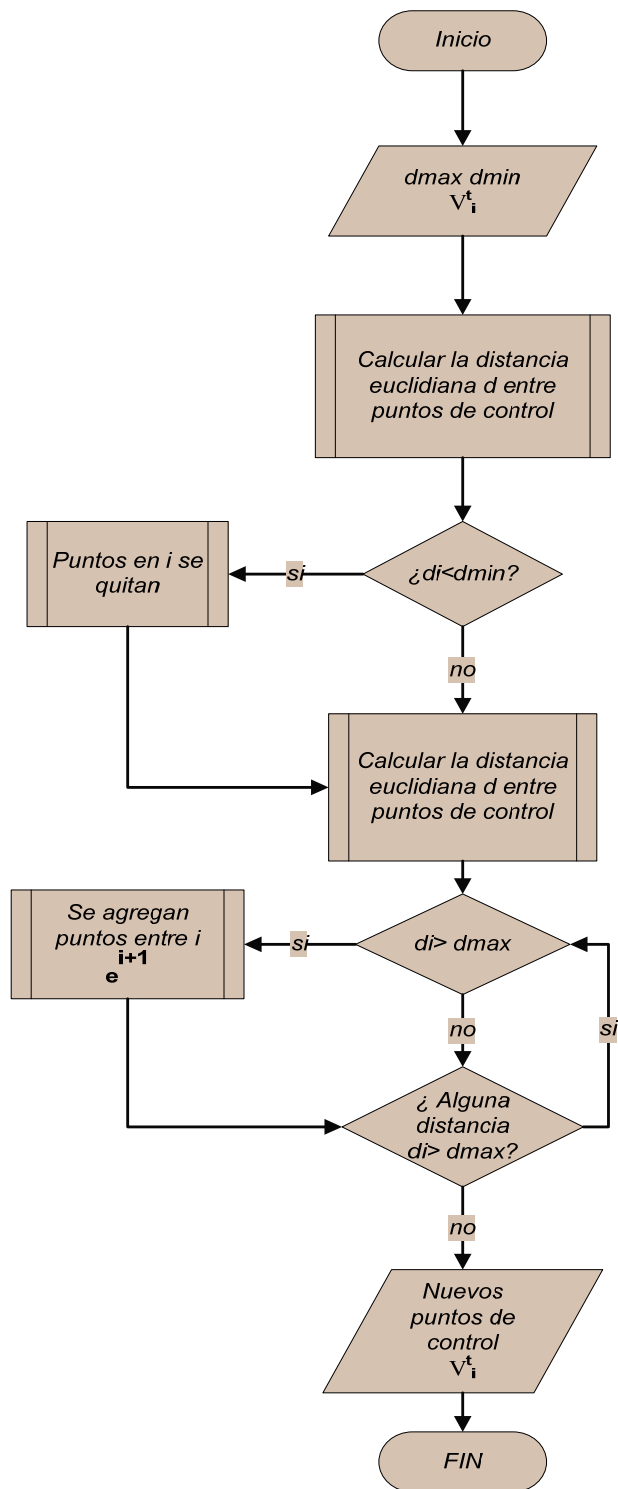


Figura 3.9. Evaluación de los puntos de control (40)

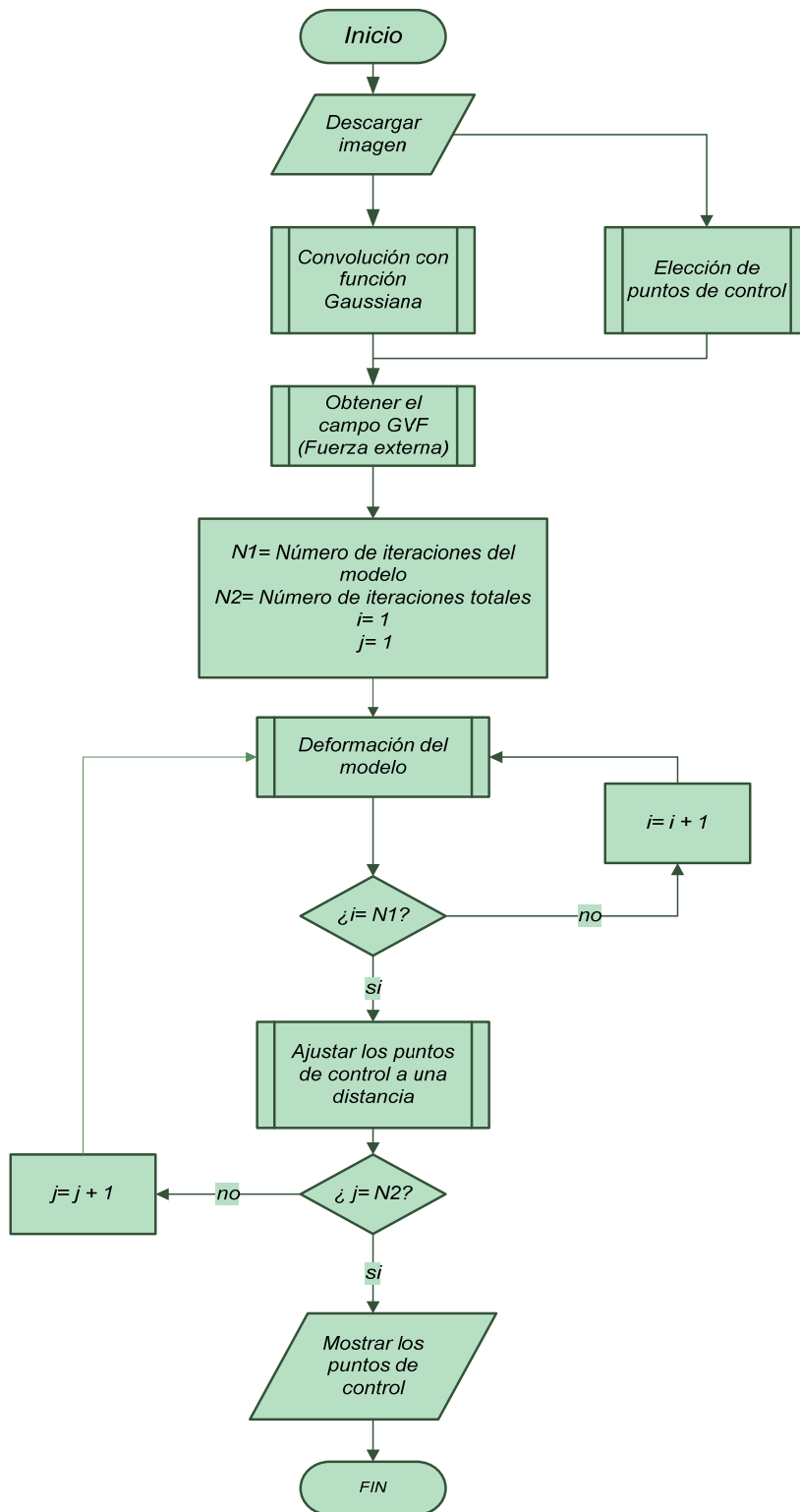


Figura 3.10. Algoritmo Snake GVF (40)

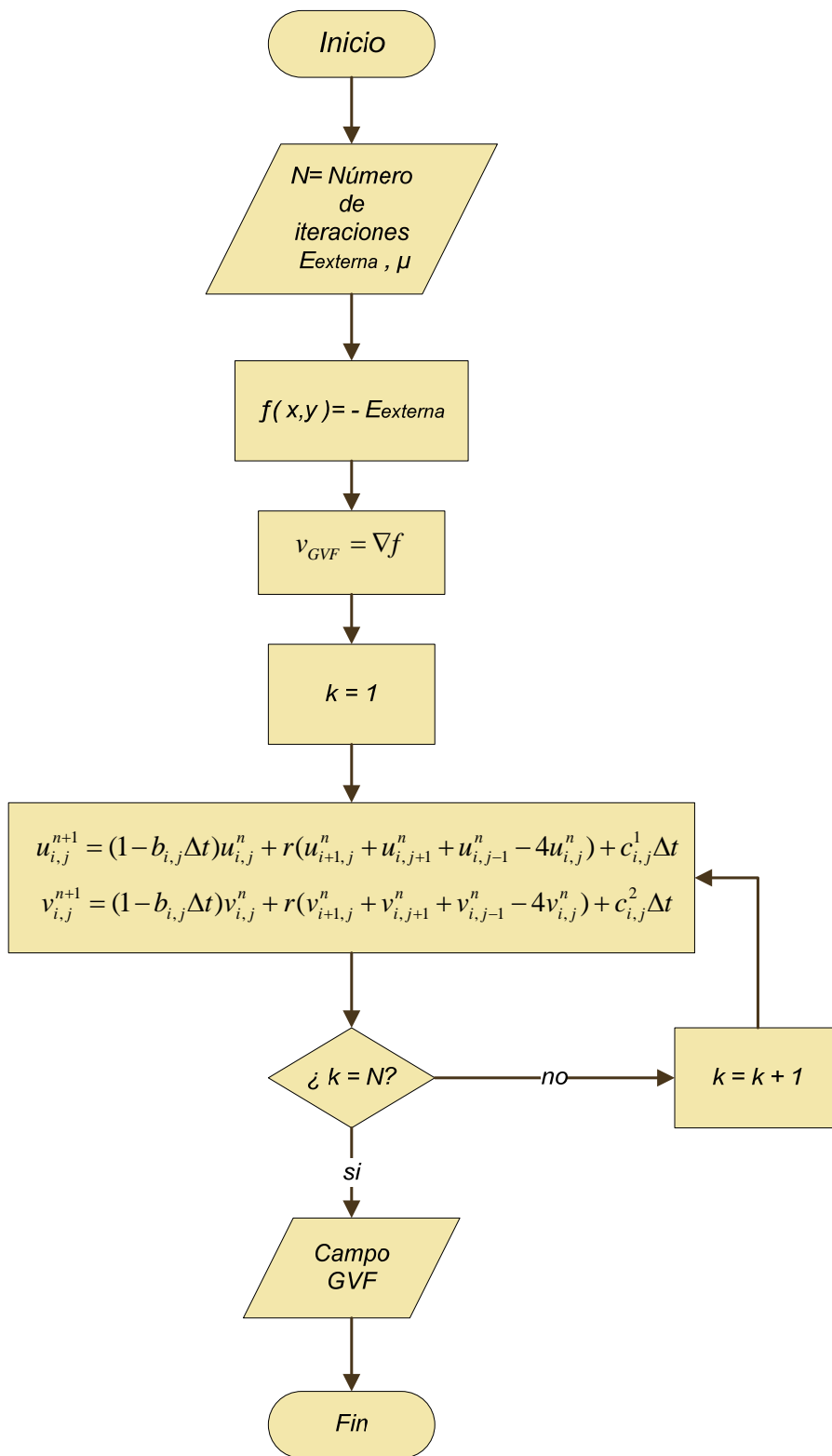


Figura 3.11. Algoritmo deformación GVF Snake (40)

Capítulo 4

Transformada de Hough

La segmentación es el proceso de particionar una imagen dentro de partes, componentes o de objetos separados, para este proyecto la Transformada de Hough es usada para extraer las curvas características que incluyen los límites del las regiones que delimitan el seno en las vistas frontal, lateral y oblicua

4.1 Generación de imágenes de bordes

Un borde es el límite entre dos regiones con niveles distintos de gris, de manera que estos sean lo suficientemente homogéneos, para que la transición entre dichas regiones se pueda mirar como un cambio abrupto. La idea básica para la detección de bordes es el cálculo de la derivada.

Si se considera la imagen de la figura 4.1 y se dibujan valores de grises que atraviesan la imagen de izquierda a derecha. Dos tipos de bordes pueden ser diferenciados: un borde rampa, donde los bordes de gris cambian lentamente, y un borde ideal donde los valores grises cambian repentinamente.

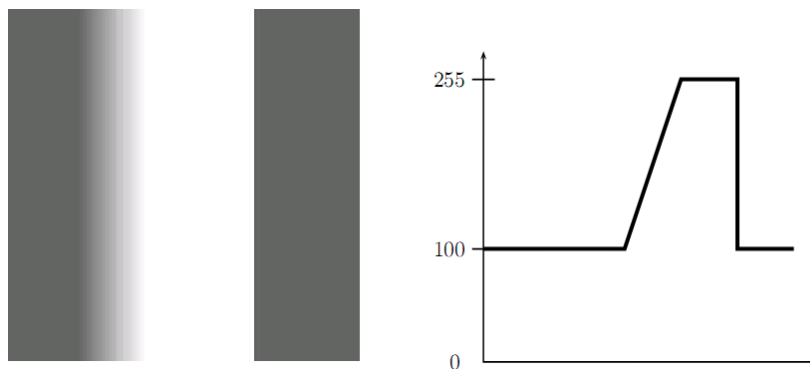


Figura 4.1 Imagen y función de bordes

Si la función de bordes de la figura 4.1 es $f(x)$; entonces su derivada $f'(x)$ puede ser graficada; y es mostrada en la figura 4.2 La derivada, como es de esperar es cero para todas las secciones constantes, y diferente de cero solo en aquellas partes de la imagen donde hay cambios lentos de grises.

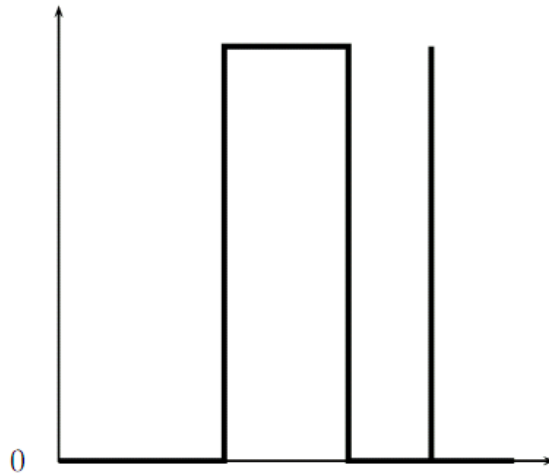


Figura 4.2. Derivada de la función de bordes

Muchos operadores que detectan bordes se basan en la diferenciación; aplicando derivadas continuas a imágenes discretas, partiendo de la definición de derivada:

$$\frac{df}{dx} = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(x+h) - f(x)}{h}$$

En una imagen, el valor más pequeño de h es 1, siendo la diferencia entre los valores de los índices de dos pixeles adyacentes, una versión discreta de la definición de derivada es:

$$f(x + 1) - f(x)$$

Otras expresiones para la derivada son

$$\lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(x) - f(x - h)}{h}, \quad \lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(x + h) - f(x - h)}{2h}$$

Con contrapartes discretas

$$f(x) - f(x - 1), \quad (f(x + 1) - f(x - 1))/2.$$

Para una imagen con dos dimensiones, se usan derivadas parciales, una expresión importante es el *gradiente*, el cual es el vector definido por

$$\left[\frac{\partial f}{\partial x} \quad \frac{\partial f}{\partial y} \right]$$

Cuyos puntos de la función $f(x,y)$ van en la dirección del mayor incremento. La dirección del incremento está dada por:

$$\tan^{-1} \left(\frac{\frac{\partial f}{\partial y}}{\frac{\partial f}{\partial x}} \right)$$

Y su magnitud está dada por

$$\sqrt{\left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y}\right)^2}$$

4.2 Algoritmo Canny

El algoritmo de canny (47) se fundamenta en la teoría de operadores primera derivada y resulta particularmente interesante porque extrae bordes y cierra los contornos evitando posibles rupturas de los mismos durante su extracción, asegurando buena inmunidad al ruido. Canny ha optimizado la detección de bordes debido a:

1. Maximización de la relación señal a ruido del gradiente
2. Un factor de localización de borde, lo cual asegura que el borde detectado es localizado con la precisión posible.
3. Minimización de múltiples respuestas a un solo borde.

Los pasos que se deben seguir para implementar el algoritmo de Canny son los siguientes:

Maximización de la relación señal a ruido en el cual los bordes verdaderos son detectados y bordes falsos son evitados. De esta manera se descartan respuestas falsas cuando hay múltiples respuestas a un solo borde, los bordes corruptos por el ruido pueden ser removidos. En este método la imagen primero es convolucionada, con un filtro Gaussiano suave con desviación estándar σ . Esta

operación es seguida por cálculo del gradiente sobre el resultado de la imagen suavizada.

Supresión no máxima. Consiste en el Adelgazamiento del ancho de los bordes, obtenidos con el gradiente, hasta lograr bordes de un pixel de ancho.

Doble umbralización. El gradiente de la imagen obtenida después de la supresión no máxima puede no obstante contener muchos puntos de bordes falsos. Para remover puntos de falsos bordes, una apropiada umbralización es seleccionada tal que todos los puntos de bordes que tengan una magnitud mayor que el umbral puedan ser conservados como puntos de bordes verdaderos mientras otros son removidos como puntos de falsos bordes. Si el umbral es pequeño entonces un número de puntos de falsos bordes pueden ser detectados como verdaderos, por otra parte algunos bordes verdaderos pueden ser omitidos. Para evitar este problema dos umbrales T_1 y T_2 pueden ser elegidos para crear dos diferentes bordes de imágenes E_1 y E_2 , donde $T_2 \approx 1.5T_1$. E_1 incluirá algunos puntos de falsos bordes mientras que E_2 incluirea muy pocos puntos de falsos bordes y se omitirán unos pocos bordes verdaderos. El algoritmo de selección de umbral comienza con puntos de borde en E_2 conectando puntos de bordes adyacentes en E_2 formando un contorno. Y el proceso continúa hasta que no haya más puntos de bordes adyacentes. En la frontera del contorno el algoritmo busca los próximos puntos de borde de la imagen E_1 y sus 8 mas cercanos. Los espacios entre dos bordes pueden ser llenados tomando puntos de borde de E_1 hasta que el espacio halla sido llenado. Este proceso completa el contorno constituido por los bordes verdaderos de la Imagen.

Selección del umbral de Borde. La detección de bordes se basa comparando bordes del gradiente con el umbral. Este valor de umbral puede elegirse bastante menor solo cuando no haya ruido en la imagen, tal que todos los bordes verdaderos puedan ser detectados sin pérdida. En las imágenes con ruido, la selección del umbral se convierte en problema de optimización basada en la teoría de Bayes.

La segmentación es el proceso de particionar una imagen dentro de partes, componentes o de objetos separados, para este proyecto la transformada de Hough es usada para extraer las curvas características que incluyen los límites de las regiones que delimitan el seno en las vistas frontal, lateral y oblicua

4.3 Operador Sobel

Para la detección de bordes en imágenes el operador Sobel es uno de los más famosos (48). Este mide el gradiente sobre una imagen y enfatiza sobre aquellas regiones con alta frecuencia espacial. Este filtro se utiliza típicamente para realzar los bordes de los objetos que se encuentran en una imagen.

Para implementar el filtro de Sobel se definen dos mascarar que detectan, respectivamente, los cambios horizontales y verticales en una imagen. Una de las mascarar es simplemente, la otra girada 90° . Este filtro puede ser visto como una aproximación sencilla al concepto de gradiente con suavizado. El suavizado en la dirección del eje x se realiza mediante la máscara de convolución $[1, 2, 1]$, mientras que el filtro derivativo se realiza mediante la máscara de convolución $[-1, 0, 1]$. De este modo, la máscara de convolución resultante de combinar las dos mascarar anteriores para detectar gradientes tanto en la dirección del eje x como en la del eje y será:

$$K_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad K_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

Ambas mascarar se pueden aplicar de forma separada a la imagen de entrada para producir medidas independientes del gradiente en el eje horizontal (G_x) y en el vertical (G_y). Dichas medidas pueden combinarse posteriormente para calcular tanto la magnitud del gradiente en cada punto como su orientación.

La magnitud del gradiente puede calcularse como:

$$|G| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$$

Aunque típicamente se calcula con menor coste computacional como:

$$|G| = |G_x| + |G_y|$$

La orientación del gradiente viene dada por

$$\theta = \tan^{-1}\left(\frac{G_y}{G_x}\right)$$

4.4 Transformada de Hough

Si los puntos de bordes encontrados son escasos, el resultado de la imagen de bordes puede consistir de puntos individuales en lugar de líneas rectas o curvas, de esa manera para establecer una frontera entre las regiones, podría ser necesario ajustar una línea a esos puntos, lo cual conllevaría a un incremento de tiempo y un proceso computacionalmente ineficiente, especialmente si hay muchos puntos de bordes. Un método para encontrar tales líneas de frontera es usando la “transformada de Hough”.

La *Transformada de Hough* es diseñada para encontrar líneas en imágenes (49), pero esta puede ser fácilmente variada para encontrar otras formas. La idea es simple. Supóngase que se tiene un punto (x, y) en la imagen) la cual se asumirá que es binaria. Nosotros podemos escribir $y = ax + b$, y considerar todos los pares (a, b) los cuales satisfacen esta ecuación y dibujarlos dentro de un “arreglo de acumulación”. El arreglo (a, b) es el arreglo de transformación. Por ejemplo, si el punto $(x, y) = (1, 1)$ entonces la ecuación que relaciona a y b es:

$$1 = a \cdot 1 + b$$

La cual podemos escribir como:

$$b = -a + 1$$

De esa manera la línea $b = -a + 1$ consiste de todos los pares de puntos que relacionan a un solo punto $(1,1)$ como se muestra en la figura 4.3, cada punto de la imagen es mapeada sobre una línea en la transformada. Los puntos en la transformada que corresponden al mayor número de intersecciones corresponden a la línea más intensa en la imagen.

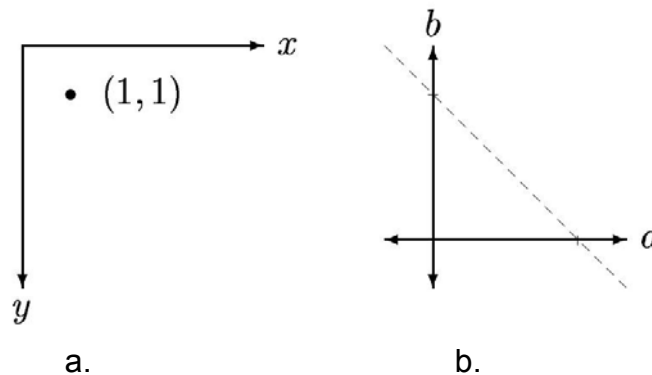


Figura 4.3. Ilustración Transformada de Hough a. Punto en el espacio xy. b. Transformada en el espacio a.b

Hay un problema con esta implementación de la transformada de Hough y es que no podemos encontrar líneas verticales: es decir no se puede expresar una línea vertical en la forma $y = mx + c$, debido a que m representa el gradiente, y una línea vertical tiene infinito gradiente. Por lo cual se hace necesaria otra parametrización de líneas. Si se considera una línea, como se muestra en la figura 4.4, se puede observar que cualquier línea puede ser descrita en términos de r y θ (50) r es la distancia perpendicular de la línea al origen y θ es el ángulo de la línea perpendicular al eje x.

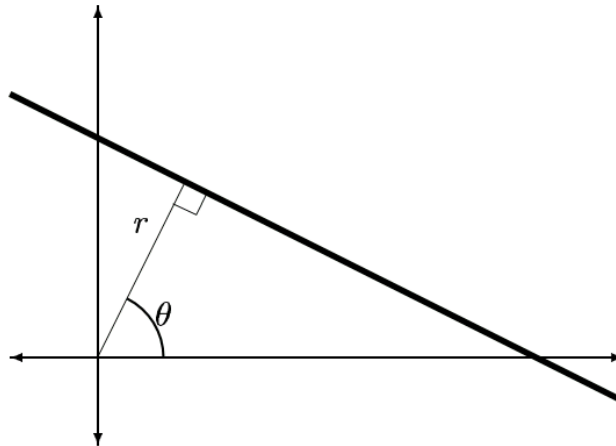


Figura 4.4 Representación polar de la línea

En esta parametrización las líneas verticales son simplemente aquellas que tienen $\theta = 0$. si se permite a r tener valores negativos, se restringe θ al rango:

$$-90 \leq \theta \leq 90$$

Dada esta parametrización, se puede encontrar la ecuación de la línea. Primero se puede observar que el punto (p, q) donde la línea perpendicular se intercepta con la línea es $(p, q) = (r \cos \theta, r \sin \theta)$, también se puede observar que el gradiente de la perpendicular es $\tan(\theta) = \frac{\sin(\theta)}{\cos(\theta)}$. Ahora si tomamos cualquier punto (x, y) de la línea, se puede obtener el gradiente de la línea como:

$$\frac{\text{ordenada}}{\text{abscisa}} = \frac{y - q}{x - p} = \frac{y - r \sin \theta}{x - r \cos \theta}$$

Puesto que el gradiente de la línea perpendicular es $\tan \theta$, el gradiente de la línea debe ser

$$-\frac{1}{\tan\theta} = -\frac{\cos\theta}{\sin\theta}$$

Colocando esas dos expresiones para el gradiente conjuntamente producen:

$$\frac{y - r\sin\theta}{x - r\cos\theta} = -\frac{\cos\theta}{\sin\theta}$$

Multiplicando las fracciones tenemos:

$$\begin{aligned} y\sin\theta - r\sin^2\theta &= -x\cos\theta + r\cos^2\theta \\ y\sin\theta + x\cos\theta &= r\sin^2\theta + r\cos^2\theta = r(\sin^2\theta + \cos^2\theta) = r \end{aligned}$$

Y finalmente se obtiene la ecuación requerida de la línea.

$$x\cos\theta + y\sin\theta = r$$

La transformada de Hough puede entonces ser implementada como sigue: eligiendo un conjunto de valores de (r, θ) , para cada pixel (x, y) en la imagen, nosotros calculamos

$$x\cos\theta + y\sin\theta$$

Para cada valor de θ , y colocamos el resultado en una posición apropiada en el arreglo (r, θ) . Al final los valores de (r, θ) con los valores más altos en el arreglo corresponden a las líneas más fuertes en la imagen.

Para el caso de la segmentación del seno, dependiendo de la vista se distinguen diferentes curvas, por ejemplo para la vista frontal se encuentran cuatro curvas dominantes que aparecen en la imagen de bordes las cuales son llamadas curvas características (51): la frontera izquierda y derecha del cuerpo y las dos fronteras inferiores del seno. Las fronteras del cuerpo son fácilmente detectadas, la dificultad se encuentra en la detección de las fronteras inferiores del seno. De las cuales se puede observar que generalmente poseen formas parabólicas. De esta manera la transformada de Hough es usada para detectar dichas parábolas.

Los parámetros que describen la parábola pueden ser derivados en el espacio paramétrico 3D de $h - k - p$ (52) como son tres parámetros no conocidos:

$$(y - k)^2 = -4p(x - h)^2$$

Cada punto de la parábola en el espacio $x - y$ corresponde a la parábola en el espacio h, k, p . Todos los puntos sobre la parábola en el espacio $(x - y)$ interceptan en un punto en el espacio $h - k - p$.

Para poder implementar la transformada de Hough es necesario crear celdas de acumulación las cuales consisten en celdas matriciales que se inicializan en cero y donde se almacenan el número de aciertos de intersección de las parábolas. Los diferentes pasos que se trabajaron fueron los siguientes.

- Detección de bordes usando algoritmo de canny.
- Transformada de Hough para detectar parábolas en la imagen binaria.
- Minimización del espacio de hough, dependiendo del número de parábolas de la imagen y su localización en las vistas.
- Aplicación del filtro Sobel para detectar bordes externos de la imagen.
- Dilatación de bordes y conversión de las curvas detectadas a pixeles.

La Figura 4.5 muestra una imagen frontal y la detección de bordes por canny. Después se aplica la transformada de Hough, (Figura 4.6 a), donde un matriz

acumuladora se encarga de almacenar el mayor numero de intersecciones en el espacio de vértices (h,k) de las parábolas.

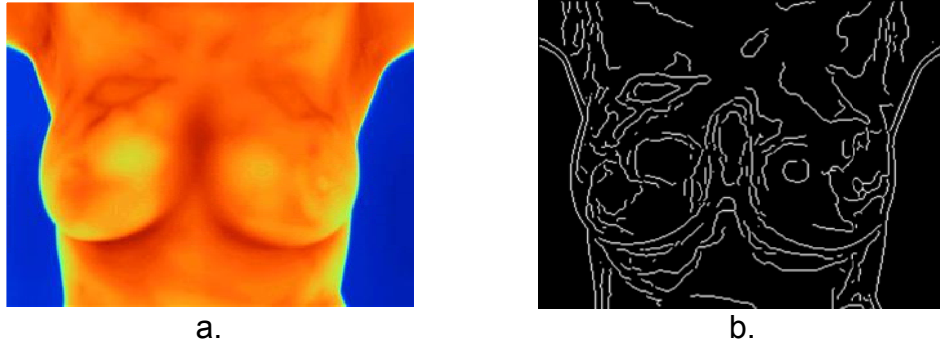


Figura 4.5. Imagen original de la vista frontal del seno b. imagen de bordes detectados por canny

Como se puede observar en la figura 4.6 b se detectaron tres parábolas en las inmediaciones del seno para la vista frontal, la estrategia que se uso para obtener solo dos, fue localizar aquellas cuyos vértices estuviesen en la parte inferior de la imagen.

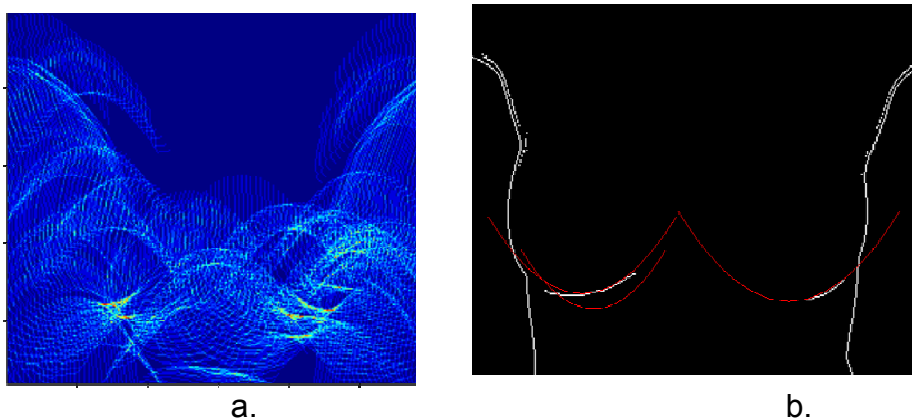


Figura 4.6 a. Espacio de Hough de la imagen original resaltando las intersecciones. b. Imagen de bordes con curvas detectadas.

Por último se aplica el filtro Sobel como se muestra en la Figura 4.6 b, para detectar solo los bordes externos de la imagen, se dilatan dichos bordes, se

convierten las líneas de las parábolas y la máscara a píxeles, como se puede observar en la figura 4.7

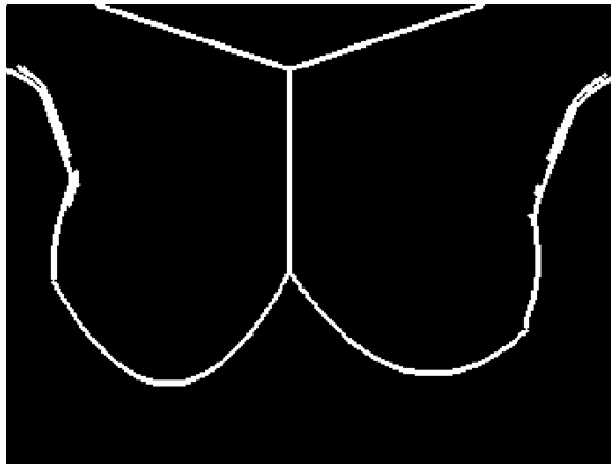


Figura 4.7 Imagen segmentada usando la transformada de Hough

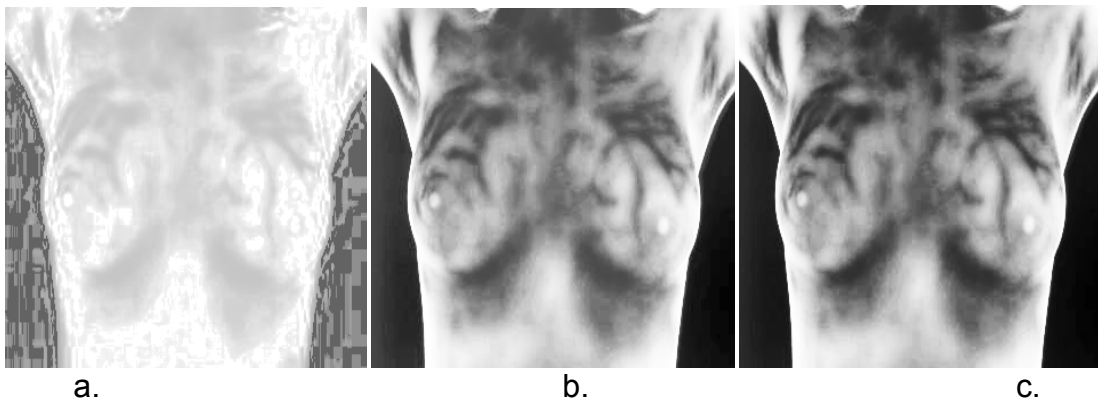
Capítulo 5

Resultados

En este capítulo se presentaran las diversas pruebas sobre un conjunto de termogramas, tanto en la etapa de procesamiento como en la de segmentación. Ahora bien, en la etapa de segmentación se presentan los resultados obtenidos en la detección de bordes a partir de discontinuidades, tanto con la transformada Hough, como con los contornos activos deformables. Por último, se establecen unos criterios de validación de las regiones segmentadas y se establecen los aciertos y desaciertos de las pruebas.

5.1. Resultados del Preprocesamiento.

En esta etapa lo que se pretendía era enriquecer la imagen en contraste para realzar los bordes evitando la amplificación del ruido y además detectar bordes que permitieran unos puntos de inflexión útiles para obtener las parábolas que describen las curvas propias de las glándulas mamarias. Todos los procesos que se realizaron se hicieron sobre las imágenes en escala de gris o en imágenes binarizadas.



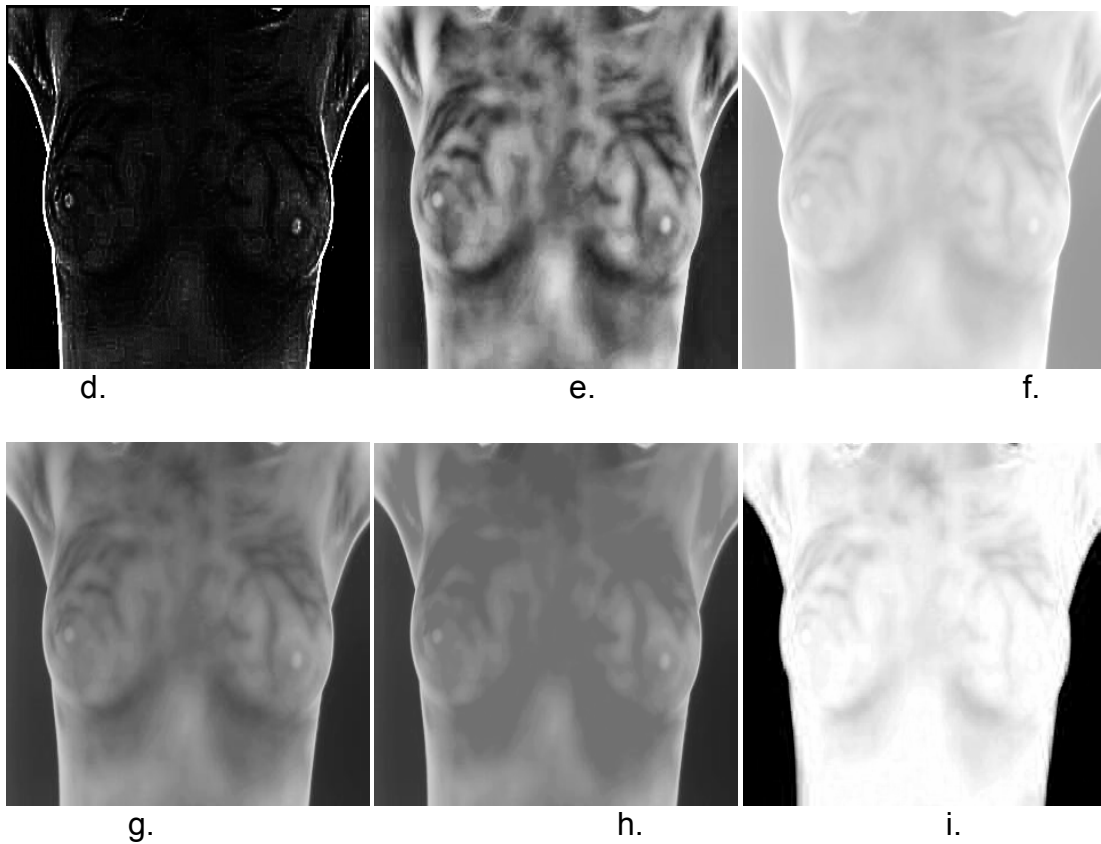


Figura 5.1. Resultados de enriquecimiento por contraste

Las figuras 5.1 a, b, c, d, e, f, g, y h utilizan ecualización del histograma tal y como se comenta en el capítulo dos de este documento. El resultado de la figura 5.1i se obtiene de utilizar un filtro mediana, este filtro fue el seleccionado para trabajar en el algoritmo *snake* porque cumple dos propósitos, hacer que el fondo sea totalmente oscuro, y sin realzar el ruido conservar las distintas curvas de las glándulas mamarias.

Luego de este primer filtro, para incrementar el rango de captura del contorno activo, se utiliza un filtro gradiente como el filtro blur para realzar los bordes. La convergencia del vector gradiente de flujo, en los bordes frontera se debe en gran parte a la energía que maneja el borde de la imagen. Por tanto se hicieron diversas pruebas de la desviación estándar de este filtro hasta obtener un valor aceptable en relación a la difusión del *GVF*. En las

figuras 5.2 se observan los resultados del filtro para diferentes valores de sigma

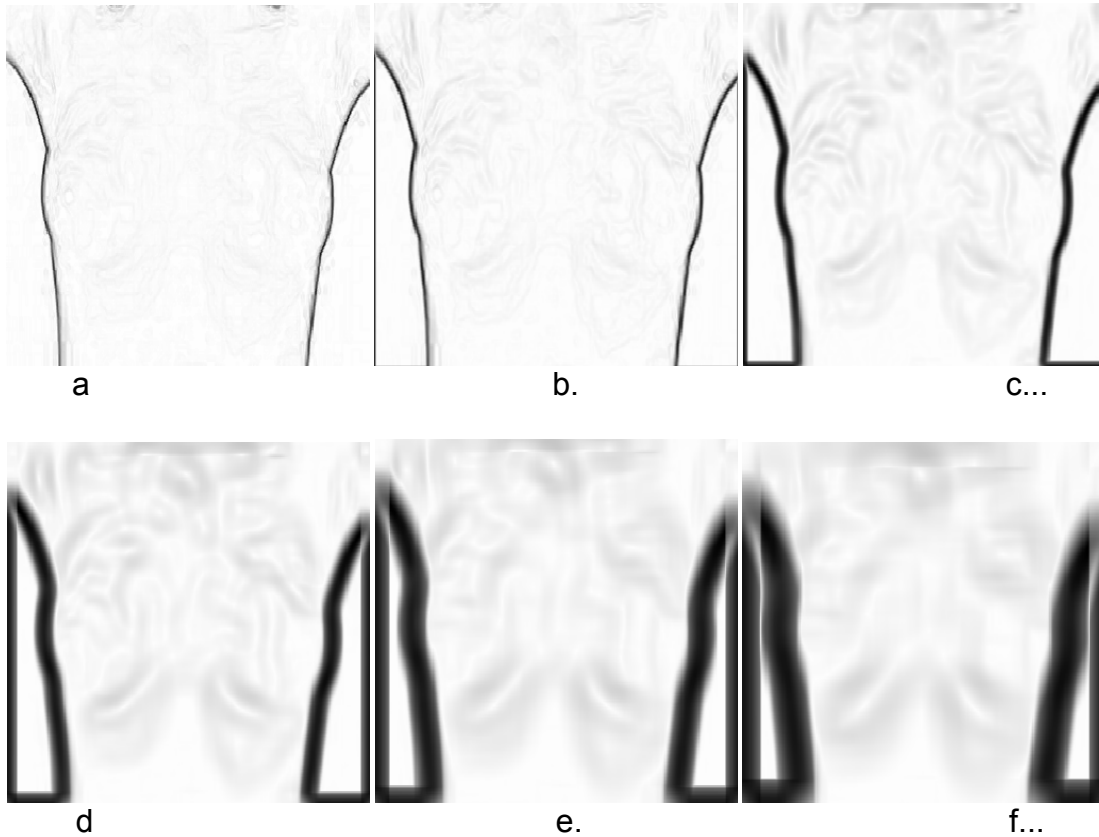


Figura 5.2 Filtro Blur a. sigma=0 b. sigma=1 c. sigma=4 d. sigma=8 e. sigma=12 f. sigma=16

Para aplicar la transformada de Hough se hizo otro proceso de realce de bordes, los métodos Canny y Sobel. El método Canny realza bordes buscando máximos locales del gradiente de la imagen. Dicho gradiente es calculado usando la derivada del filtro Gaussiano, además usa dos umbrales para detectar fortalezas y debilidades de los bordes e incluye bordes débiles únicamente si ellos están conectados a bordes gruesos. Este método puede ser uno de los que menos gusten por el manejo del ruido y porque en

ocasiones deja pasar bordes débiles. Ante esto se planteó una solución en la reducción del ruido que parte de la medición de las respectivas áreas y posterior eliminación de las que no cumplan con un cierto umbral. En la figura 5.3 se puede apreciar el algoritmo Canny, con la estrategia planteada anteriormente y sin ella.

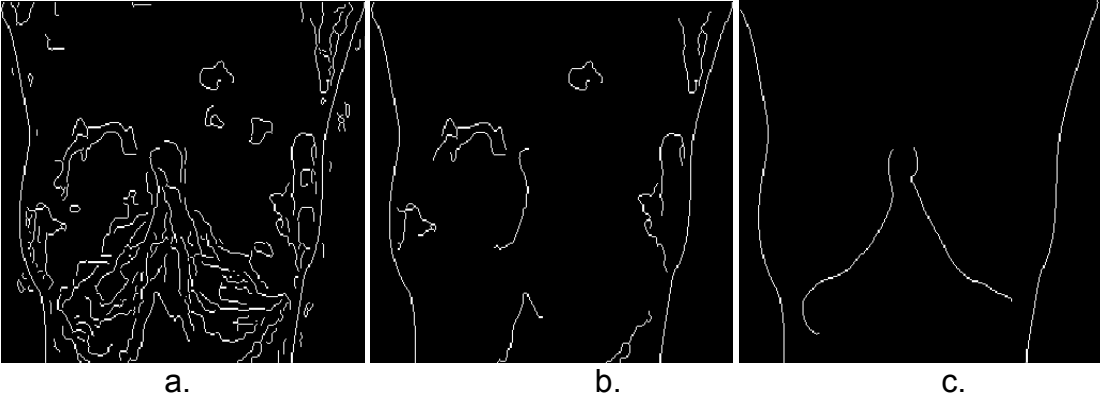


Figura 5.3. a. Canny sin modificaciones b. Canny y eliminación de áreas c. Canny con umbralización y eliminación de áreas

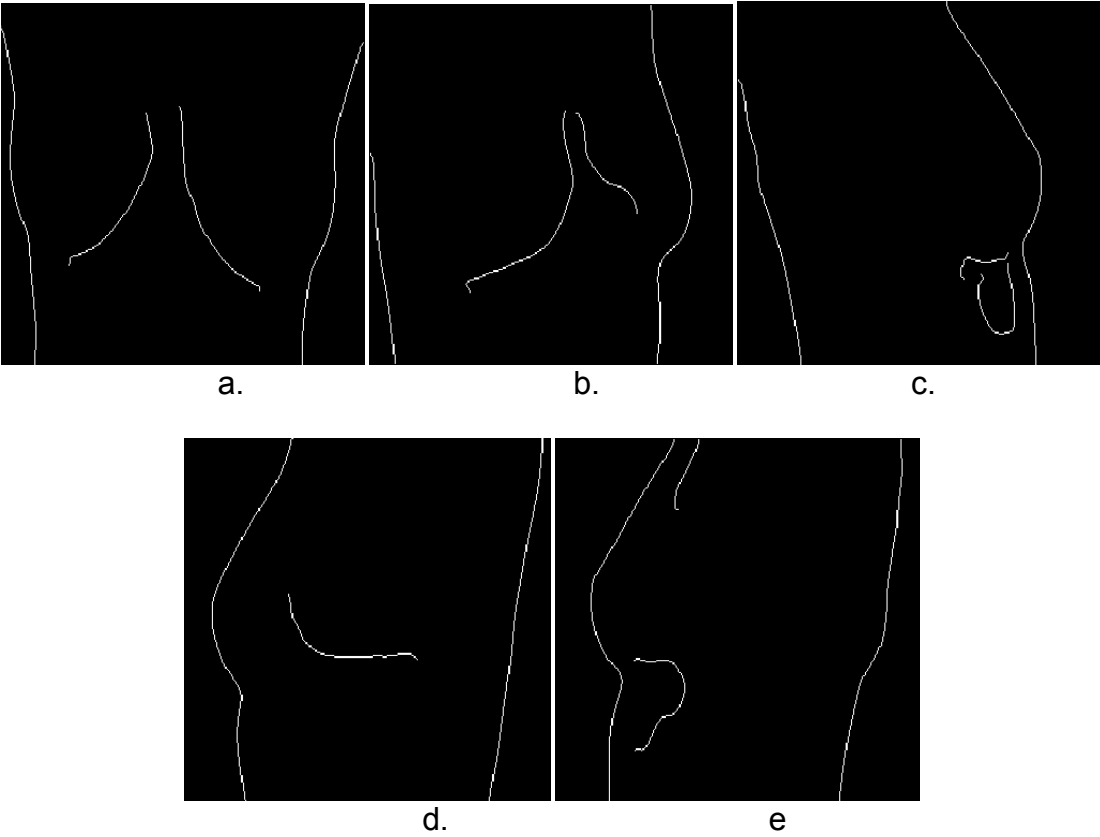
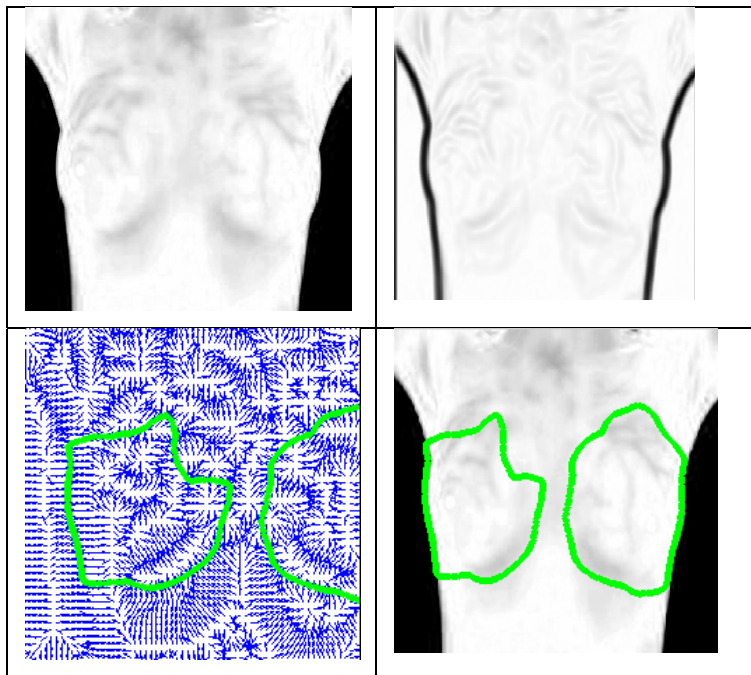


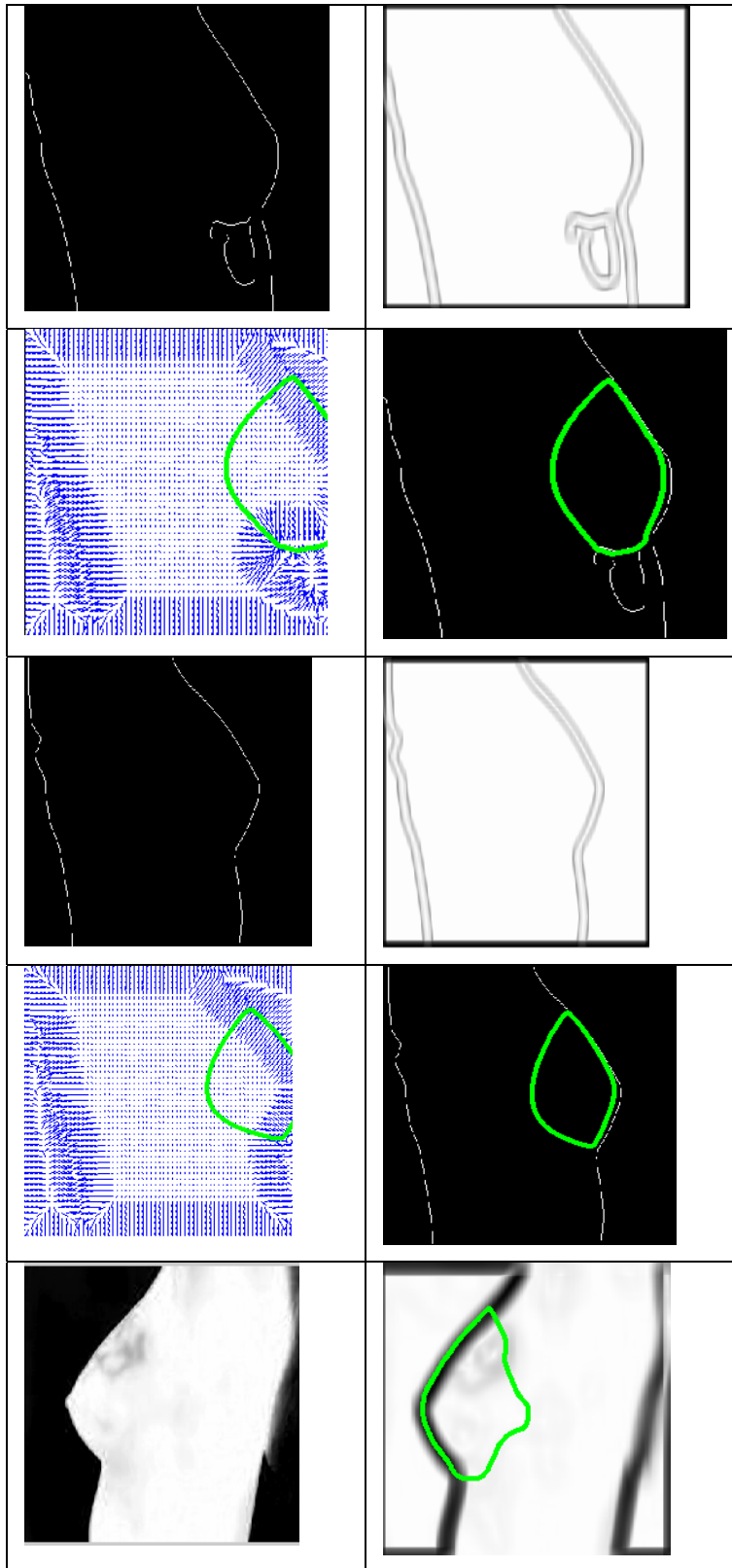
Figura 5.4. Resultados método canny con modificación de umbralización para las cinco perspectivas. a. Frontal b. Oblicua derecha c. Lateral derecha d. Oblicua izquierda e. Lateral izquierda

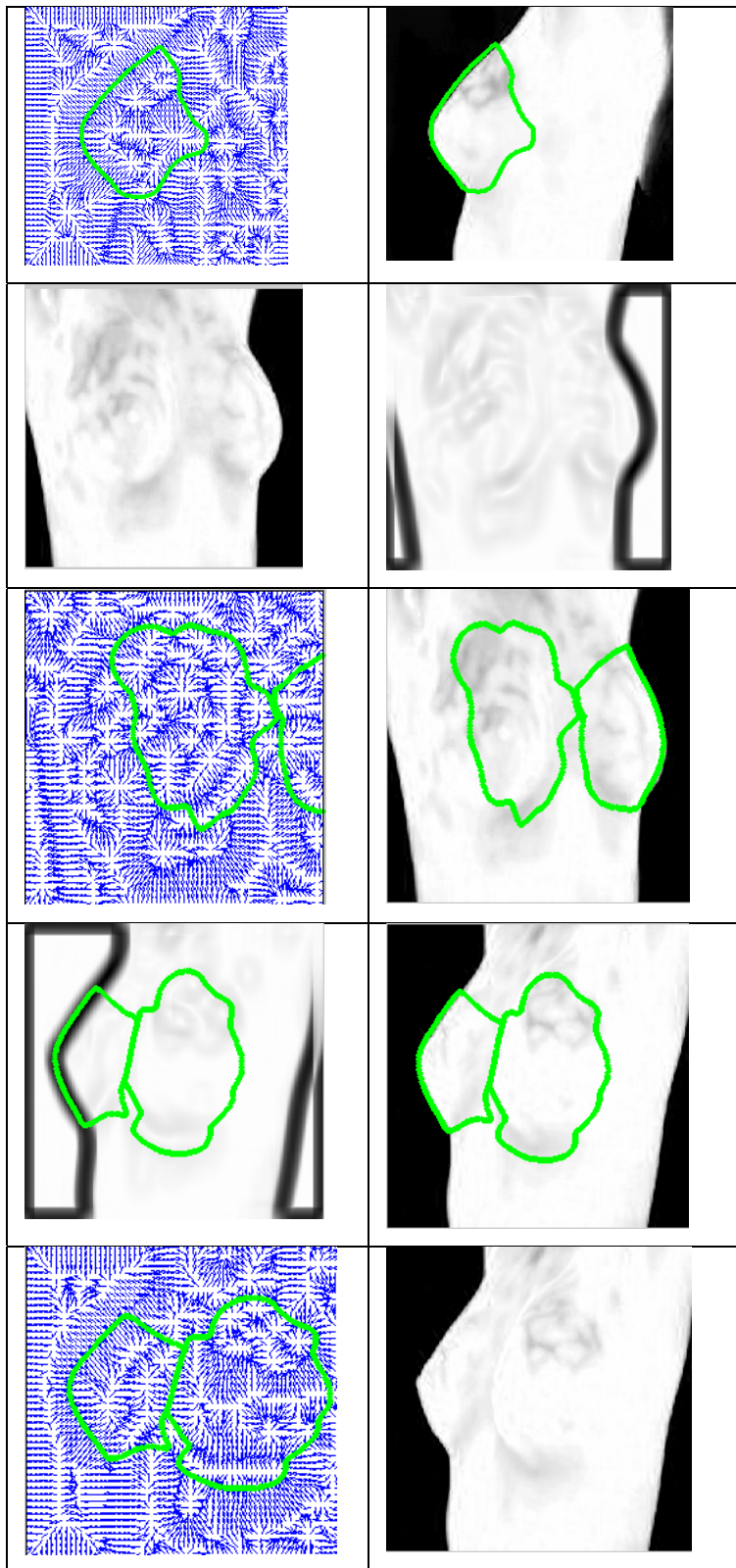
La figura 5.4 muestra los resultados obtenidos para las diferentes perspectivas con la estrategia para mejorar el filtro canny. La detección de estos bordes es apropiada como base para la aplicación del algoritmo snake.

5.2. Resultados Algoritmo snake

En este apartado, se muestran las respectivas máscaras de cada una de las perspectivas de un registro térmico. En los anexos se podrán observar una serie de máscaras obtenidas con el método de contorno activo snake y los respectivos parámetros del mismo.





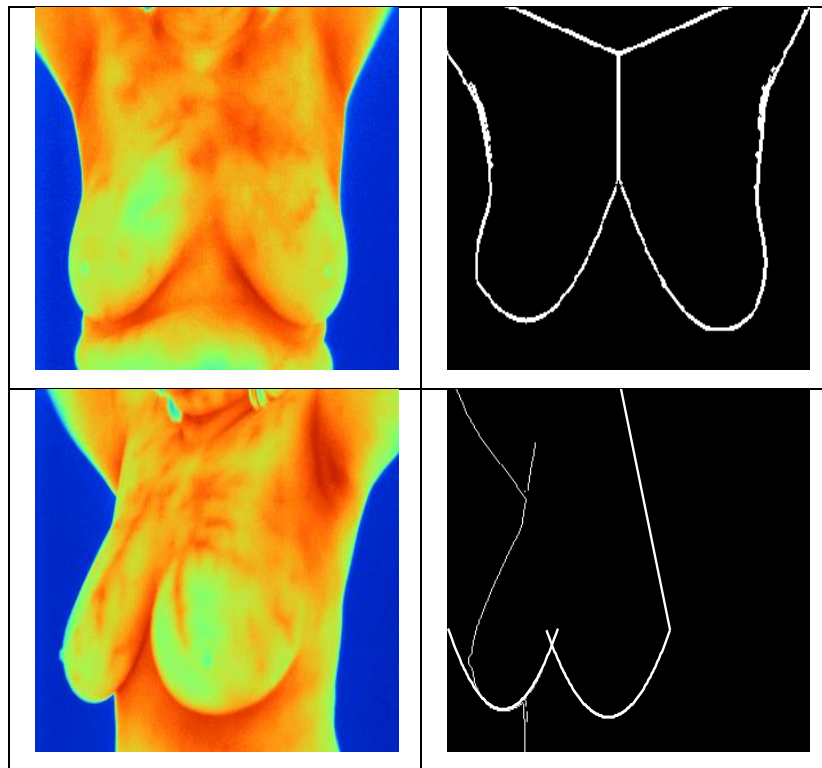


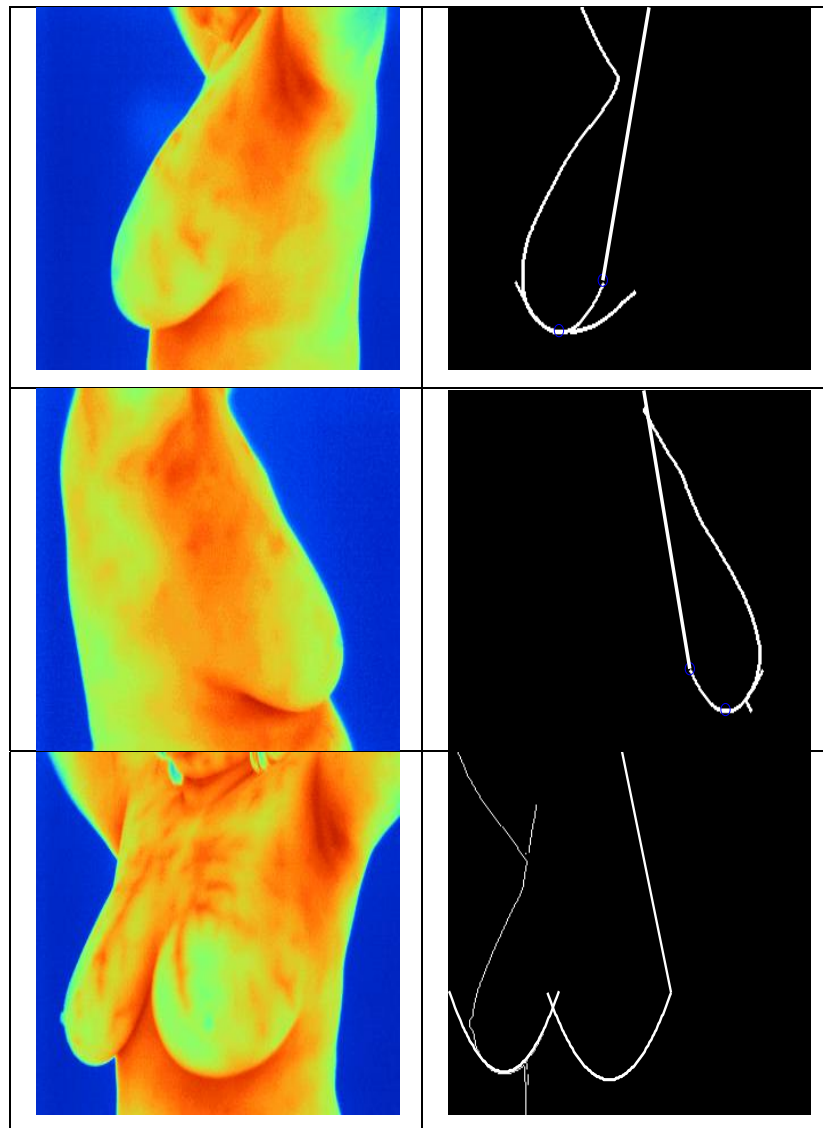
5.1 Resultados GVF Snake

5.3 Resultados Transformada Hough

En los resultados de segmentación automática usando la transformada de Hough, se puede observar que las fronteras del seno son detectadas en la mayoría de los casos, Las regiones de interés obtenidas en las diferentes vistas (frontal, lateral y oblicua) están acorde con las demarcadas en la segmentación manual realizadas por el Doctor Álvaro Niño.

En algunas imágenes la segmentación es más acertada, esto depende de ciertos factores tales como el tamaño del seno, senos más grandes y firmes son mejor delimitados ya que se ajustan mejor a las curvas parabólicas.





5.2 Resultados Transformada Hough

5.4. Validación.

El primer criterio de validación es la coincidencia punto a punto entre la máscara ideal y la máscara obtenida. Este método comúnmente se denomina método supervisado o método de discrepancia empírica. (53) Se compara el valor de cada pixel de las dos mascarar y cada coincidencia es contabilizada. Luego se estima el valor total de coincidencias sobre el máximo posible. Con

las múltiples pruebas se estimó que para un valor superior al 80% en el valor de coincidencia el resultado es aceptable y por debajo de ese valor es rechazado.

Perspectiva	Total de imágenes	Aciertos	Fallas	Porcentaje de éxito
Frontal	25	18	7	72%
Lateral Derecha	25	23	2	92%
Lateral Izquierda	23	21	2	91%
Oblicua Derecha	22	15	7	68%
Oblicua Izquierda	22	15	7	68%

5.3 Resultado de validación

El resultado de validación se obtiene de promediar el número de aciertos en razón del número de la muestra.

Capítulo 6

Conclusiones y Recomendaciones

6.1 Conclusiones.

- Cuando se habla de preprocesamiento es importante evaluar todas las características propias de los registros tales como, brillo, contraste, relación señal/ruido, etc..., y además identificar el tipo de proceso que en las etapas subsecuentes se le realizará a la imagen. Lo anterior se debe hacer para establecer la mejor técnica a usar.
- Para aplicar la técnica de segmentación por contornos activos deformables *snake*, en la etapa de preprocesamiento se utilizaron dos filtros, el filtro por ecualización del bi-histograma seguido de un filtro mediana. Esto se hizo con el fin de amplificar el contraste y reducir el ruido. Luego basados en el concepto de la energía de la imagen, para realzar los bordes de la misma, se utilizó un filtro gaussiano. Con éste se acudió a manipular el gradiente de la imagen engrosando los bordes por difuminación.
- En el filtro gaussiano blur un incremento en la desviación estándar produce un engrosamiento en los bordes de la imagen. Esto permite una mejor “polarización” de las fuerzas externas del modelo *GVF snake*.
- Al implementar los algoritmos tradicional *snake* y *GVF* se pudo establecer un conjunto de ventajas y desventajas en la segmentación de las glándulas mamarias. La ventaja más significativa del *snake* tradicional es la rapidez (9 segundos para 240 iteraciones), pero en entre sus desventajas está la gran sensibilidad a la ubicación del contorno inicial y la oscilación en zonas cóncavas. La oscilación en las zonas cóncavas se debe a que en los puntos de inflexión aparecen fuerzas externas de magnitud baja con sentidos contrarios.

En cuanto a las ventajas más interesantes del algoritmo *GVF snake* están, la disminución de la sensibilidad a la ubicación inicial, y el encontrar zonas cóncavas vital para la segmentación de las glándulas mamarias, esto gracias a que con esta estrategia se manipula también la magnitud y dirección de las fuerzas externas. La desventaja más notoria es la rapidez del algoritmo (35 segundos para 240 iteraciones).

- Para obtener los parámetros del *snake* se promediaron diferentes valores en pruebas conforme los registros mamarios. Un mayor volumen de la glándula mamaria, indica una mayor curvatura y una mejor detección, y viceversa, para un menor volumen. Esto dificultó la selección de los valores adecuados. Con los parámetros que se obtuvieron mejores resultados fueron; Tensión (α)= 5, Rigidez (β)=0, paso de iteración (Γ =1), peso de la fuerza externa (κ =0.6), radio inicial (R =0.7), Desviación del gradiente ($\sigma = 4$), μ =0.1, número de iteraciones ($Iter$ =240).
- Un valor de tensión alto evita que el contorno activo se desvíe hacia mínimos locales no deseados debido al ruido de la imagen. Un valor de rigidez en cero suaviza la curva del contorno ajustándose al perímetro de las glándulas mamarias. Un valor de μ mayor a 0,2 desubica al GVF desorientando las fuerzas externas, y por ende dificulta la deformación adecuada del contorno, un valor de μ por debajo de 0.001 produce un mayor efecto de “polarización” de las fuerzas externas, pero a su vez incrementa la tensión evitando que el contorno encuentre las zonas laterales de la glándula mamaria.
- Con el contorno activo se buscó que la deformación del mismo cubriera las cuatro zonas de la glándula mamaria, manteniendo como prioridad la cobertura de las áreas donde la incidencia porcentual del cáncer de mama es mayor. Es por eso que las máscaras siempre encuentran los bordes laterales, el conjunto pezón-areola y los dos cuadrantes superiores prioritariamente.

- La validación de la segmentación bajo el criterio de conexión punto a punto se considera exitosa con ambos métodos, aunque cabe resaltar los logros obtenidos con la Transformada Hough donde las coincidencias entre la máscara ideal y la máscara obtenida fue del orden no inferior del 92 por ciento para todas las vistas. Estos datos se correlacionaron con la extracción de otras características de las mascarar tales como área, centroide, diámetro equivalente entre otras.
- En cuanto a la Transformada Hough, se utilizaron filtros de manipulación del gradiente. El filtro gradiente que se utilizó es el canny, aunque este filtro tiene una gran sensibilidad al ruido, se siguieron las siguientes etapas para disminuir este efecto no deseado. Se llevo la imagen a un nivel de gris, luego se aplicó el filtro canny, y por último se obtuvo una valoración y etiquetado del área de las zonas encontradas y promediando dichas áreas se estableció un filtro por áreas. Por último se aplicó un filtro Sobel. De esta manera, se obtuvo una imagen de bordes que facilitaría la interacción de la Transformada de Hough para la detección de curvas.
- Al aplicar la Transformada Hough para curvas, aparecen una cantidad de curvas en la imagen, que en realidad no ayudan al proceso de segmentación. Por tanto al establecer una minimización del espacio de la Transformada de Hough, dependiendo del número de parábolas (vértices y focos) de la imagen y su localización en las vistas se logra obtener la curva que define el borde o frontera de la glándula mamaria. Dichas curva en un 98 por ciento conforme a las pruebas que se hicieron, están ubicadas en la zona inferior del registro térmico de la glándula mamaria.
- Asumiendo la simetría mamaria¹⁹, se establece como criterio que la intersección de las dos curvas obtenidas por la Transformada de Hough, es el punto medio de división de la glándula mamaria y a partir de ahí se hace un trazado automático de líneas rectas que encierran el área de la región de interés de las glándulas mamarias. Con esto se tiene una

¹⁹ Revisar capítulo dos de este documento

aproximación mayor entre la máscara ideal y la obtenida con la Transformada.

- La segmentación es un proceso, que se puede atacar desde múltiples perspectivas, las utilizadas en este proyecto están guiadas por la vía geométrica y el manejo de la energía de la imagen. Como tal, la segmentación es una de las tareas más difíciles en lo concerniente a aplicaciones PDI y más aún si se busca la automatización del proceso, es decir, mayor objetividad, menor repercusión humana. Con la Transformada de Hough y con el contorno activo deformable *Snake*, se logra una segmentación semi-automática pues en ambos casos se establecen unos parámetros y restricciones desde la subjetividad de la persona que implementa el algoritmo.

6.2 Recomendaciones

- Antes de las etapas de preprocesamiento y segmentación, está la etapa de registro. En esta etapa se toman las muestras, es decir, las imágenes termográficas de las glándulas mamarias. Un protocolo riguroso desde el punto de vista médico y ajustado para la obtención correcta de los detalles de la imagen, garantizan unos resultados más precisos en el procesamiento de la imagen. Al observar los diferentes registros se observa variabilidad conforme al día de registro, es decir, no hay una estandarización de parámetros como, la relación de distancia cámara-paciente, variación acimutal del enfoque, la ubicación variable del ángulo horizontal para el registro de cada una de las perspectivas, entre otros. Se hace prioritario establecer algunos criterios por talla, establecimiento de un ángulo de rotación horizontal, enfoque, entre otros, para mejorar los resultados. De esta tarea urgente nacen dos propuestas de grado, una la automatización del sistema

mecánico, y la otra la estimación por estadística o medios de aprendizaje autónomo de la selección y establecimiento de los valores espaciales para el control del sistema mecánico.

- Con los parámetros obtenidos por los métodos trabajados en este documento se pueden establecer estrategias de aprendizaje autónomo que hagan al sistema de segmentación más objetivo, de aquí se puede desprender otro trabajo de grado que de continuidad al emprendimiento expuesto en este documento.
- Como propósito a corto plazo se deben combinar los dos procesos expuestos en este documento, el de la transformada Hough y el contorno *Snake*. De la transformada Hough se pueden obtener los focos a las curvas que sirvan como punto de ubicación del contorno activo inicial.
- Tener un control estricto de las encuestas, en lo concerniente a la talla de la copa del busto, para que esta medida sirva de medida de selección para el ajuste de los parámetros de los algoritmos.

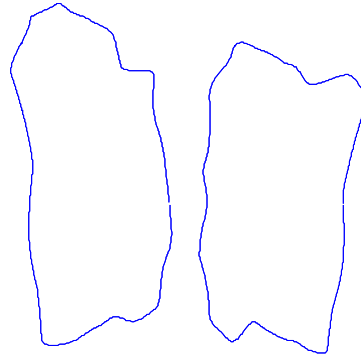
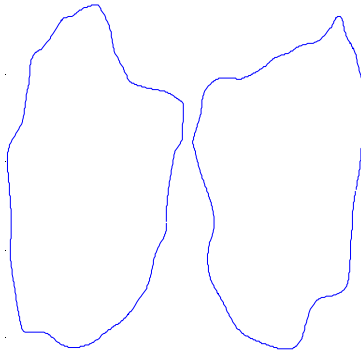
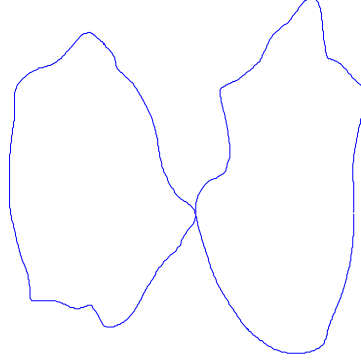
Bibliografía

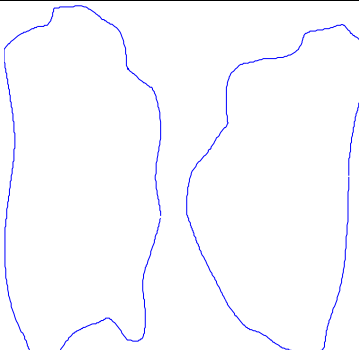
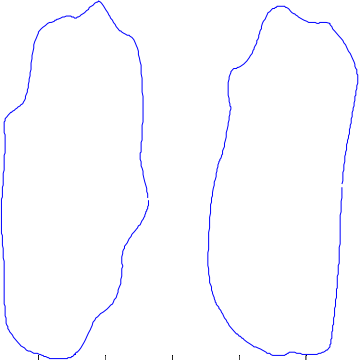
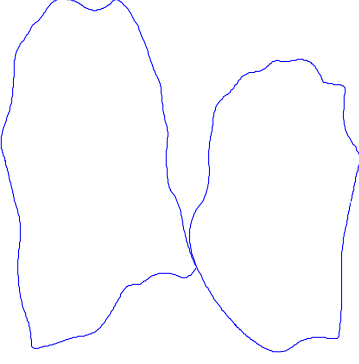
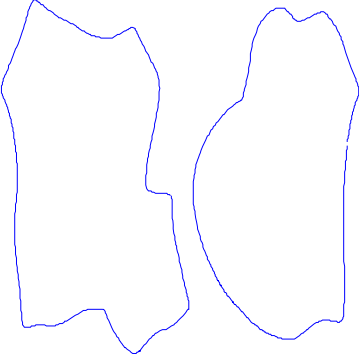
1. **Qi, J.F.H.H, Synder, W.E and Elliot, R.L.** Detecting breast cancer from infrared images by asymmetry analysis. *IEEE EMBS*. 2000.
2. M. de Protección Social. *Resolución número 0042*. [Online] 2002. <http://www.saludcolombia.com/actual/htmlnormas/Res41200.htm>.
3. *Breast thermography and cancer risk prediction*. **M, G.C Gautherin**. 1980, PMED.
4. *The value of risk factors in screening for breast cancer*. **AM, S.** 1980, EUR J Cancer.
5. *Thermography, mamography, and clinical examination in breast cancer*. **SA, S. G. e. a. Feig and Shaber, GS.** 122, s.l. : Radiology.
6. **Koay, C.H.J and Frize, M.** Analysis of breast thermography with an artificial neural network. *IEEE EMBS*. 2004.
7. *Statistical analysis of healthy and malignant breast thermography*. **Ng, F.C.N, Ung, L.N and Sim, L.S.G.** 6, s.l. : Medical Engineering and Technology, 2001, Vol. 25.
8. **Ng, E.Y.K, et al.** A novel cognitive interpretation of breast cancer thermography with complementary learning fuzzy neural memory structure. *Expert Systems with Applications*. 2007, 33.
9. **Ng, E.Y.K and Kee, E.C.** Advance integrated technique in breast cancer thermography. *Medical Engineering and technology*. 2007.
10. **Ferlay, e.a and F, Bray.** Cancer incidence, mortality and prevalence Worldwide IARC. *GLOBOCAN 2002*. 2004, 5.
11. *Infrared thermometry in diagnosis of breast disease*. **Lloyd-Williams, J.R and Handley, R.S.** s.l. : Lancet, 1961.
12. *Contrast enhancement using recursive mean-separate histogram equalization for scalable brightness preservation*. **Chen, S.D and Ramli, A.R.** s.l. : IEEE Transactions on consumer Electronics, 2003.
13. *Minimum mean brightness error Bi-histogram equalization in contrast enhancement*. s.l. : IEEE Transactions on consumer Electronics, 2003.
14. *Nonlinear multiresolution signal decomposition schemes. Part I : morphological pyramids*. **Goutsias, J and Heijmans, H.J.A.M.** 11, s.l. : IEEE Transactions on Image Processing, 2000, Vol. 9.
15. **B, Jones.** A reappraisal of use of infrared thermal image analysis in medicine. *IEEE Engineering in Medicine and Biology*. 1998, Vol. 6, 17 pp. 1019-1027.
16. **Russ, J.C.** *The image processing handbook* . s.l. : CRC Press Taylor and Francis Group, February 2007.
17. **Gonzales, Rafael R.E.W and Eddins, S.L.** *Digital Image Processing Using Matlab*. s.l. : Prentice-Hall, 2003.
18. *Funcional Infrared Imaging of the Breast*. **Keyserlingk, J.R, et al.** 17, pp.1019-1027, s.l. : IEEE Transactions on Medical Imaging, December 1998, Vol. 6.
19. [Online] <http://www.slideshare.net/nagallifa/glandula-mamaria>.
20. [Online] <http://www.eco.unc.edu.ar/docentes/bender/mama.htm>.

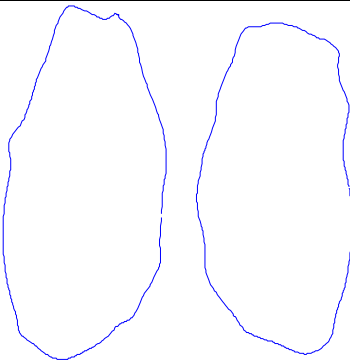
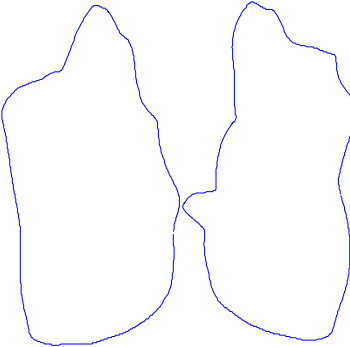
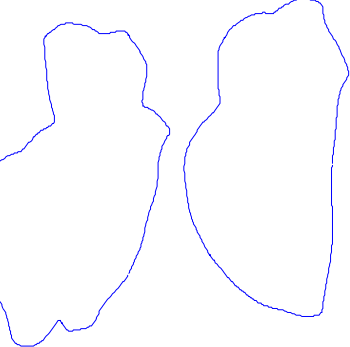
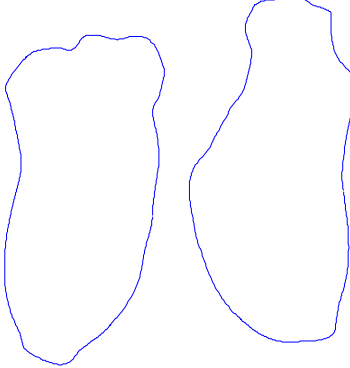
21. **al., Ramsay et.** *Anatomy of the lactating human breast redefined with ultrasound imaging.* s.l. : J. Anat. 206:525-34.
22. **Anderson, MD.** *¿QUÉ ES EL CÁNCER?.* s.l. : La Fundación M.D. Anderson España - Centro Oncológico. Consultado, 19 de Diciembre.2007.
23. *Anatomía y Fisiología del Aparato Reproductor Masculino y Femenino (en español).* s.l. : Editorial CEP, 19 de diciembre, 2007.
24. *Image enhancing method and circuit using mean separate/quantized mean separate histogram equalization and color compensation.* s.l. : IEEE Transactions on Consumer Electronics , 2003.
25. *Contrast enhancement using brightness preserving bihistogram equalization.* **Kim, Yeong-Taeg.** 1, s.l. : IEEE Transactions on Consumer Electronics, pp. 1-8 1997 , Vol. 43.
26. *Adaptative image contrast enhancement using generalizations of histogram equalzation.* **Stark, J.A.** 5, s.l. : IEEE Transactions on Image Processing, 2000, Vol. 9.
27. *Image contrast enhancement by constrained local histogram equalization.* **Francis, H.Z, Chang, H.Y and Lam, F.K.** 2, s.l. : Computer Vision and Image Understanding, 1999, Vol. 73.
28. *Contrast enhancement via image evolution flows.* **Sapiro, G and Caselles, V.** 6, s.l. : Graphical Models and Imag Processing, 1999, Vol. 59.
29. *A study of convex/concave edges and edge-enhancing operators based on the Laplacian.* **Yong Hoon Lee, and Soon Young Park.** 7, s.l. : IEEE Transactions on Circuits and Sytems, pp. 940-946 1990, Vol. 37.
30. *A cubic unsharp masking technique for contrast enhancement.* **Ramponi, Giovanni.** s.l. : Signal Processing, pp. 211-222, 1998, Vol. 37.
31. **Prince, C. Xu and J. L.** Gradient vector flow: A new external force. *IEEE Proc. Conf. on Computer Vision and Pattern.* 1997.
32. *A multistage, optimal active contour model.* **M.Wang, J. Evans, L. Hssebrook and C Knapp.** 5, s.l. : IEEE Trans Image Proc, 1996, Vol. 11.
33. *Snakes: Active contour modeld.* **M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos.** s.l. : Int. J Comput Vis., 1987, Vol. 1 .
34. *A geometric model for active contours.* **V. Caselles, F. Catte, T. Coll and F. Dibos.** pp 1-31, s.l. : Numer Math, 1997, Vol. 66.
35. **V. Caselles, R. Kimmel, and G. Sapiro.** Geodesicactive contours. *Proc. 5th Int . Conf. computer Vision.* 1995.
36. *On active contour models and balloons.* **Cohen, L. D.** 211-218, 1991, Vol. 53.
37. **Jain, A. K.** Fundamentals of Digital IMages Processing. Englewood Cliffs VJ : Prentice Hall, 1989.
38. **Schunck., B. K. P. Horn and B. G.** Determining optical flow. *Artiff Intell.* 1981. Vol. 17.
39. **Prince, S. N. Gupta and J. L.** Stochastic models for DIV-CURL optical flow methods. *IEEE Signal Processing Lett.* 1996. Vol. 3.
40. **Hilbert, R. Courant and D.** Methods of Mathematical Physics. *Interscience.* New York : s.n., 1953. Vol. 1.

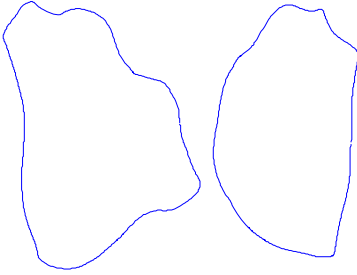
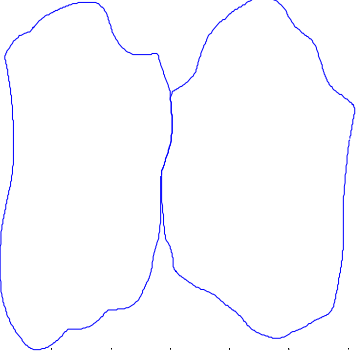
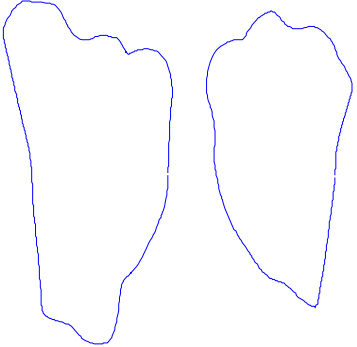
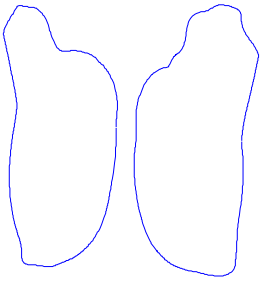
41. **Porsching, A. H. Charles and T. A.** Numerical Analysis of Partial Differential Equations. Englewood Cliffs, NJ : Prentice-Hall.
 42. *Finite element methods for activw contour models and ballons for 2-D and 3D images.* **Cohen, L.D Cohen and I.** 1131-1147, s.l. : IEEE Trans Pattern Anal Machines Intell, 1993, Vol. 15.
 43. *A class of constrained clustering algorithms for object boundary extraction.* **Marques, A.J.Abrantes and J.S.** 1507-1521, s.l. : IEEE Trans Image Processing, 1996, Vol. 5.
 44. *Convexity analysis of active contour models.* **Price, C. Davatzikos and J.L.** 581-587, s.l. : Proc. conf. Information Science and Systems, 1994.
 45. *Numerical Methods for Partial Differential equations.* **Ames, W.F.** s.l. : 3 ed. New York Academic, 1992.
 46. *Image segmentation by reaction-diffusion bubbles.* **Kimia, H. Tek and B.B.** pp 156-162, s.l. : Proc 5th Int conf computer Vision, 1995.
 47. *A computational approach to edge.* **Canny, J.** 6, s.l. : IEEE Trans . Pattern Anal and machine intell, 1995, Vols. 679-698.
 48. **S, Aguado and S. Nikson, Mark.** *Feature Extraction and image Processing* . s.l. : Elsevier, 2002.
 49. *Method and Means for Recognizing Complex Patterns.* **Hough and P.V.C.** 1962. US pattent 3,069,654.
 50. *Use of the Hough Transformation to Detect Lines and Curves in Pictures.* **Duda, R.O and Hart.** s.l. : Comm. ACM, January, 1972, Vols. Vol. 15, pp. 11–15.
 51. *Assymetric analysis using automatic segmentation and classification for breast cancer detection in termograms.* **Qi, Hairong and Head, Jonathan F.** 2001. IEEE EMBS.
 52. **Jafri, M.Z and Deravi, F.** Efficient algorithm for dtection of parabolic curves. *Vision Goetry.* III, 1994, 2356.
 53. *An Enttropy-based Objective Evaluation Method for Image Segmentation.* **Hui Zhang, Jason E. Fritts, Sally A. Goldman.** Washington : University St Louis.
 54. *La Estrella de Iquique (10 de enero de 2007). El temido cáncer de mama: La enfermedad que afecta a las mujeres (en español).* Consultado el 26 de diciembre, 2007.
 55. *Exploración de la mama (en español). Atlas de Ginecología.* s.l. : Instituto Químico Biológico., Consultado el 15 de diciembre, 2007.
 56. *Female Sexual Function/Dysfunction* . s.l. : McKinley Health Center - University of Illinois, Consultado el 15 de diciembre, 2007.
 57. *Aplicación de modelos activos (snake) para detección de contornos en imágenes estáticas.* **Tello, Miguel Ángel Torres.** Cholula, Puebla, Mexico : Universidad de las Américas Puebla, 2006.
-

Anexos

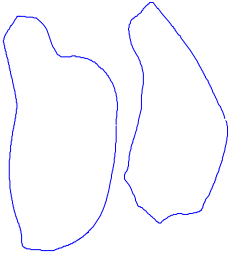
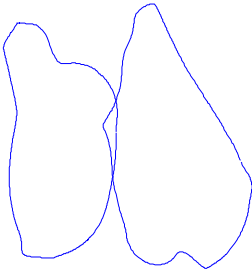
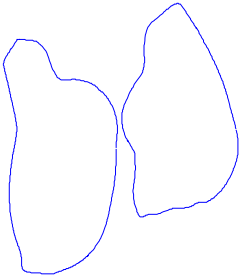
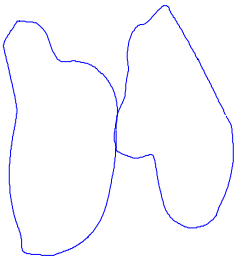
PERSPECTIVA FRONTAL	
IR20070828_0055 alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeliterations: 120 IncSnakeRadio: 0.8000	
IR20070828_0060 alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeliterations: 120 IncSnakeRadius: 0.8000	
IR20070828_0065 alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeliterations: 150 IncSnakeRadius: 0.7800	

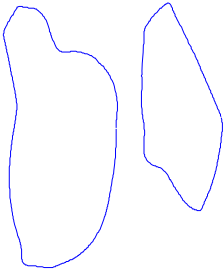
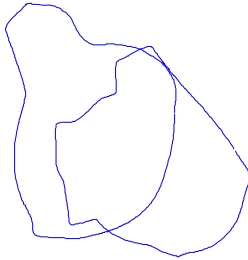
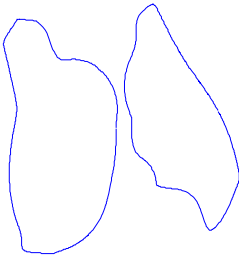
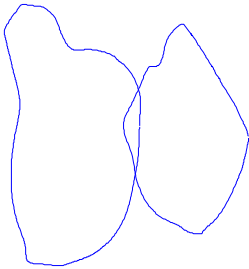
<p>IR20070828_0070 alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeliterations: 190 IncSnakeRadius: 0.7800</p>	
<p>IR20070828_0075 alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeliterations: 40 IncSnakeRadius: 0.6700</p>	
<p>IR20070828_0080 alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeliterations: 240 IncSnakeRadius: 0.8000</p>	
<p>IR20070828_0090 alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeliterations: 240 IncSnakeRadius: 0.7300</p>	

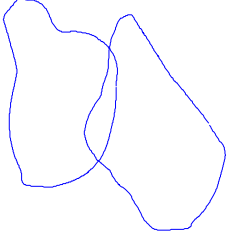
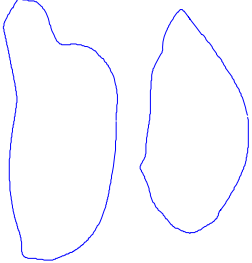
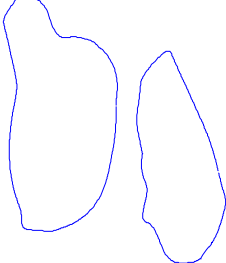
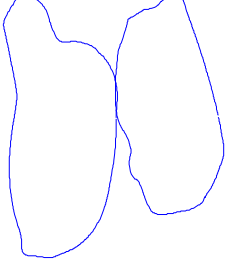
<p>IR20070829_0100 alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeIterations: 240 IncSnakeRadius: 0.7200</p>	
<p>IR20070829_0105 alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeIterations: 200 IncSnakeRadius: 0.8000</p>	
<p>IR20070829_0110 alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeIterations: 260 IncSnakeRadius: 0.7600</p>	
<p>IR20070829_0115 alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 NoSnakeIterations: 80 IncSnakeRadius: 0.7850</p>	

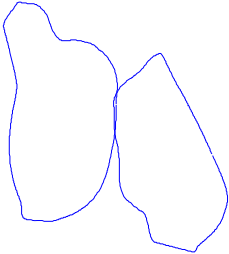
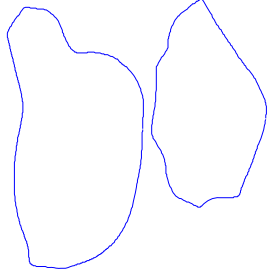
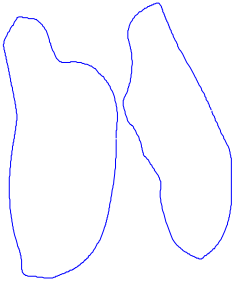
<p>IR20070829_0120 alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeIterations: 190 IncSnakeRadius: 0.7300</p>	
<p>IR20070829_0126 alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeIterations: 200 IncSnakeRadius: 0.7700</p>	
<p>IR20070829_0130 alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeIterations: 240 IncSnakeRadius: 0.6800</p>	
<p>IR20070830_0136 alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeIterations: 240 IncSnakeRadius: 0.8300</p>	

A.1 Mascara frontal y parámetros snake

PERSPECTIVA OBLICUA DERECHA	
<p>IR20070828_0057 alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeliterations: 40 IncSnakeRadius: 0.4800</p>	
<p>IR20070828_0062 alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeliterations: 180 IncSnakeRadius: 0.5200</p>	
<p>IR20070828_0067 alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeliterations: 180 IncSnakeRadius: 0.4200</p>	
<p>IR20070828_0072 alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeliterations: 90 IncSnakeRadius: 0.4600</p>	

<p>IR20070828_0077 alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeliterations: 90 IncSnakeRadius: 0.4600</p>	
<p>IR20070828_0082 alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeliterations: 140 IncSnakeRadius: 0.4700</p>	
<p>IR20070828_0092 alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeliterations: 100 IncSnakeRadius: 0.4700</p>	
<p>IR20070829_0102 alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeliterations: 100 IncSnakeRadius: 0.4700</p>	

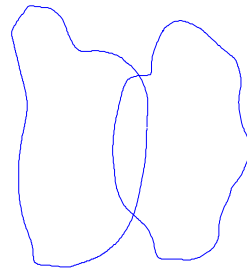
<p>IR20070829_0107 alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeliterations: 40 IncSnakeRadius: 0.4700</p>	
<p>IR20070829_0112 alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeliterations: 40 IncSnakeRadius: 0.4700</p>	
<p>IR20070829_0117 alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeliterations: 40 IncSnakeRadius: 0.4700</p>	
<p>IR20070829_0122 alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeliterations: 120 IncSnakeRadius: 0.4700</p>	

<p>IR20070829_0128 alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeIterations: 120 IncSnakeRadius: 0.470</p>	
<p>IR20070829_0133 alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeIterations: 120 IncSnakeRadius: 0.4000</p>	
<p>IR20070830_0138 alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeIterations: 120 IncSnakeRadius: 0.4000</p>	

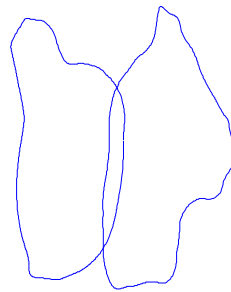
A.2 Mascara oblicua derecha y parámetros snake

PERSPECTIVA OBLICUA IZQUIERDA

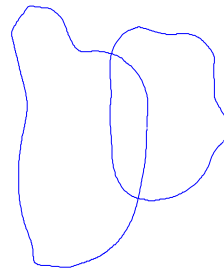
alpha: 5
beta: 0
gamma: 1
kappa: 0.6000
dmin: 0.5000
dmax: 2
NoSnakeIterations: 140
IncSnakeRadius: 0.7500



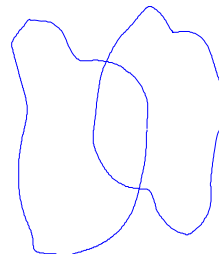
alpha: 5
beta: 0
gamma: 1
kappa: 0.6000
dmin: 0.5000
dmax: 2
NoSnakeIterations: 140
IncSnakeRadius: 0.7500

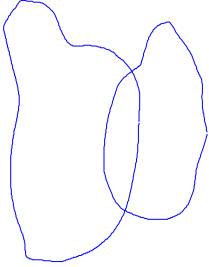
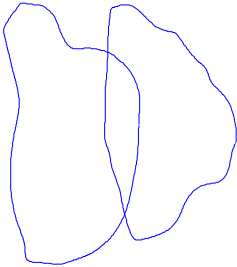
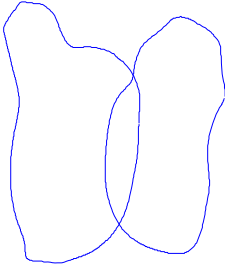
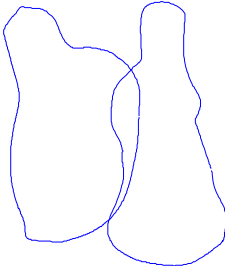


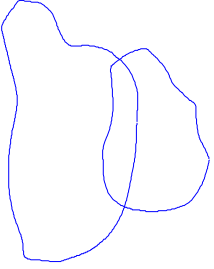
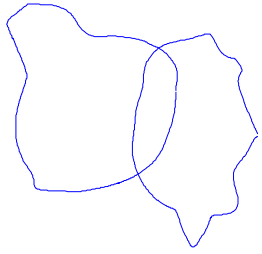
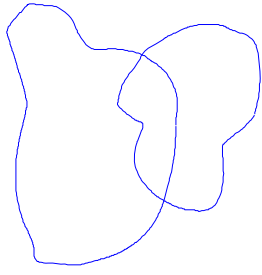
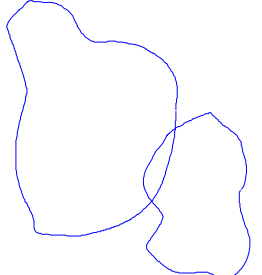
alpha: 5
beta: 0
gamma: 1
kappa: 0.4000
dmin: 0.5000
dmax: 2
NoSnakeIterations: 140
IncSnakeRadius: 0.6500

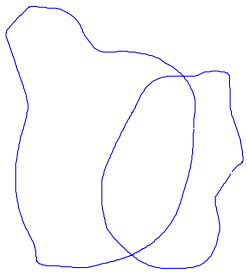


alpha: 5
beta: 0
gamma: 1
kappa: 0.4000
dmin: 0.5000
dmax: 2
NoSnakeIterations: 140
IncSnakeRadius: 0.6900

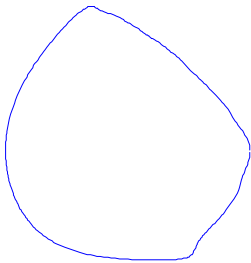
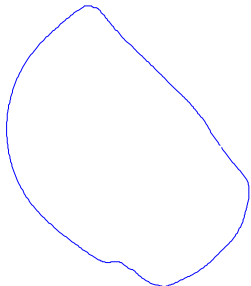


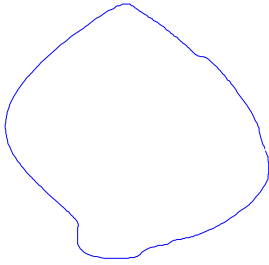
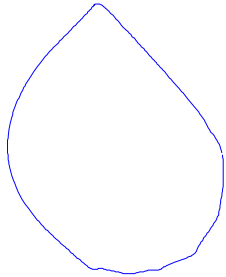
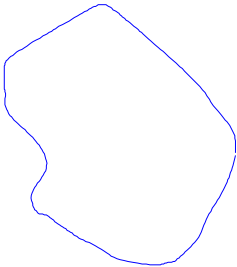
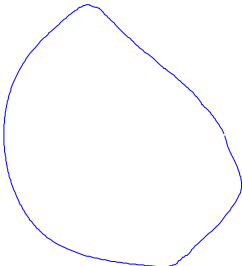
<p>alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeIterations: 140 IncSnakeRadius: 0.5800</p>	
<p>alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.4000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeIterations: 140 IncSnakeRadius: 0.6900</p>	
<p>alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.4000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeIterations: 140 IncSnakeRadius: 0.6900</p>	
<p>alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.4500 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeIterations: 140 IncSnakeRadius: 0.5900</p>	

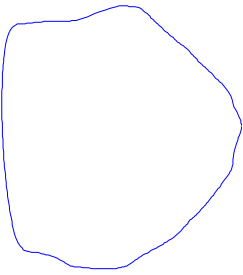
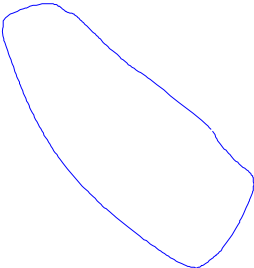
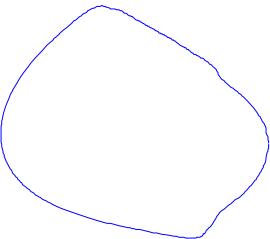
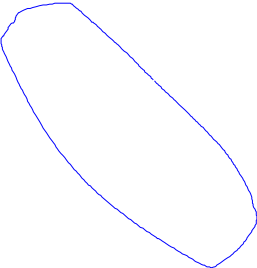
<p>alpha: 4 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.4500 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeIterations: 140 IncSnakeRadius: 0.5700</p>	
<p>alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeIterations: 40 IncSnakeRadius: 0.5200</p>	
<p>alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeIterations: 140 IncSnakeRadius: 0.5700</p>	
<p>alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeIterations: 40 IncSnakeRadius: 0.4000</p>	

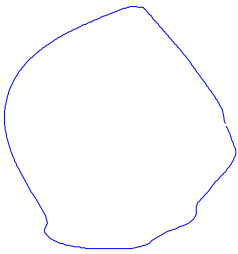
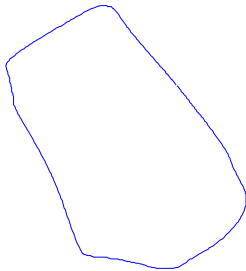
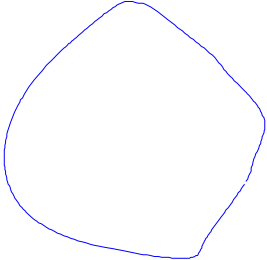
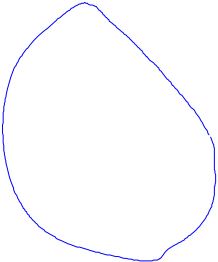
<p>alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeIterations: 40 IncSnakeRadius: 0.5300</p>	
---	--

A.2 Mascaras Oblicua izquierda y parámetros snake

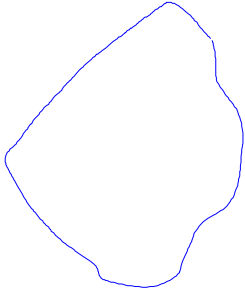
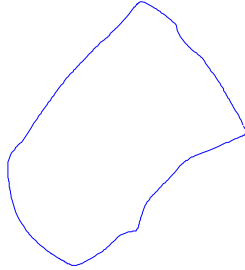
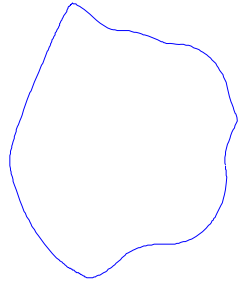
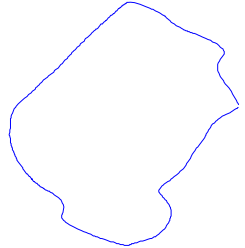
PERSPECTIVA LATERAL DERECHA	
<p>alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeIterations: 40 IncSnakeRadius: 0.5000</p>	
<p>alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeIterations: 40 IncSnakeRadius: 0.5000</p>	

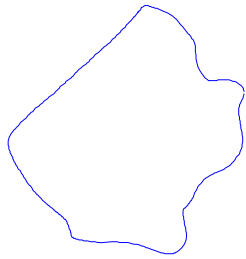
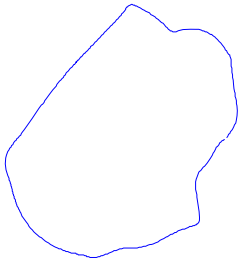
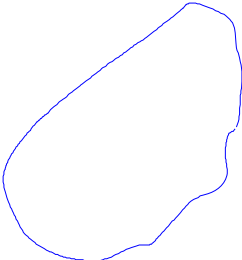
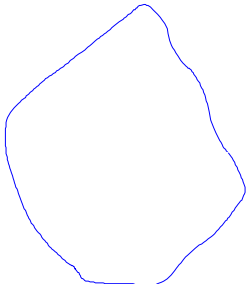
<p>alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeliterations: 40 IncSnakeRadius: 0.5000</p>	
<p>alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeliterations: 40 IncSnakeRadius: 0.5000</p>	
<p>alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeliterations: 40 IncSnakeRadius: 0.5000</p>	
<p>alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeliterations: 40 IncSnakeRadius: 0.5000</p>	

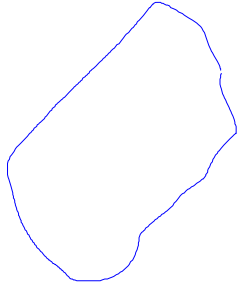
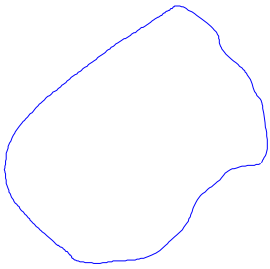
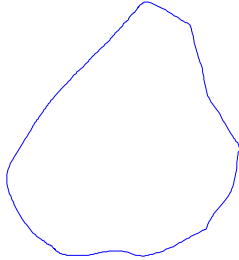
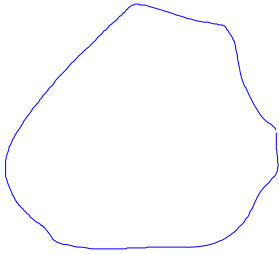
<p>alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeliterations: 40 IncSnakeRadius: 0.5000</p>	
<p>alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeliterations: 40 IncSnakeRadius: 0.4000</p>	
<p>alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeliterations: 40 IncSnakeRadius: 0.5000</p>	
<p>alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeliterations: 40 IncSnakeRadius: 0.5000</p>	

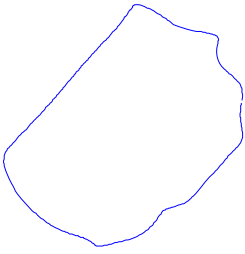
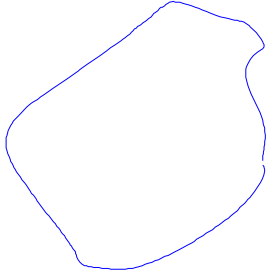
<p>alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeliterations: 40 IncSnakeRadius: 0.5000</p>	
<p>alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeliterations: 40 IncSnakeRadius: 0.4500</p>	
<p>alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeliterations: 40 IncSnakeRadius: 0.4500</p>	
<p>alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeliterations: 40 IncSnakeRadius: 0.4500</p>	

A.3 Mascaras lateral derecha y parámetros snake

PERSPECTIVA LATERAL IZQUIERDA	
alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeliterations: 40 IncSnakeRadius: 0.4700	
alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeliterations: 40 IncSnakeRadius: 0.4700	
alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeliterations: 120 IncSnakeRadius: 0.4700	
alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeliterations: 120 IncSnakeRadius: 0.4700	

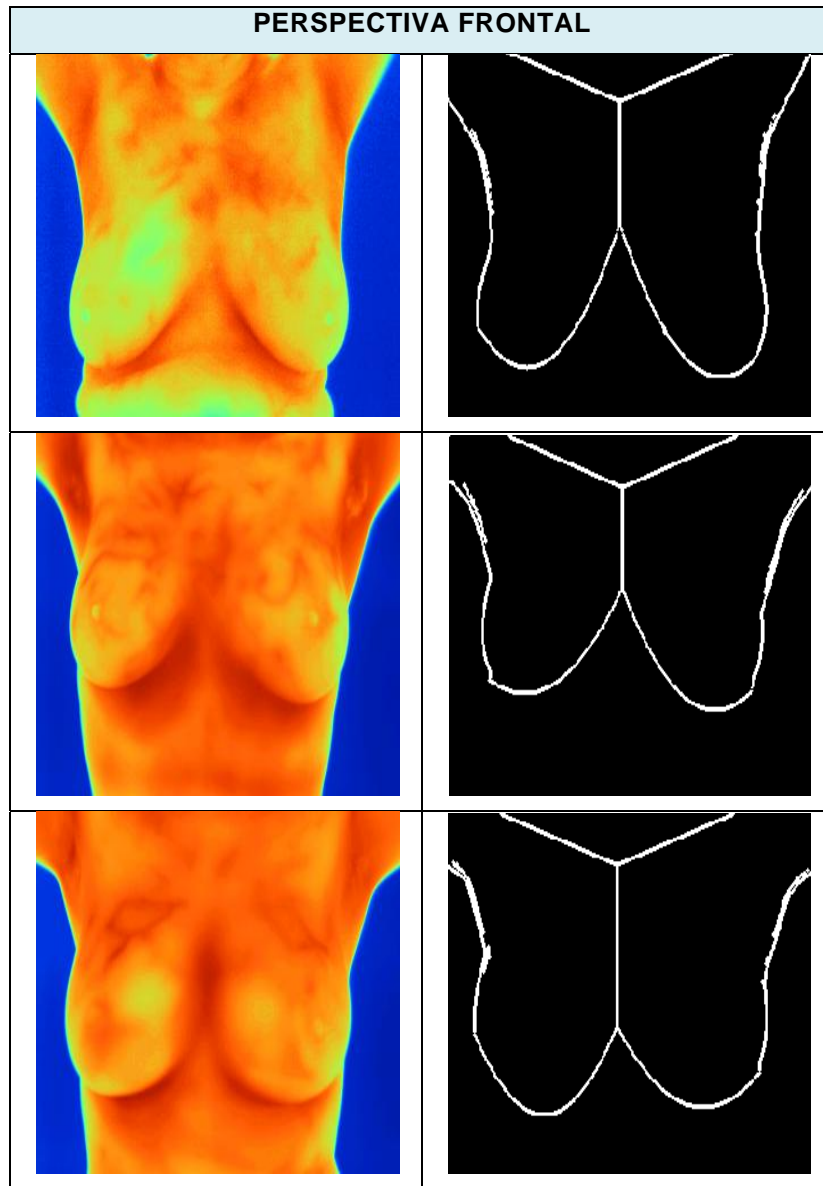
<p>alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeliterations: 40 IncSnakeRadius: 0.4700</p>	 A blue line representing a snake contour. The shape is roughly diamond-shaped with a small protrusion on the right side and a small indentation on the left side.
<p>alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeliterations: 40 IncSnakeRadius: 0.4700</p>	 A blue line representing a snake contour. The shape is roughly diamond-shaped with a small protrusion on the right side and a small indentation on the left side, similar to the first plot but with slightly different proportions.
<p>alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeliterations: 40 IncSnakeRadius: 0.470</p>	 A blue line representing a snake contour. The shape is roughly diamond-shaped with a small protrusion on the right side and a small indentation on the left side, similar to the previous plots.
<p>alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeliterations: 40 IncSnakeRadius: 0.4700</p>	 A blue line representing a snake contour. The shape is roughly diamond-shaped with a small protrusion on the right side and a small indentation on the left side, similar to the previous plots.

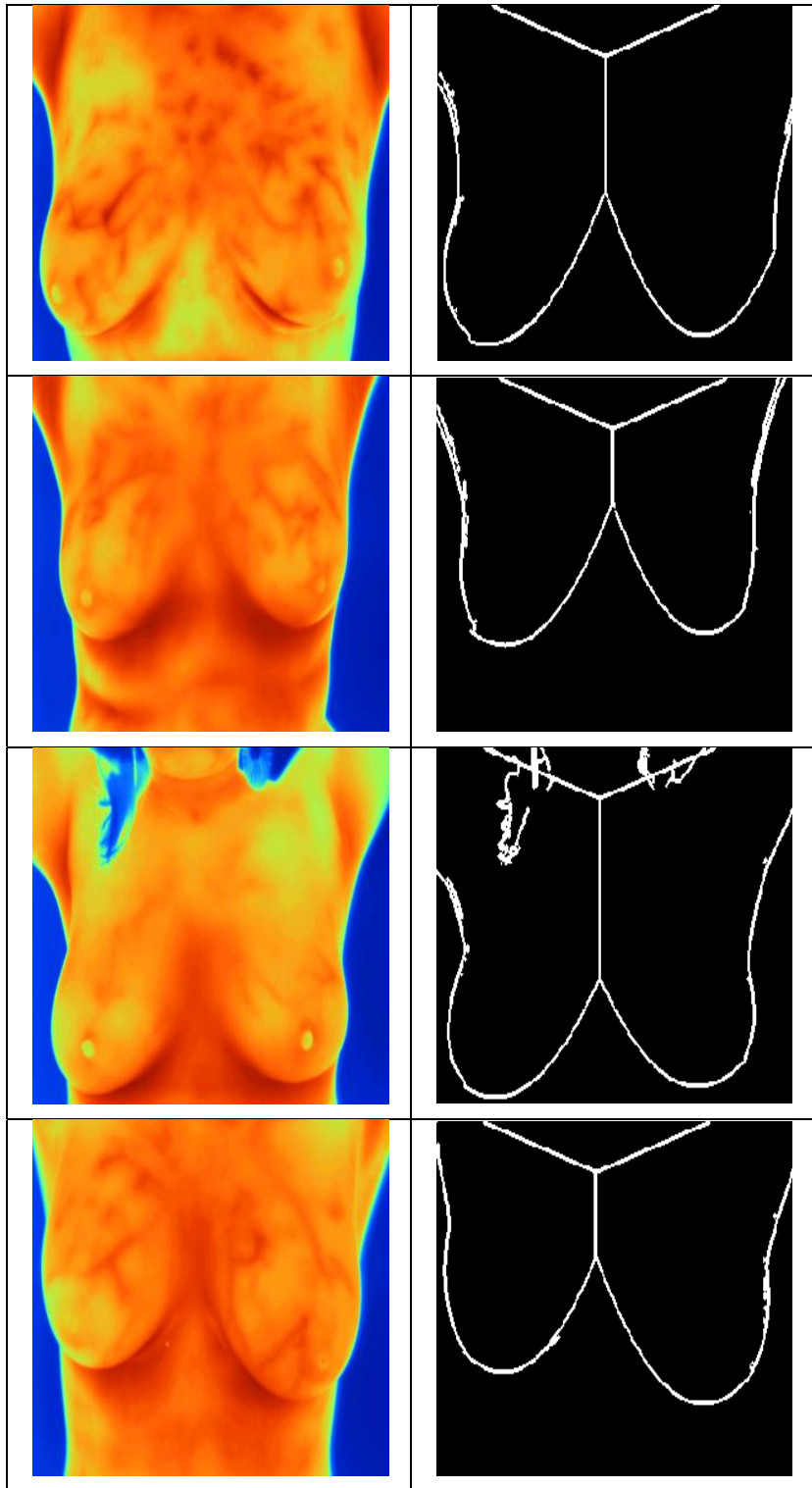
<p>alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeliterations: 40 IncSnakeRadius: 0.4700</p>	
<p>alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeliterations: 40 IncSnakeRadius: 0.5000</p>	
<p>alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeliterations: 40 IncSnakeRadius: 0.5000</p>	
<p>alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeliterations: 40 IncSnakeRadius: 0.4000</p>	

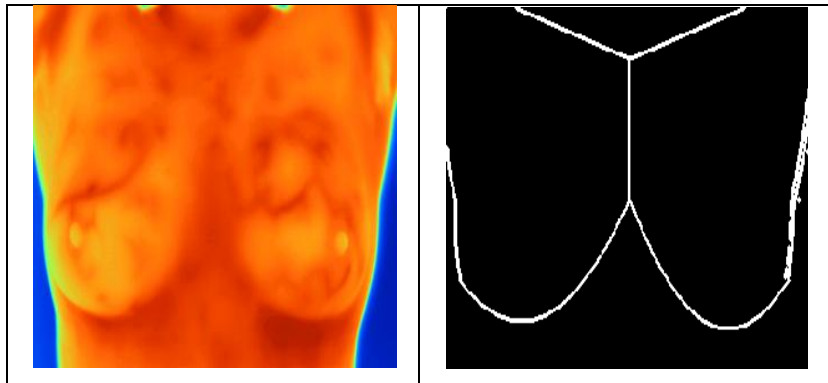
<p>alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeIterations: 40 IncSnakeRadius: 0.4500</p>	 A blue line representing a snake contour. The contour is somewhat irregular and jagged, following the general shape of the object in the adjacent image.
<p>alpha: 5 beta: 0 gamma: 1 kappa: 0.6000 dmin: 0.5000 dmax: 2 NoSnakeIterations: 40 IncSnakeRadius: 0.3000</p>	 A blue line representing a snake contour. This contour is significantly smoother and more rounded than the one in the top row, indicating that a smaller radius value results in a more regular shape.

A.4 Mascaras lateral izquierda y parámetros snake

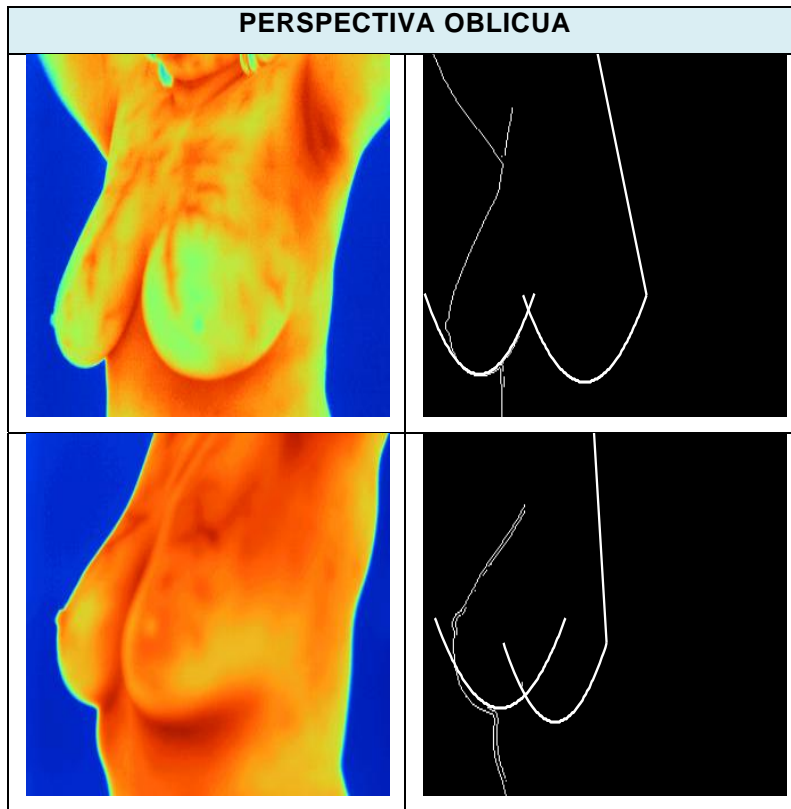
ANEXO B

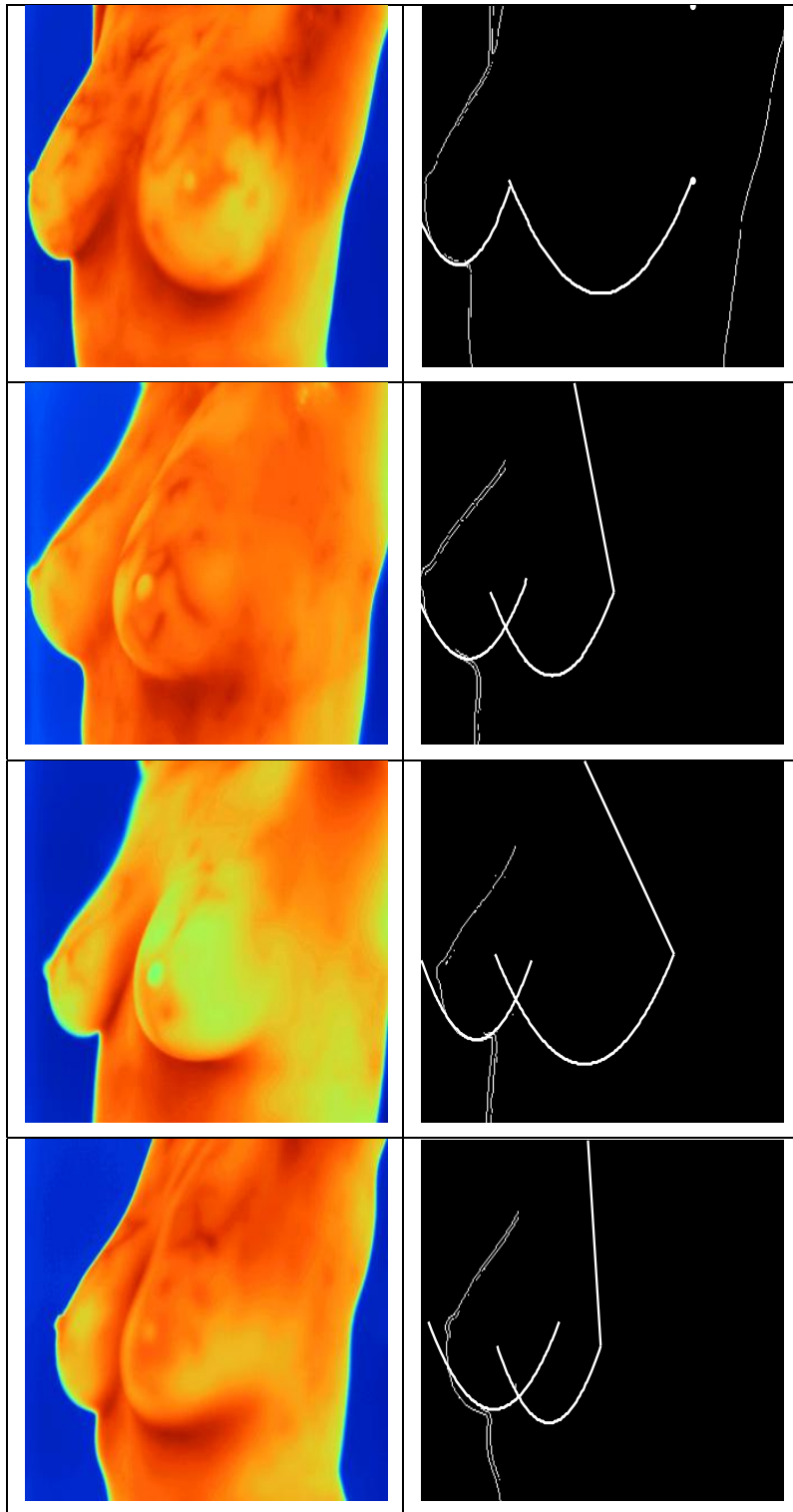






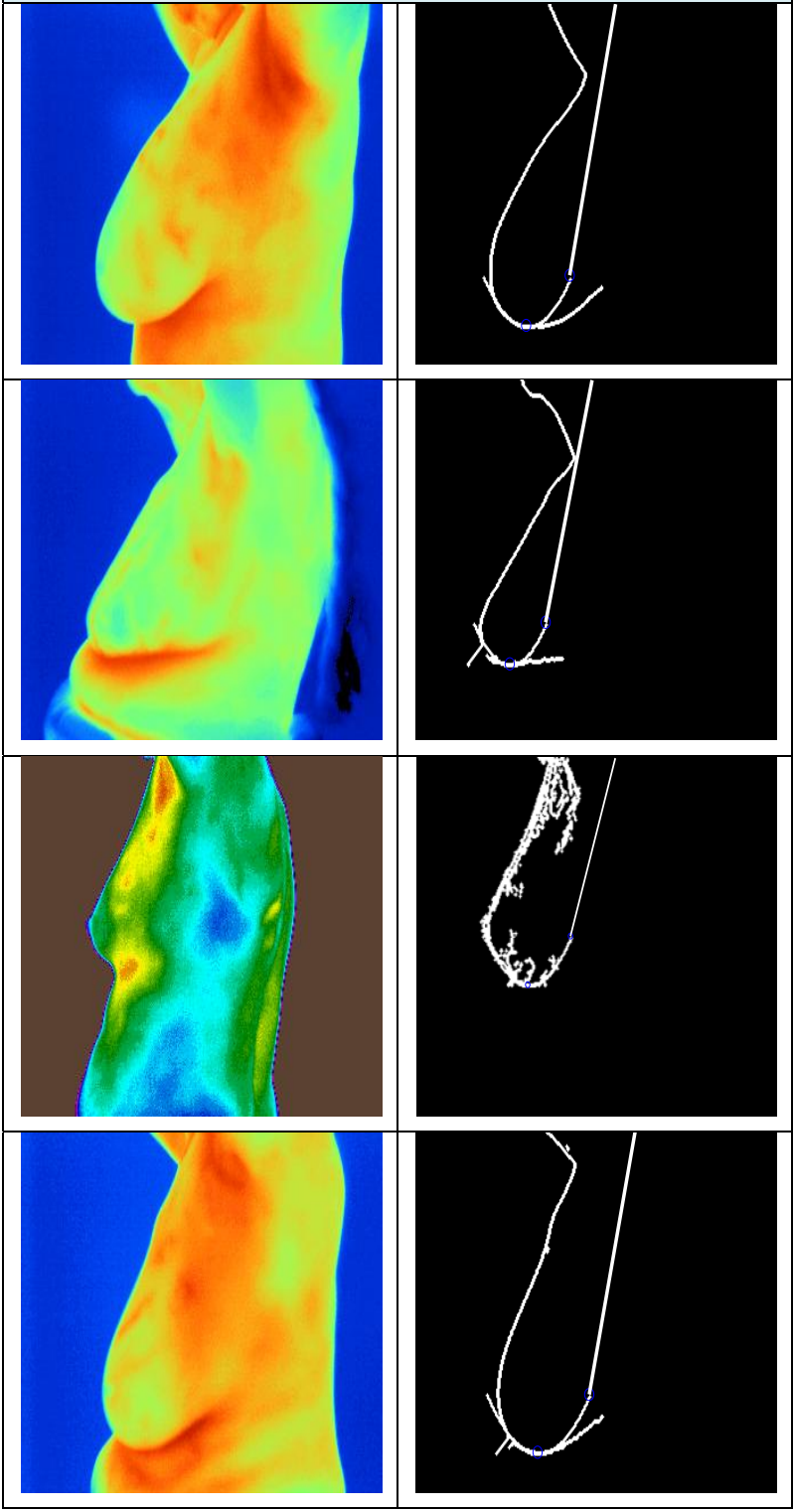
B.1 Perspectiva frontal transformada de Hough

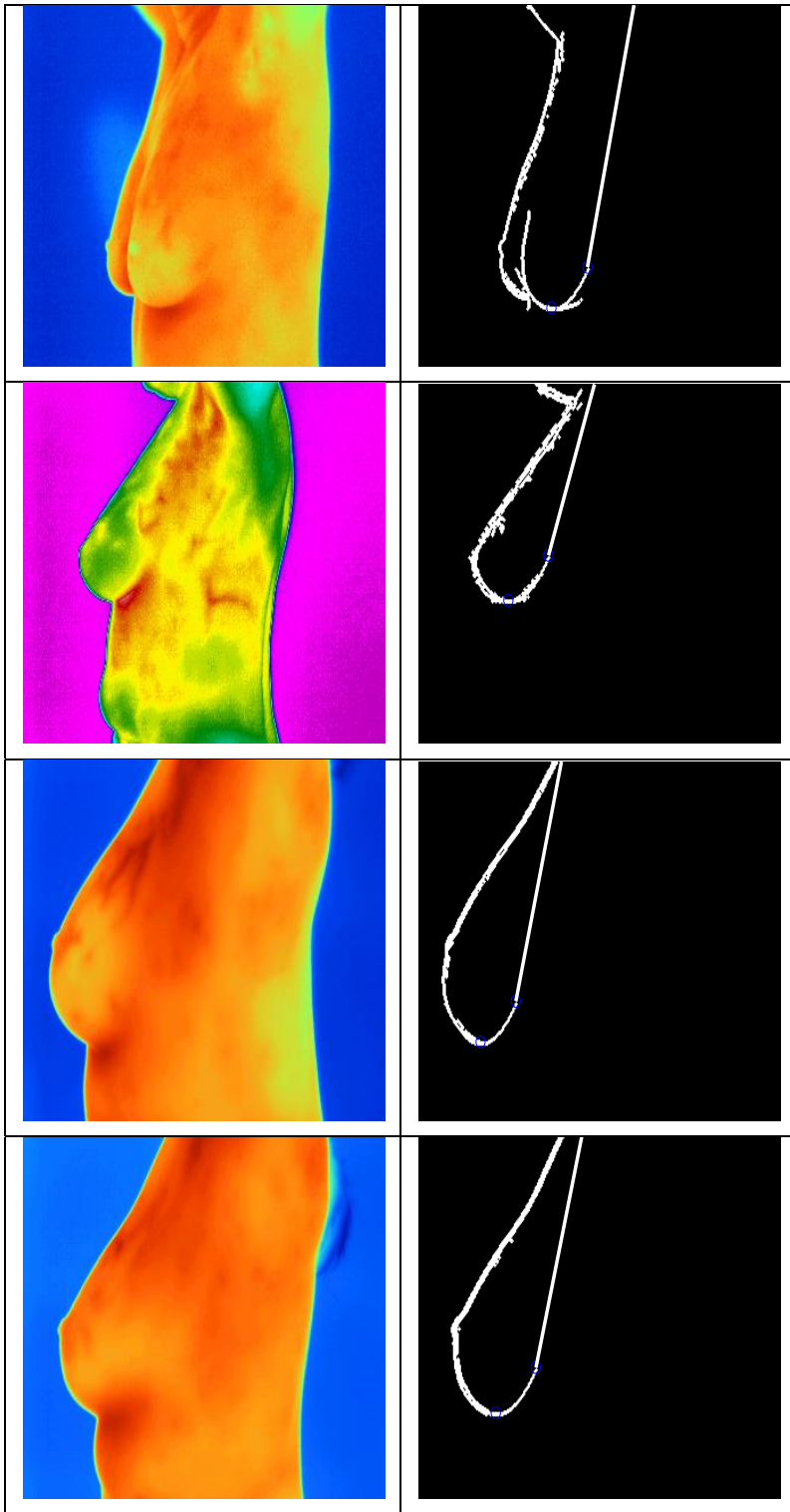


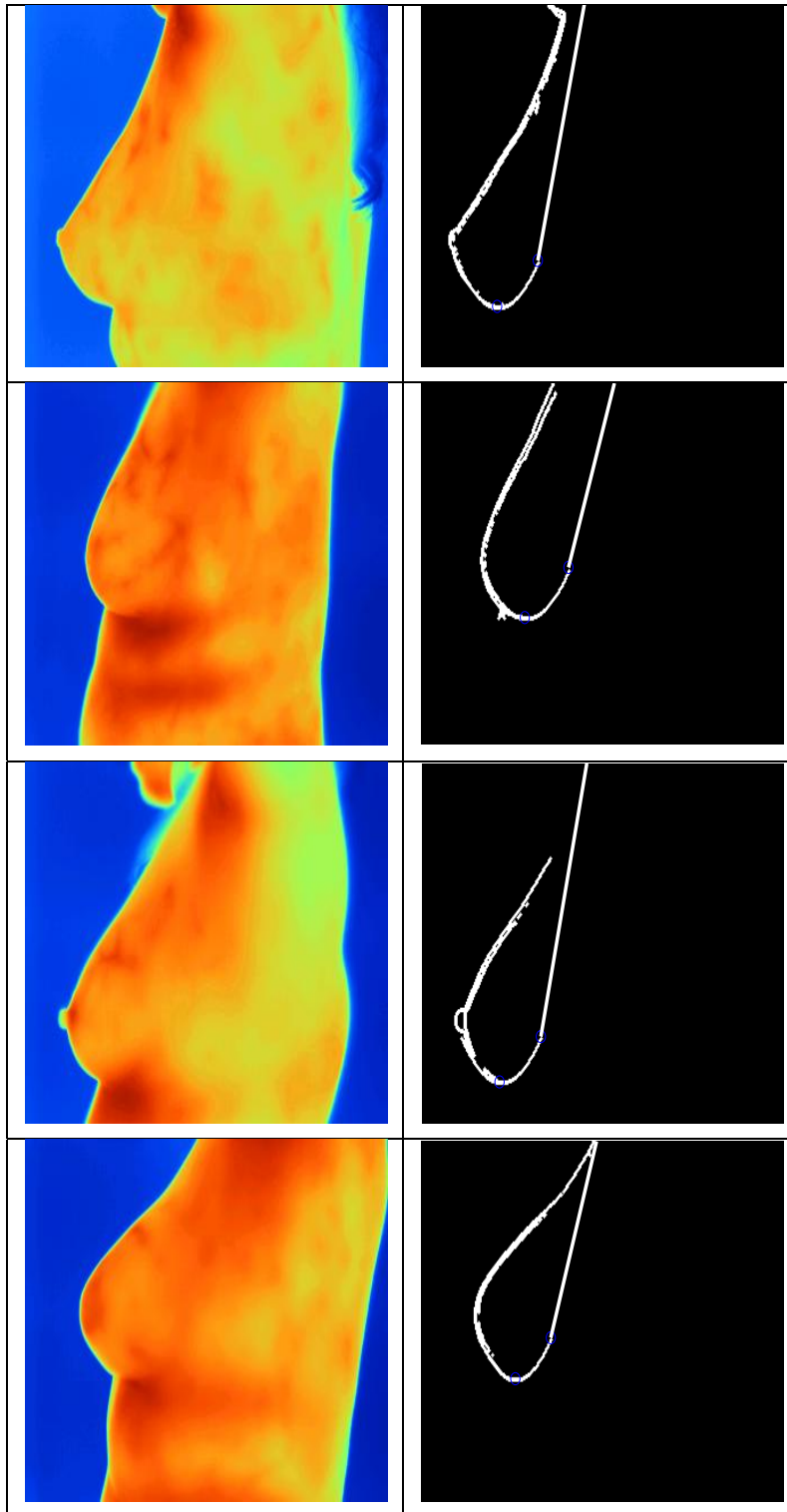


B.2 Perspectiva oblicua transformada de Hough

LATERAL IZQUIERDA

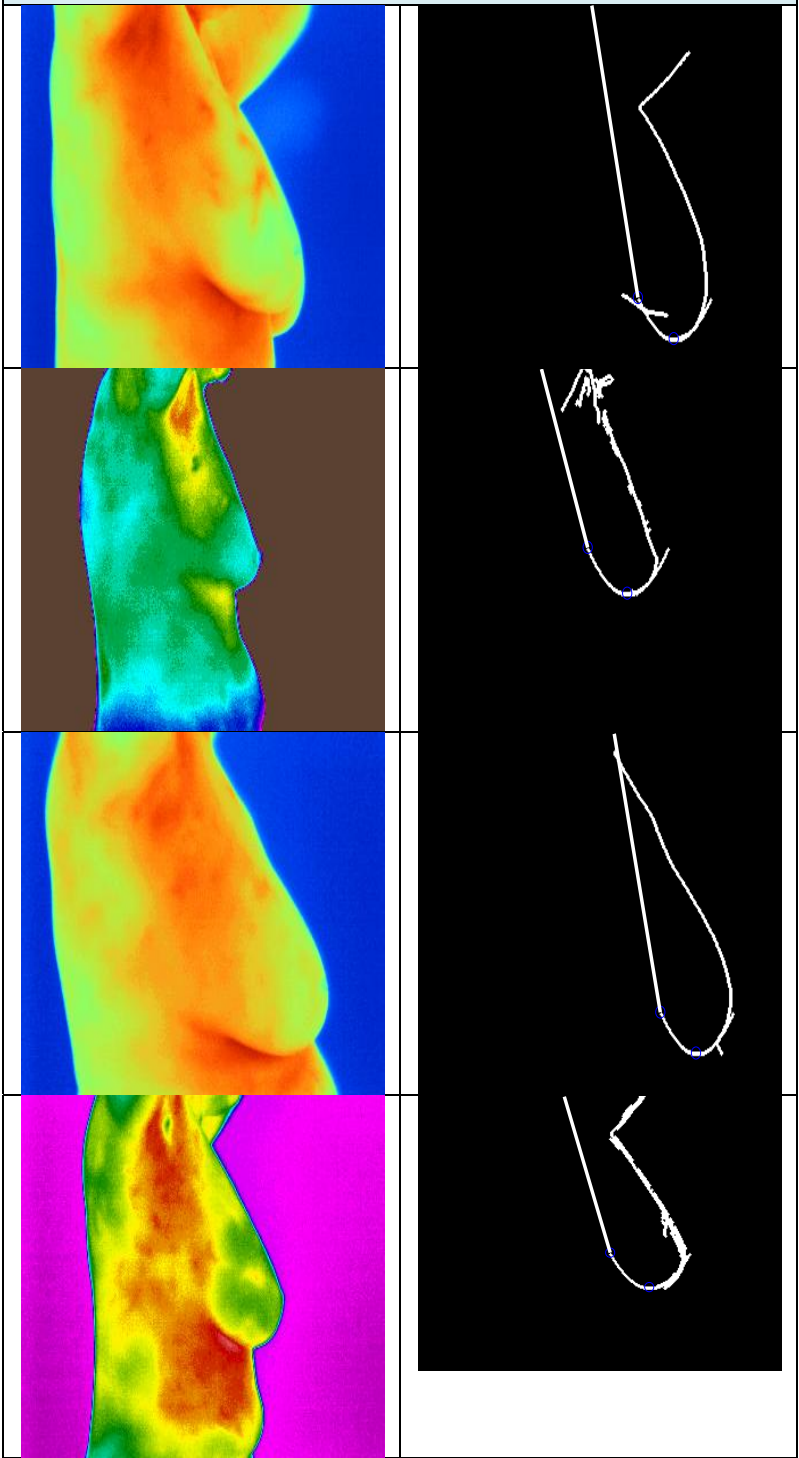


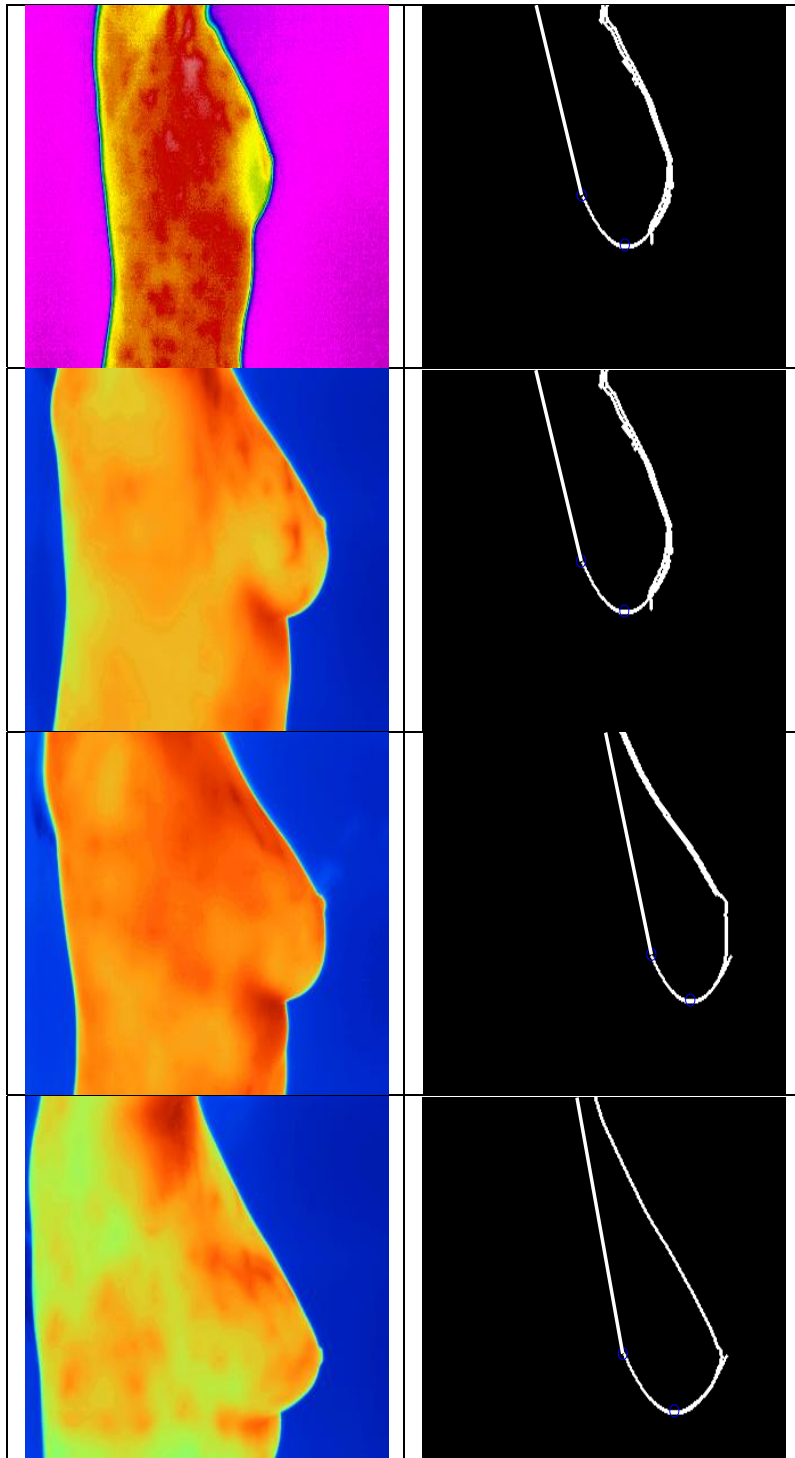


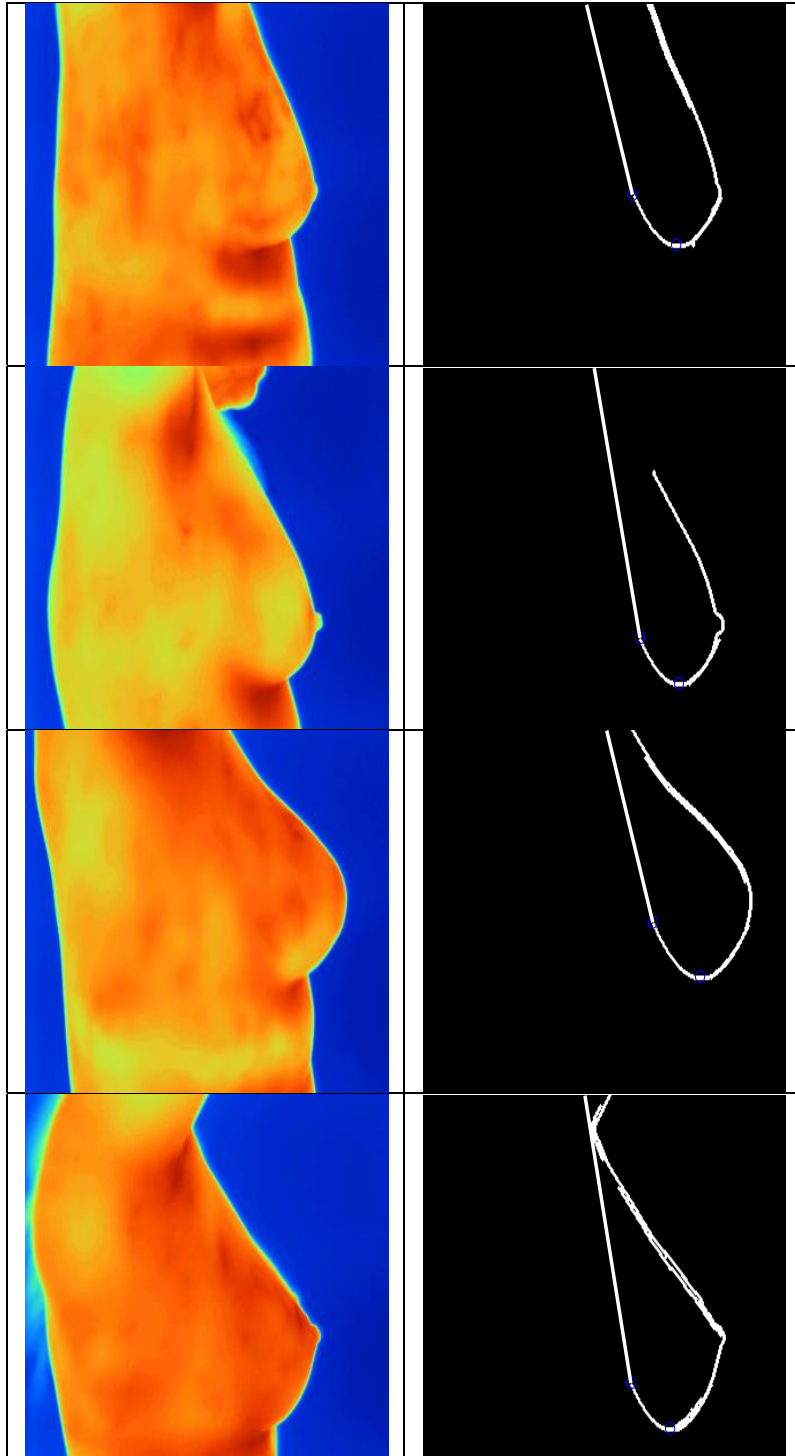


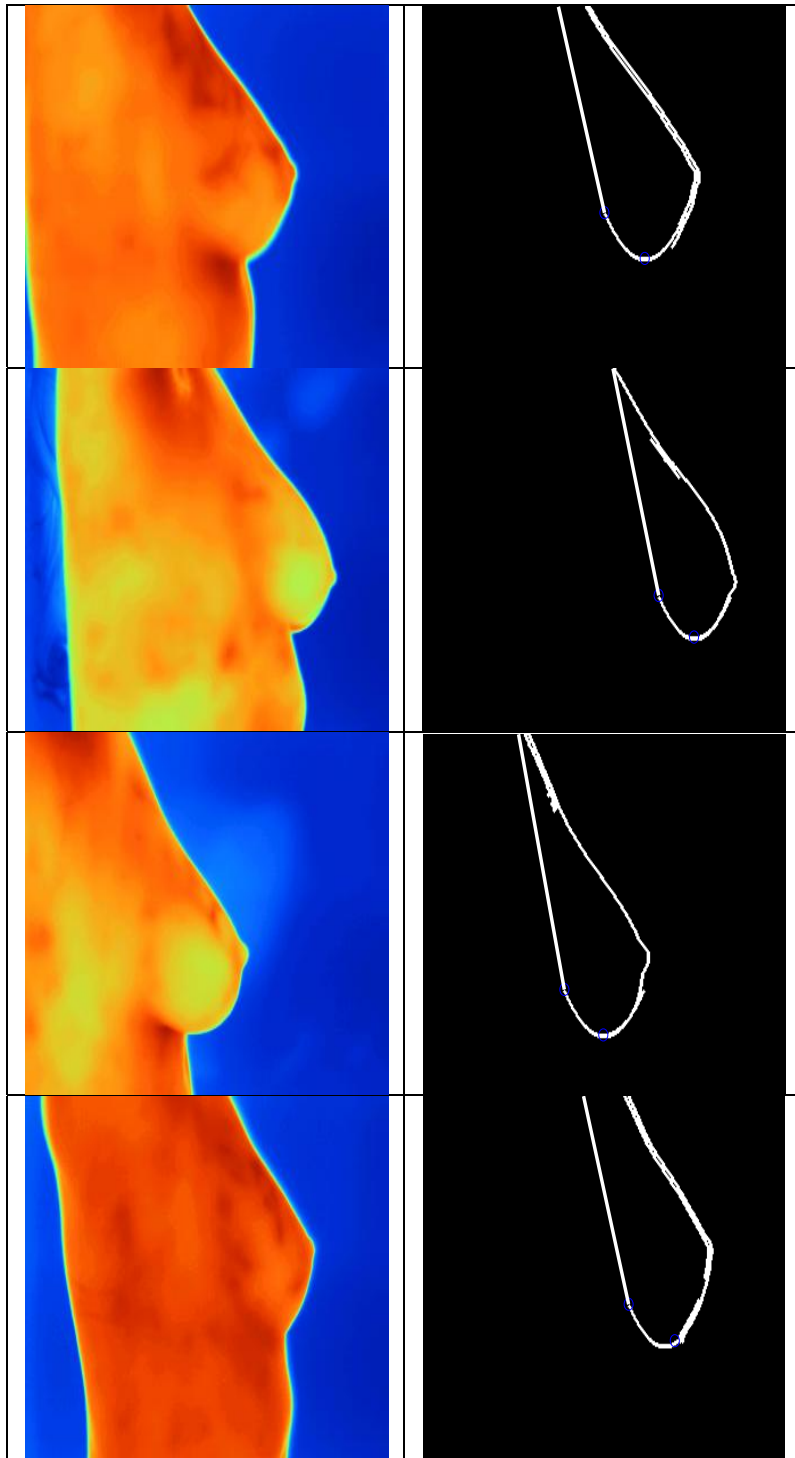
B.3 Perspectiva lateral izquierda Transformada de Hough

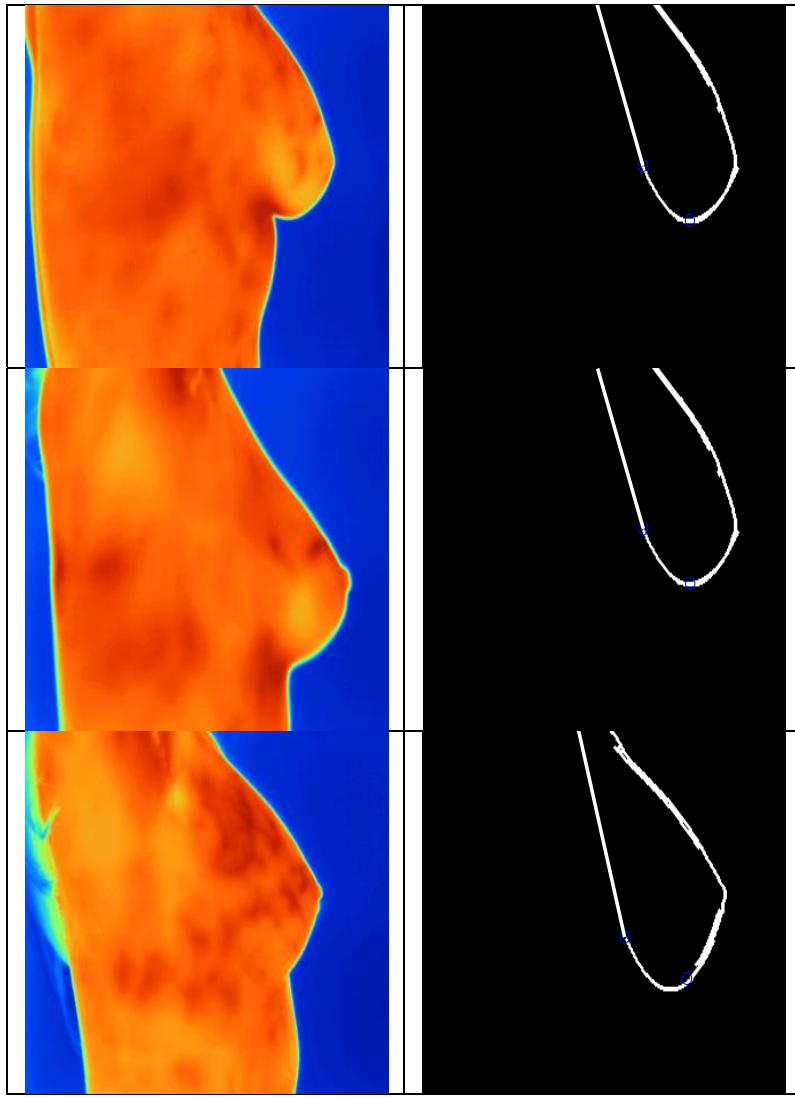
LATERAL DERECHA











B.4 Perspectiva lateral derecha Transformada de Hough

Anexo C

Imagen Original	Imagen Mascara	Vista	Conexión pto-pto
IR20070828_0055.jpg	IR20070828_0055.mat	Frontal	88,98%
IR20070828_0060.jpg	IR20070828_0060.mat	Frontal	90,76%
IR20070828_0065.jpg	IR20070828_0065.mat	Frontal	86,21%
IR20070828_0070.jpg	IR20070828_0070.mat	Frontal	87,72%
IR20070828_0075.jpg	IR20070828_0075.mat	Frontal	81,89%
IR20070828_0080.jpg	IR20070828_0080.mat	Frontal	85,64%
IR20070828_0090.jpg	IR20070828_0090.mat	Frontal	86,49%
IR20070829_100.jpg	IR20070829_100.mat	Frontal	89,27%
IR20070829_105.jpg	IR20070829_105.mat	Frontal	86,69%
IR20070829_110.jpg	IR20070829_110.mat	Frontal	81,96%
IR20070829_115.jpg	IR20070829_115.mat	Frontal	86,56%
IR20070829_120.jpg	IR20070829_120.mat	Frontal	81,48%
IR20070829_126.jpg	IR20070829_126.mat	Frontal	82,78%
IR20070829_131.jpg	IR20070829_131.mat	Frontal	80,92%
IR20070830_0136.jpg	IR20070830_0136.mat	Frontal	89,34%
IR20070830_0151.jpg	IR20070830_0151.mat	Frontal	82,91%
IR20080913_0471.jpg	IR20080913_0471.mat	Frontal	84,25%
IR20080927_0497.jpg	IR20080927_0497.mat	Frontal	75,17%
IR20070828_502.jpg	IR20070828_502.mat	Frontal	76,63%
IR20081004_0507.jpg	IR20081004_0507.mat	Frontal	76,81%
IR20081004_0517.jpg	IR20081004_0517.mat	Frontal	73,61%
IR20081018_0593.jpg	IR20081018_0593.mat	Frontal	77,46%
IR20081018_0598.jpg	IR20081018_0598.mat	Frontal	75,68%
IR20081020_0603.jpg	IR20081020_0603.mat	Frontal	80,62%
IR20081020_0609.jpg	IR20081020_0609.mat	Frontal	77,99%

C.1 Resultados criterio de asignación punto vista frontal

Imagen Original	Imagen Mascara	Vista	Conexión pto-pto
------------------------	-----------------------	--------------	-------------------------

IR20070828_0057.jpg	IR20070828_0057.mat	Lateral Derecha	90,24%
IR20070828_0062.jpg	IR20070828_0062.mat	Lateral Derecha	92,16%
IR20070828_0067.jpg	IR20070828_0067.mat	Lateral Derecha	90,21%
IR20070828_0072.jpg	IR20070828_0072.mat	Lateral Derecha	90,72%
IR20070828_0077.jpg	IR20070828_0077.mat	Lateral Derecha	91,89%
IR20070828_0082.jpg	IR20070828_0082.mat	Lateral Derecha	89,54%
IR20070828_0092.jpg	IR20070828_0092.mat	Lateral Derecha	90,49%
IR20070829_102.jpg	IR20070829_102.mat	Lateral Derecha	89,56%
IR20070829_107.jpg	IR20070829_107.mat	Lateral Derecha	90,69%
IR20070829_112.jpg	IR20070829_112.mat	Lateral Derecha	89,96%
IR20070829_117.jpg	IR20070829_117.mat	Lateral Derecha	90,56%
IR20070829_122.jpg	IR20070829_122.mat	Lateral Derecha	89,48%
IR20070829_128.jpg	IR20070829_128.mat	Lateral Derecha	90,87%
IR20070829_133.jpg	IR20070829_133.mat	Lateral Derecha	90,29%
IR20070830_0138.jpg	IR20070830_0138.mat	Lateral Derecha	89,36%
IR20070830_0153.jpg	IR20070830_0153.mat	Lateral Derecha	89,17%
IR20080913_0472.jpg	IR20080913_0472.mat	Lateral Derecha	90,25%
IR20080927_0498.jpg	IR20080927_0498.mat	Lateral Derecha	90,21%
IR20070828_503.jpg	IR20070828_503.mat	Lateral Derecha	90,39%
IR20081004_0509.jpg	IR20081004_0509.mat	Lateral Derecha	90,45%
IR20081004_0519.jpg	IR20081004_0519.mat	Lateral Derecha	92,67%
IR20081018_0594.jpg	IR20081018_0594.mat	Lateral Derecha	91,26%
IR20081018_0599.jpg	IR20081018_0599.mat	Lateral Derecha	90,88%
IR20081020_0605.jpg	IR20081020_0605.mat	Lateral Derecha	92,36%
IR20081020_0611.jpg	IR20081020_0611.mat	Lateral Derecha	89,94%

C.2 Resultados criterio de asignación vista lateral Derecha

Imagen Original	Imagen Mascara	Vista	Conexión pto-pt
IR20070828_0059.jpg	IR20070828_0059.mat	Lateral Izquierda	90,86%
IR20070828_0064.jpg	IR20070828_0064.mat	Lateral Izquierda	92,78%
IR20070828_0069.jpg	IR20070828_0069.mat	Lateral Izquierda	90,83%
IR20070828_0074.jpg	IR20070828_0074.mat	Lateral Izquierda	91,34%
IR20070828_0079.jpg	IR20070828_0079.mat	Lateral Izquierda	92,51%
IR20070828_0084.jpg	IR20070828_0084.mat	Lateral Izquierda	90,16%
IR20070828_0094.jpg	IR20070828_0094.mat	Lateral Izquierda	91,11%
IR20070829_104.jpg	IR20070829_104.mat	Lateral Izquierda	90,18%
IR20070829_109.jpg	IR20070829_109.mat	Lateral Izquierda	91,31%
IR20070829_114.jpg	IR20070829_114.mat	Lateral Izquierda	90,58%
IR20070829_119.jpg	IR20070829_119.mat	Lateral Izquierda	91,18%
IR20070829_124.jpg	IR20070829_124.mat	Lateral Izquierda	90,10%
IR20070829_130.jpg	IR20070829_130.mat	Lateral Izquierda	91,49%
IR20070829_135.jpg	IR20070829_135.mat	Lateral Izquierda	90,91%
IR20070830_0140.jpg	IR20070830_0140.mat	Lateral Izquierda	89,98%
IR20070830_0155.jpg	IR20070830_0153.mat	Lateral Izquierda	89,79%
IR20080927_0499.jpg	IR20080927_0498.mat	Lateral Izquierda	90,87%
IR20070828_504.jpg	IR20070828_504.mat	Lateral Izquierda	90,83%
IR20081004_0521.jpg	IR20081004_0521.mat	Lateral Izquierda	91,01%
IR20081018_0595.jpg	IR20081018_0595.mat	Lateral Izquierda	91,07%
IR20081018_0600.jpg	IR20081018_0600.mat	Lateral Izquierda	93,29%
IR20081020_0608.jpg	IR20081020_0605.mat	Lateral Izquierda	91,88%
IR20081020_0612.jpg	IR20081020_0605.mat	Lateral Izquierda	91,50%

C.3 Resultados criterio de asignación punto vista oblicua

Imagen Original	Imagen Mascara	Vista	Conexión pto-pto
IR20070828_0056.jpg	IR20070828_0056.mat	Oblicua Izquierda	88,03%
IR20070828_0061.jpg	IR20070828_0061.mat	Oblicua Izquierda	89,95%
IR20070828_0066.jpg	IR20070828_0066.mat	Oblicua Izquierda	88,00%
IR20070828_0071.jpg	IR20070828_0071.mat	Oblicua Izquierda	88,51%
IR20070828_0079.jpg	IR20070828_0076.mat	Oblicua Izquierda	89,68%
IR20070828_0081.jpg	IR20070828_0081.mat	Oblicua Izquierda	87,33%
IR20070828_0091.jpg	IR20070828_0091.mat	Oblicua Izquierda	88,28%
IR20070829_101.jpg	IR20070829_101.mat	Oblicua Izquierda	87,35%
IR20070829_106.jpg	IR20070829_106.mat	Oblicua Izquierda	88,48%
IR20070829_111.jpg	IR20070829_111.mat	Oblicua Izquierda	87,75%
IR20070829_116.jpg	IR20070829_116.mat	Oblicua Izquierda	88,35%
IR20070829_121.jpg	IR20070829_121.mat	Oblicua Izquierda	87,27%
IR20070829_127.jpg	IR20070829_127.mat	Oblicua Izquierda	88,66%
IR20070829_132.jpg	IR20070829_132.mat	Oblicua Izquierda	88,08%
IR20070830_0137.jpg	IR20070830_0137.mat	Oblicua Izquierda	79,15%
IR20070830_0152.jpg	IR20070830_0152.mat	Oblicua Izquierda	78,96%
IR20080927_0473.jpg	IR20080927_0473.mat	Oblicua Izquierda	80,04%
IR20070828_506.jpg	IR20070828_506.mat	Oblicua Izquierda	80,00%
IR20081004_0508.jpg	IR20081004_0508.mat	Oblicua Izquierda	80,18%
IR20081018_0518.jpg	IR20081018_0518.mat	Oblicua Izquierda	80,24%
IR20081018_0597.jpg	IR20081018_0597.mat	Oblicua Izquierda	82,46%
IR20081020_0604.jpg	IR20081020_0604.mat	Oblicua Izquierda	81,05%
IR20081020_0610.jpg	IR20081020_0610.mat	Oblicua Izquierda	80,67%

C.4 Resultados criterio de asignación punto vista lateral izquierdo

Imagen Original	Imagen Mascara	Vista	Conexión pto-pto
IR20070828_0058.jpg	IR20070828_0056.mat	Oblicua Derecha	86,78%
IR20070828_0063.jpg	IR20070828_0061.mat	Oblicua Derecha	88,70%
IR20070828_0068.jpg	IR20070828_0066.mat	Oblicua Derecha	86,75%
IR20070828_0073.jpg	IR20070828_0071.mat	Oblicua Derecha	87,26%
IR20070828_0078.jpg	IR20070828_0076.mat	Oblicua Derecha	88,43%
IR20070828_0093.jpg	IR20070828_0091.mat	Oblicua Derecha	86,08%
IR20070829_103.jpg	IR20070829_101.mat	Oblicua Derecha	87,03%
IR20070829_108.jpg	IR20070829_106.mat	Oblicua Derecha	86,10%
IR20070829_113.jpg	IR20070829_111.mat	Oblicua Derecha	87,23%
IR20070829_118.jpg	IR20070829_116.mat	Oblicua Derecha	86,50%
IR20070829_123.jpg	IR20070829_121.mat	Oblicua Derecha	87,10%
IR20070829_129.jpg	IR20070829_127.mat	Oblicua Derecha	86,02%
IR20070829_134.jpg	IR20070829_132.mat	Oblicua Derecha	87,41%
IR20070830_0139.jpg	IR20070830_0137.mat	Oblicua Derecha	86,83%
IR20070830_0154.jpg	IR20070830_0152.mat	Oblicua Derecha	77,90%
IR20080927_0474.jpg	IR20080927_0473.mat	Oblicua Derecha	77,71%
IR20070828_505.jpg	IR20070828_506.mat	Oblicua Derecha	78,79%
IR20081004_0510.jpg	IR20081004_0508.mat	Oblicua Derecha	78,75%
IR20081018_0520.jpg	IR20081018_0518.mat	Oblicua Derecha	78,93%
IR20081018_0596.jpg	IR20081018_0597.mat	Oblicua Derecha	78,99%
IR20081020_0601.jpg	IR20081020_0604.mat	Oblicua Derecha	81,21%
IR20081020_0606.jpg	IR20081020_0610.mat	Oblicua Derecha	79,80%

C.5 Resultados criterio de asignación punto vista oblicua derecha