

U

P

T

Segmentación semiautomática de termogramas mamarios para la detección de posibles lesiones

por

Laura Benita Alvarado Cruz

Tesis sometida como requisito parcial
para obtener el grado de

**MAESTRO EN
COMPUTACIÓN ÓPTICA**

en la

Universidad Politécnica de Tulancingo

Noviembre 2018

Tulancingo de Bravo, Hidalgo

Supervisada por:

Dra. Carina Toxqui Quitl

©UPT

El autor otorga a la UPT el permiso de reproducir y
distribuir copias en su totalidad o en partes de esta tesis.



Dedicatoria

Quiero dedicar este proyecto a mis padres por sus consejos, por ayudarme cada día después de cada tropiezo, por cuidarme hasta cuando estoy lejos, porque me dieron la vida y me han enseñado que no importa si no lo logras lo importante es cuantas veces lo intentes.

A mi hija y esposo por su esfuerzo y sacrificio, por ser mi fuente de motivación e inspiración para poder superarme cada día, por creer en mi capacidad, por compartir alegrías y tristezas.

A mis hermanos David, Valente y Vicente, demás familia en general, por su apoyo y alentarme a no desistir, a Dios porque me dio la Fortaleza para concluir este proyecto.

Para todas aquellas personas que están sufriendo una alteración en su cuerpo, quiero alentarlas para que visualicen de forma positiva el proceso que están viviendo. Deseando su pronta recuperación y que el malestar no se apodere de su tranquilidad.

Agradecimientos

Quiero agradecer a la Universidad Politécnica de Tulancingo por brindarme la oportunidad de pertenecer al grupo de estudiantes que conforman la maestría en Computación Óptica.

Cabe destacar que la travesía no fue fácil pero el personal académico con el que cuenta esta casa de estudios, además de tener un nivel académico alto tienen un compromiso con la formación humana.

A mi asesora de proyecto Dra. Carina Toxqui Quitl por el apoyo, la orientación y la ayuda que me brindó para la realización de esta tesis.

Al Mtro. Jorge Alberto Hernández Tapia y Mtro. Osmond Abraham Zermeño Loreto por sus aportaciones para que pudiera concluir satisfactoriamente este trabajo.

A los profesores de la Universidad Politécnica de Tulancingo por compartir su conocimiento y experiencia.

Gracias a los programas para el desarrollo académico y el impulso de la ciencia en especial al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACyT) por la beca número 786815 pues con ella fue posible financiar mis estudios de maestría.

Prefacio

En la literatura hay diversos artículos donde se expone que las causas del cáncer son numerosas: la naturaleza o constitución genética de los individuos, las condiciones ambientales en las que se desenvuelve, la suerte o el azar. Hoy en día se realizan diversas investigaciones que derivan en el desarrollo de novedosas formas de prevención, diagnóstico oportuno y tratamiento efectivo.

Una nueva técnica de Diagnóstico Asistido por Computadora (DAC) para la detección de lesiones en las mamas es la termografía. Esta técnica complementaria a las ya existentes como la mamografía, el ultrasonido, entre otras; utiliza imágenes infrarrojas digitales para detectar cambios de temperatura corporales.

El uso de imágenes infrarrojas digitales se basa en el principio de que la actividad metabólica y la circulación vascular, tanto en el tejido precanceroso como en el área que rodea un cáncer de mama en desarrollo, incrementa la temperatura con relación a la temperatura que se tiene en el tejido mamario normal/sano.

Los métodos actuales utilizados para detectar signos sospechosos de cáncer de mama dependen principalmente de la combinación de un examen físico y mamografía. Si bien este enfoque se ha convertido en el pilar de la detección precoz del cáncer de mama, la prevención absoluta del cáncer de mama no se ha convertido en una realidad hasta el momento.

Por lo que, los esfuerzos deben estar dirigidos a detectar el cáncer de mama en su etapa más temprana. Como tal, la incorporación de Imágenes infrarrojas digitales (termografía mamaria) permite apoyar la detección temprana del cáncer de mama y con ello incrementar las posibilidades de supervivencia.

Sin embargo, el análisis de los termogramas mamarios resulta ser complejo dado que se trabaja en función de la temperatura. Además, cuando se captura un termograma mamario incluye información que no es importante (brazos, cuello, estómago). Debido a esto, se trabaja con algoritmos computacionales que tengan la capacidad de procesar información y eliminar aquella que no corresponda a la región de interés, ROI (por sus siglas en inglés).

Los algoritmos que se exponen dentro de este trabajo tienen la capacidad de segmentar de forma semiautomática la ROI, esto con el objetivo de detectar cambios

térmicos que pueden sugerir una alteración en la mama o signos precancerosos en una etapa temprana producidos por los primeros cambios en la fisiología del tejido. Con la información perteneciente a la ROI se puede clasificar a los voluntarios de acuerdo a las variaciones de temperatura con alerta alta, media y baja.

En el capítulo 1 se exponen las principales aportaciones de algunos artículos estudiados que justifican el uso de la termografía como una herramienta complementaria y algunos aspectos que intervienen. En el capítulo 2 se describe la técnica usada para la segmentación semiautomática de ROI, la cual se basa en algoritmos de mejoramiento de contraste de las imágenes termográficas mamarias, para realzar las intensidades. Y los métodos de perfil de proyección horizontal (HPP), ajuste de curvas polinomiales y área bajo la curva que limitan las fronteras asimétricas de la ROI.

En el capítulo 3 se describen algunos descriptores y clasificadores implementados para caracterizar los termogramas mamarios. El capítulo 4 se muestra la aplicación que permite la segmentación semiautomática de la mama derecha y mama izquierda. En el capítulo 5 mostramos los resultados de clasificación de la base de datos Visual Lab. Finalmente, las conclusiones generales y trabajo a futuro se presentan en el capítulo 6.

Resumen

La termografía mamaria utiliza cámaras infrarrojas ultrasensibles para producir imágenes térmicas de alta resolución de la distribución de temperaturas en el pecho de una persona. A partir del análisis y procesamiento digital los termogramas mamarios es posible la detección de regiones relacionadas con una lesión probable. Por ello, se presenta un algoritmo de segmentación semiautomatizado de la región de interés, el cual hace uso de un ajuste de curvas polinomiales para la detección de la curva inframamaria. Una vez segmentadas la mama derecha y la mama izquierda, es posible generar un mapa de las zonas con altos gradientes de temperatura. Lo anterior con el propósito de detectar anomalías mamarias. La asimetría térmica entre las mamas es determinada a través de métodos estadísticos. Este trabajo hace uso de una base de datos pública que contiene información sobre voluntarios con diagnóstico realizado mediante mamografía y biopsia.

Abstract

Mammary thermography uses ultrasensitives infrared cameras to produce high-resolution thermal images of the temperature distribution in a person's chest. From the analysis and digital processing of breast thermograms it is possible to detect regions related to a probable lesion. Therefore, a semi-automated segmentation algorithm of the region of interest is presented, which makes use polynomial curve fitting for detection of curve inframmary. Once the right breast and the left breast are segmented, it is possible to generate a map of areas with high temperature gradients. The above with the purpose for detecting breast abnormalities. The thermal asymmetry between the breasts is determined through statistical methods. This work makes use of a public database that contains information about volunteers with a diagnosis made through mammography and biopsy.

Índice general

1. Introducción	1
1.1. Antecedentes	2
1.2. Planteamiento del problema	4
1.3. Justificación	5
1.4. Objetivos	5
1.4.1. Objetivo general	5
1.4.2. Objetivos particulares	6
1.5. Estado del arte	6
1.6. Aportaciones	14
1.7. Conclusiones	15
2. Segmentación de la región de interés (ROI)	19
2.1. Eliminación del fondo por medio del histograma	21
2.2. Mejoramiento espacial y en contraste	22
2.2.1. Transformación en intensidades	22
2.2.2. Realce de bordes	24
2.3. Perfil de proyección horizontal (HPP)	24
2.4. Ajuste de curvas polinomial	26
2.5. Región de interés (ROI)	28
2.6. Conclusiones	31
3. Descriptores y clasificadores	33
3.1. Localizaciones frecuentes del cáncer	33
3.2. Cálculo de temperatura corporal promedio	34
3.3. Agrupación de patrones térmicos	35
3.4. Características estadísticas básicas	36
3.5. Autocorrelación	39
3.5.1. Función autocorrelación (ACF)	39
3.6. Red Neuronal Artificial con Weka	39
3.7. Conclusiones	40
4. Software para el procesamiento de termogramas mamarios	43
4.1. Base de datos de imágenes mastológicas	43
4.2. Aplicación	46
4.2.1. Interfaz del software para la segmentación de la ROI.	46

4.3. Conclusiones	56
5. Resultados	58
5.1. Termogramas etiquetados como sanos en la base de datos DMR	59
5.2. Termogramas etiquetados como enfermos en la base de datos DMR . .	72
5.3. Extracción de características clásicas	85
5.4. Temperatura promedio de regiones de la ROI que presentan $\Delta t_{máx} > 3^{\circ}C$	88
5.5. Temperatura promedio de regiones de la ROI que presentan $1.5^{\circ}C \leq$ $\Delta t_{máx} \leq 3^{\circ}C$	92
5.6. Resultados de clasificación de acuerdo a la agrupación de patrones térmicos	96
5.6.1. Alertas altas	96
5.6.2. Alerta intermedias	98
5.6.3. Clasificación de los termogramas sanos	99
5.7. Conclusiones	101
6. Conclusiones	103
6.1. Trabajo a futuro	105
7. Apéndice	106
7.1. Ajuste de datos con un polinomio	106
7.1.1. Ejemplo de ajuste a un polinomio de segundo grado	107
7.2. Apendice A	109
7.2.1. Termogramas etiquetados como sanos en la base de datos DMR	109
7.3. Apendice B	121
7.3.1. Termogramas etiquetados como enfermos en la base de datos DMR	121

Índice de figuras

1.1. Estadística de la mortalidad y número de casos por cáncer de mama en México, 1955 – 2007, y proyección 2008-2020. Figura tomada de la fuente [3].	2
1.2. Métodos de detección de cáncer de mama; a) Autoexploración b) Mamografía c) Ultrasonido mamario d) Tomografía por emisión de positrones (PET) e) Biopsia f) Termografía. Imágenes tomadas de las referencias [4,7,9,10].	4
1.3. Proceso de segmentación semiautomática. a) Termograma original b) Segmentación de la mama derecha y la mama izquierda. Imagen tomada de la referencia [13].	6
1.4. Proceso de segmentación de la ROI de forma manual. a) Termograma original b) Detector de bordes c) Interpolación de curvas, detección de límite inferior y superior d) Segmentación de la mama derecha y mama izquierda. Imagen tomada de la referencia [15]	7
1.5. Resultado de segmentación de dos imágenes. Imagen original, detector de bordes, detección de cuatro curvas de características, segmentación de la mama derecha y mama izquierda. Figura tomada de la referencia [17].	8
1.6. Proceso de segmentación de la ROI usando la técnica eliminación de ruido basado en wavelets para imágenes infrarrojas médicas. Imagen tomada de la referencia [19].	9
1.7. Proceso de segmentación de la ROI por medio de la detección de altos gradientes de las cuales se definen formas geométricas rectangulares. Imagen tomada de la referencia [21].	10
1.8. Proceso de segmentación. a) Termograma original b) Detección de bordes. c) Ajuste de curva polinomial. d) Segmentación de la mama derecha y la mama izquierda. Figura tomada de la referencia [8]. . . .	11
1.9. Comparación entre termogramas con alertas alta, intermedia y baja, a) Termograma $t(x,y)$ con alerta alta, b) Termograma $g(x,y)$ con alerta alta y área de la ROI de 380 píxeles, c) Termograma $t(x,y)$ con alerta intermedia, d) Termograma $g(x,y)$ con alerta intermedia, e) Termograma $t(x,y)$ con alerta baja, f) Termograma $g(x,y)$ con alerta baja, g) Termograma $t(x,y)$ de voluntario masculino, h) Termograma $g(x,y)$ de voluntario masculino con alerta baja. Figura tomada de la referencia [22].	12

1.10. Extracción de la ROI considerando la vista lateral y frontal. Figura tomada de la referencia [23]	13
2.1. Termograma mamario. Tomada de la Base de datos DMR.	19
2.2. Proceso del método implementado.	20
2.3. a) Termograma original $f(x, y)$, b) Histograma de $f(x, y)$, c) Termograma sin fondo $t(x, y)$, d) Histograma de $t(x, y)$	21
2.4. Función de transformación de niveles de gris usadas en el mejoramiento de imágenes.	23
2.5. a) Imagen termográfica original, b) Imagen con mejoramiento $m = 0,9$ y $E = 3$	23
2.6. a) Termograma binarizado $b(x, y)$, b) Termograma realizado $e(x, y)$	24
2.7. a) Termograma original $o(x, y)$ b) Detección del límite inferior inframamario, c) Gráfica de perfil de proyección horizontal.	25
2.8. Termograma mejorado con realce de bordes $e(x, y)$ y selección de n puntos.	26
2.9. Termograma original con ajuste de curvas para la detección de curvas inframamarias $bp(x, y)$	27
2.10. a) Imagen digital $mask(x, y)$, b) imagen digital $maskbin(x, y)$	28
2.11. Segmentación de mama $seg(x, y)$	29
2.12. Procedimiento para detectar de límite superior a) Punto máximo encontrado b) Detección de límite superior	29
2.13. Separación de las mamas, derecha $md(x, y)$ e izquierada $mi(x, y)$	30
3.1. Cuadrantes en los que se divide la mama.	34
3.2. Termograma etiquetado como sano, agrupación de patrones térmicos por colores.	35
3.3. Termograma etiquetado como enfermo, agrupación de patrones térmicos por colores.	36
3.4. Interfaz de Weka.	40
4.1. Interfaz de usuario de la base de datos DMR-IR.	44
4.2. Vista frontal y lateral de imágenes termograficas e información del historial médico de voluntario sano.	45
4.3. Interfaz para segmentación semiautomática de termogramas mamarios.	46
4.4. Selección del botón Abrir archivo.	47
4.5. Ventana de selección del termograma mamario.	47
4.6. Visualización del termograma seleccionado.	48
4.7. Detección del límite inferior inframamario.	48
4.8. Selección del botón aplicar para la detección del límite inferior.	49
4.9. Modificación del límite inferior.	49
4.10. Límite inferior inframamario.	50
4.11. Ajuste de curvas polinomiales.	50
4.12. Selección botón Aplicar para el ajuste de curvas polinomiales.	51
4.13. Selección del botón Modificar.	51
4.14. Modificación del parámetro sigma para el realce de los bordes.	52

4.15. Selección de los n puntos para el ajuste de datos usando polinomios de orden cúbico.	52
4.16. Selección de los n puntos para el ajuste de datos usando polinomios de orden cúbico, mama derecha.	53
4.17. Selección de los n puntos para el ajuste de datos usando polinomios de orden cúbico.	53
4.18. Selección de los n puntos para el ajuste de datos usando polinomios de orden cúbico, mama izquierda.	54
4.19. Detección de curvas inframamarias por medio del ajuste de curvas polinomiales.	54
4.20. Segmentación de la ROI.	55
5.1. a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) Existe alta simetría térmica. 2) Hay $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ que no pertenece a la ROI, etiquetado en color ROJO.	59
5.2. a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) Existen cambios de temperatura entre $1.5^{\circ}C \leq \Delta t_{m\acute{a}x} \leq 3^{\circ}C$ en la ROI, etiquetado en color AMARILLO.	60
5.3. a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) Existe alta simetría térmica. 2) Hay $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ que no pertenece a la ROI, etiquetado en color ROJO.	61
5.4. a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) Existe alta simetría térmica. 2) Hay $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ que no pertenece a la ROI, etiquetado en color ROJO.	62
5.5. a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) Existen cambios de temperatura entre $1.5^{\circ}C \leq \Delta t_{m\acute{a}x} \leq 3^{\circ}C$ en la ROI, etiquetado en color AMARILLO.	63
5.6. a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Hay $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ que no pertenece a la ROI, etiquetado en color ROJO.	64
5.7. a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe alta simetría térmica. 2) Hay $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ que no pertenece a la ROI, etiquetado en color ROJO.	65
5.8. a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) Existen cambios de temperatura entre $1.5^{\circ}C \leq \Delta t_{m\acute{a}x} \leq 3^{\circ}C$ en la ROI, etiquetado en color AMARILLO.	66

5.9. a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) Existen cambios de temperatura entre $1.5^{\circ}C \leq \Delta t_{m\acute{a}x} \leq 3^{\circ}C$ en la ROI, etiquetado en color AMARILLO.	67
5.10. a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) Existen cambios de temperatura entre $1.5^{\circ}C \leq \Delta t_{m\acute{a}x} \leq 3^{\circ}C$ en la ROI, etiquetado en color AMARILLO.	68
5.11. a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) Existe simetría térmica. 2) Hay $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ que no pertenece a la ROI, etiquetado en color ROJO.	69
5.12. a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) Existen cambios de temperatura entre $1.5^{\circ}C \leq \Delta t_{m\acute{a}x} \leq 3^{\circ}C$ en la ROI, etiquetado en color AMARILLO.	70
5.13. a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) Existe alta simetría térmica. 2) Hay $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ que no pertenece a la ROI, etiquetado en color ROJO.	71
5.14. a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.	72
5.15. a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existen cambios de temperatura entre $1.5^{\circ}C \leq \Delta t_{m\acute{a}x} \leq 3^{\circ}C$ en la ROI, etiquetado en color AMARILLO.	73
5.16. a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. Termograma etiquetado como ENFERMO. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existen cambios de temperatura entre $1,5^{\circ}C \leq \Delta t_{m\acute{a}x} \leq 3^{\circ}C$ en la ROI, etiquetado en color AMARILLO.	74
5.17. a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existen cambios de temperatura entre $1.5^{\circ}C \leq \Delta t_{m\acute{a}x} \leq 3^{\circ}C$ en la ROI, etiquetado en color AMARILLO.	75
5.18. a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existen cambios de temperatura $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ en la ROI, etiquetado en color ROJO. . . .	76

5.19. a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existen cambios de temperatura $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ en la ROI, etiquetado en color ROJO. . . .	77
5.20. a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existen cambios de temperatura $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ en la ROI, etiquetado en color ROJO. . . .	78
5.21. a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existen cambios de temperatura $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ en la ROI, etiquetado en color ROJO. . . .	79
5.22. a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existen cambios de temperatura entre $1.5^{\circ}C \leq \Delta t_{m\acute{a}x} \leq 3^{\circ}C$ en la ROI, etiquetado en color AMARILLO.	80
5.23. a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existen cambios de temperatura $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ en la ROI, etiquetado en color ROJO. . . .	81
5.24. a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existen cambios de temperatura entre $1.5^{\circ}C \leq \Delta t_{m\acute{a}x} \leq 3^{\circ}C$ en la ROI, etiquetado en color AMARILLO.	82
5.25. a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existen cambios de temperatura $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ en la ROI, etiquetado en color ROJO. . . .	83
5.26. a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existen cambios de temperatura entre $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ en la ROI, etiquetado en color ROJO. . . .	84
5.27. Temperatura promedio de la ROI μ_{prom} , de los 50 termogramas analizados separados por termogramas normales y anormales.	85
5.28. Desviación estándar de los 50 termogramas analizados separados por termogramas normales y anormales.	86
5.29. 90 percentil de los 50 termogramas analizados separados por termogramas normales y anormales.	86
5.30. Valor de energía de los 50 termogramas analizados separados por termogramas normales y anormales.	87
5.31. Varianza de los 50 termogramas analizados separados por termogramas normales y anormales.	87

5.32. Temperatura promedio de la región que presenta cambios de temperatura $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ respecto a μ_{prom} , de los 50 termogramas analizados separados por termogramas normales y anormales.	88
5.33. Desviación estándar de la región que presenta cambios de temperatura $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ respecto a μ_{prom} , de los 50 termogramas analizados separados por termogramas normales y anormales.	89
5.34. 90 percentil de la región que presenta cambios de temperatura $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ respecto a μ_{prom} , de los 50 termogramas analizados separados por termogramas normales y anormales.	90
5.35. Varianza de la región que presenta cambios de temperatura $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ respecto a μ_{prom} , de los 50 termogramas analizados separados por termogramas normales y anormales.	91
5.36. Valor de energía de la región que presenta cambios de temperatura $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ respecto a μ_{prom} , de los 50 termogramas analizados separados por termogramas normales y anormales.	91
5.37. Temperatura promedio de la región con cambios de temperatura entre $1,5^{\circ}C \leq \Delta t_{m\acute{a}x} \leq 3^{\circ}C$ respecto a μ_{prom} , de los 50 termogramas analizados separados por termogramas normales y anormales.	92
5.38. Desviación estándar de la región con cambios de temperatura entre $1,5^{\circ}C \leq \Delta t_{m\acute{a}x} \leq 3^{\circ}C$ respecto a μ_{prom} , de los 50 termogramas analizados separados por termogramas normales y anormales.	93
5.39. 90 percentil de la región con cambios de temperatura entre $1,5^{\circ}C \leq \Delta t_{m\acute{a}x} \leq 3^{\circ}C$ respecto a μ_{prom} , de los 50 termogramas analizados separados por termogramas normales y anormales.	94
5.40. Varianza de la región con cambios de temperatura entre $1,5^{\circ}C \leq \Delta t_{m\acute{a}x} \leq 3^{\circ}C$ respecto a μ_{prom} , de los 50 termogramas analizados separados por termogramas normales y anormales.	95
5.41. Valor de energía de la región con cambios de temperatura entre $1,5^{\circ}C \leq \Delta t_{m\acute{a}x} \leq 3^{\circ}C$ respecto a μ_{prom} , de los 50 termogramas analizados separados por termogramas normales y anormales.	95
7.1. Ajuste de de datos por medio de un polinomio de segundo grado. . . .	108
7.2. a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.	109
7.3. a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.	110
7.4. a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.	111

7.5.	a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $1.5 \leq \Delta t_{m\acute{a}x} \leq 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.	112
7.6.	a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.	113
7.7.	a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.	114
7.8.	a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.	115
7.9.	a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.	116
7.10.	a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $1.5 \leq \Delta t_{m\acute{a}x} \leq 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.	117
7.11.	a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $1.5 \leq \Delta t_{m\acute{a}x} \leq 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.	118
7.12.	a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.	119
7.13.	a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $1.5 \leq \Delta t_{m\acute{a}x} \leq 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.	120
7.14.	a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.	121
7.15.	a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.	122

7.16. a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.	123
7.17. a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.	124
7.18. a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.	125
7.19. a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $1.5 \leq \Delta t_{m\acute{a}x} \leq 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.	126
7.20. a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $1.5 \leq \Delta t_{m\acute{a}x} \leq 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.	127
7.21. a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $1.5 \leq \Delta t_{m\acute{a}x} \leq 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color AMARILLO.	128
7.22. a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.	129
7.23. a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.	130
7.24. a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.	131

Índice de tablas

2.1. Coeficientes para el ajuste de curvas.	27
3.1. Descriptores estadísticos y de temperatura correspondientes al termograma de la Figura 3.2.	38
3.2. Descriptores estadísticos y de temperatura correspondientes al termograma de la Figura 3.3.	38
5.1. Termogramas etiquetados como sanos en la base de datos DRM que presentan una mayor asimetría térmica entre cada una de las mamas.	96
5.2. Termogramas etiquetados como enfermos en la base de datos DMR que presentan una mayor asimetría térmica entre cada una de las mamas.	96
5.3. Termogramas etiquetados como enfermos en la base de datos DMR que presentan una mayor asimetría térmica entre cada una de las mamas.	97
5.4. Termogramas etiquetados como enfermos en la base de datos DRM que presentan una mayor asimetría térmica entre cada una de las mamas.	97
5.5. Termograma 19 etiquetados como sano en la base de datos DRM presentan una mayor asimetría térmica entre cada una de las mamas.	98
5.6. Termogramas etiquetados como enfermos en la base de datos DRM que presentan una mayor asimetría térmica entre cada una de las mamas.	98
5.7. Termogramas etiquetados como enfermos que presentan una mayor asimetría térmica entre cada una de las mamas.	99
5.8. Termogramas etiquetados como enfermos que presentan una mayor asimetría térmica entre cada una de las mamas.	99
5.9. Medidas de características de los 50 termogramas analizados.	100

Capítulo 1

Introducción

Hoy en día existen alteraciones en el estado fisiológico en una o varias partes del cuerpo, cuyos síntomas o signos característicos, son más o menos previsibles [1]. Existen diversas técnicas para la detección de diferentes padecimientos, que permiten el tratamiento de las enfermedades. Con el avance tecnológico, es posible que a través de imágenes se estudie la actividad metabólica del organismo, la vascularización y la estructura celular. Además, estas nuevas tecnologías permiten complementar las existentes y ayudar a la detección temprana de alguna afección. Las lesiones mamarias son un padecimiento que afecta principalmente a las mujeres. Las causas de estas son numerosas; tales como los cambios en el estilo de vida, el rápido crecimiento de las industrias, entre otros [2]. A lo largo de este capítulo se describen las técnicas clásicas para la detección de lesiones mamarias. Entre las que se encuentran; la autoexploración y los exámenes clínicos mamarios. Dentro de las técnicas de Diagnóstico Asistido por Computadora están las mamografías de rayos X, el ultrasonido mamario, la tomografía por emisión de positrones (PET) y recientemente la termografía mamaria [3]. Este último método relativamente nuevo y complementario en la investigación de las lesiones en mamas. Esta técnica utiliza cámaras infrarrojas ultrasensibles para producir imágenes de alta resolución de la temperatura corporal de una persona. Por lo que, entre las principales aportaciones de algunos documentos analizados justifican el uso de la termografía como una herramienta complementaria y algunos aspectos que intervienen, se exponen a continuación.

A lo largo de este capítulo se describen las técnicas y algoritmos usados en el procesamiento de termogramas mamarios para la detección de regiones relacionadas a una probable lesión. Además, se establecen los objetivos generales y particulares de este proyecto.

1. Introducción

1.1. Antecedentes

Las lesiones mamarias son un padecimiento que afecta especialmente a mujeres en países desarrollados así como países en vías de desarrollo. La detección o diagnóstico temprano de este padecimiento es de suma importancia, ya que las posibilidades de curación son mayores. Si un resultado de prueba de detección es anormal, más pruebas de diagnóstico son necesarios para definir si el hallazgo es un cáncer. El incremento de mortalidad debido a esta enfermedad ha aumentado en las últimas décadas según la OMS/INEGI/SSA 1955–2007 y la proyección 2008–2020, tal como podemos observar en la Figura 1.1[4].

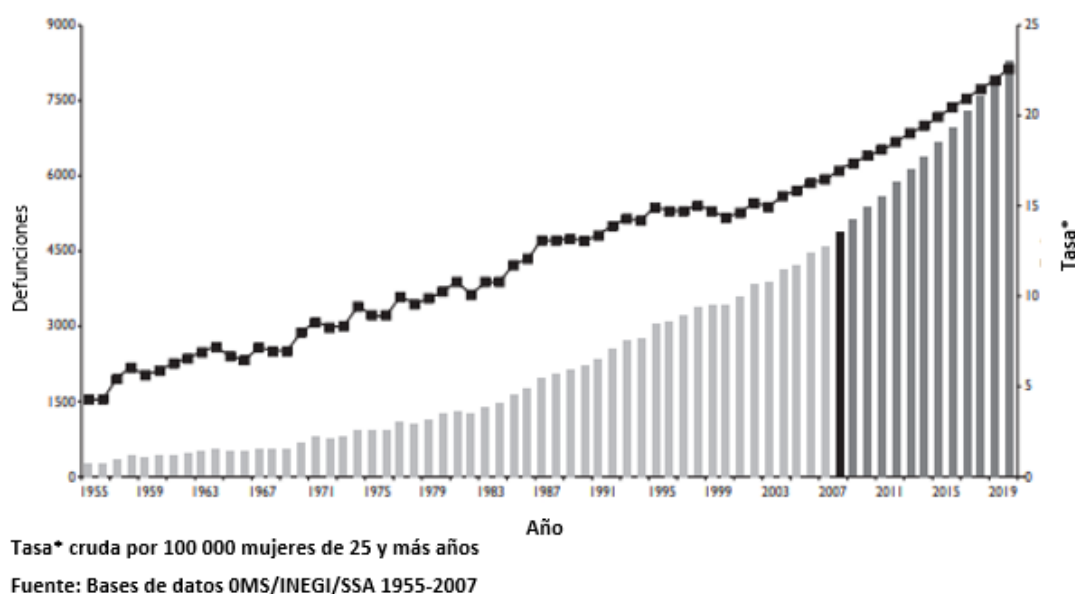


Figura 1.1: Estadística de la mortalidad y número de casos por cáncer de mama en México, 1955 – 2007, y proyección 2008-2020. Figura tomada de la fuente [3].

Existen campañas con el objetivo de informar a la población de la participación corresponsable en el autocuidado de la salud. La primer técnica para la detección oportuna de lesiones mamarias es la autoexploración de toda la mama con la yema de los dedos, ésto con el fin de encontrar bolitas, endurecimientos o hundimientos [5]. Un examen clínico mamario por el personal clínico es difícil. Iniciando con la inspección mamaria con la paciente sentada con los brazos elevados, visualizando simetría, ulceraciones, cambios en el color, eritema, hoyuelos o edema. La evidencia obtenida no es definitiva a favor o en contra de la autoexploración sin embargo tiene el potencial de detectar una masa palpable [6]. Hay diversos métodos para la detección temprana de lesiones mamarias, uno de los más importantes en la investigación

1. Introducción

del cáncer de mama es la mamografía de rayos X, aunque dicho método solo es recomendable realizar después de los 40 años de edad. En ella, el radiólogo busca microcalcificaciones que pueden indicar la presencia de cáncer en estado temprano. De manera complementaria, el diagnóstico asistido por computadora de mamografías implica el procesamiento de su imagen digital. La segmentación de la región de la mama a través de algoritmos matemáticos, limita la zona de búsqueda de lesiones y microcalcificaciones. Aún más, con métodos estadísticos es posible la caracterización cuantitativa de éstas [7]. Otro método de detección de lesiones mamarias, es el ultrasonido mamario, el cual es recomendado a mujeres menores de 40 años. Esta herramienta de diagnóstico, se capturan imágenes del interior del cuerpo usando ondas de sonido. Las imágenes de ultrasonido proporcionan datos fisiológicos por medio del análisis computacional. Permite obtener una descripción cuantitativa del flujo sanguíneo y las características de flujo local. Por medio del cómputo, se pueden extraer propiedades de flujo, este proceso proporciona información indirecta sobre el metabolismo y su funcionalidad. Un tratamiento de imágenes, que ayuda a la valoración de un tumor es la tomografía por emisión de positrones (PET). Es una técnica de evaluación por imagen no invasiva. Esta evaluación produce una imagen en la que se resaltan zonas del cuerpo que presentan células tumorales. Con procesos computarizados se logra adquirir información que describe la condición y el estado metabólico de las células. Este análisis ayuda a los médicos a identificar la actividad normal y anormal en tejido. Según investigaciones el examen definitivo es la biopsia, en el cual se toma una muestra de tejido mamario y se envía a un laboratorio para que sea analizado. El patólogo analiza la muestra por medio de un microscopio para evaluar si hay células cancerosas o no [8]. Un método relativamente nuevo en la detección de lesiones en seno, es la termografía mamaria, la cual hace uso de tecnología infrarroja. Las masas precancerosas y cancerosas necesitan un suministro abundante de nutrientes para mantener su crecimiento. Para proporcionar esto, aumentan la circulación y crean nuevos vasos sanguíneos; este proceso produce un aumento en las temperaturas superficiales de la mama. Este método monitorea los cambios fisiológicos que se producen en la mama. Esta herramienta ofrece la gran ventaja de ser utilizada en mujeres menores de 40 años. Además, no es invasiva, no ionizante, indolora y según estudios realizados, permite localizar un tumor de 10 mm – 30 mm de diámetro [9]. En la Fig. 1.2 se pueden observar las diferentes técnicas para la detección de cáncer mamario.

Diversas investigaciones sobre este tema presentan resultados que justifican la termografía como un examen complementario para detectar enfermedades de la mama. Varios artículos sobre el uso de imágenes termográficas para detección temprana de cáncer de mama se pueden encontrar en la literatura médica actual. En los cuales

1. Introducción

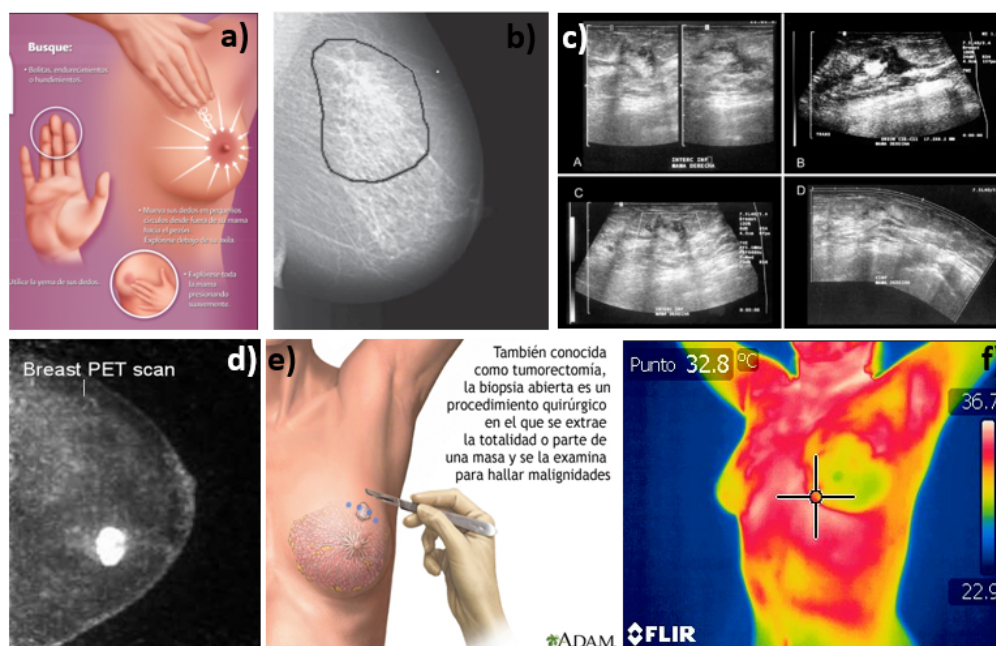


Figura 1.2: Métodos de detección de cáncer de mama; a) Autoexploración b) Mamografía c) Ultrasonido mamario d) Tomografía por emisión de positrones (PET) e) Biopsia f) Termografía. Imágenes tomadas de las referencias [4,7,9,10].

se propone que la termografía se adjunte al algoritmo de detección y diagnóstico de alteraciones en las mamas, de manera que al tener imágenes alteradas o sospechosas se les estudie junto con otra técnica y según los resultados se continúe con las pruebas correspondientes que aseguren detección precoz y mayor tasa de supervivencia [11]. En este trabajo de tesis se propone el uso de imágenes termográficas para el procesamiento y análisis de posibles lesiones por medio de la segmentación automática de las mamas.

1.2. Planteamiento del problema

En el análisis y procesamiento de termogramas, la segmentación automática de la región de interés (ROI) es un problema a resolver debido a la naturaleza amorfa y la falta de límites claros en las imágenes [8]. Existe software de propósito general para el análisis de termogramas. Sin embargo, de acuerdo a la morfología de la ROI, este podría no ser adecuado. Se requiere de un software que se centre principalmente en termogramas mamarios. Para que, por medio del análisis se logre la segmentación del área de interés y se discrimine toda la información que no sea útil. Para obtener como resultado que el área examinada revele el comportamiento funcional en el caso de la distribución del calor normal o anormal.

1. Introducción

1.3. Justificación

Las masas precancerosas y cancerosas necesitan un suministro abundante de nutrientes para mantener su crecimiento. Para proporcionar esto, aumentan la circulación y crean nuevos vasos sanguíneos; este proceso produce un aumento en las temperaturas superficiales de la mama. La termografía mamaria utiliza cámaras infrarrojas ultrasensibles para producir imágenes de alta resolución de temperaturas corporal y cambios vasculares. Además se considera una herramienta de desarrollo de imágenes médicas, que monitorea los cambios fisiológicos que se producen en la mama. Así mismo, es una técnica complementaria, capaz de detectar probables lesiones en mujeres menores a 40 años. Esta herramienta ofrece diversas ventajas comparada con las técnicas de detección tradicionales; es no invasiva, no ionizante. La técnica de formación de imágenes médicas es indolora, segura y simple. Puede ser utilizada para las mujeres de todas las edades, todas las densidades de mamas, implantes mamarios y la vigilancia de la mama después de la cirugía [8]. Una imagen termográfica de mama anormal puede ser diferenciada de las normales por la asimetría térmica. Algunos trabajos han informado de que la tasa de crecimiento de un tumor es proporcional a su temperatura [12]. Los radiólogos rutinariamente hacen comparaciones entre imágenes contralaterales. Cuando las imágenes son relativamente simétricas, pequeñas asimetrías pueden indicar una región sospechosa. Esta es la filosofía subyacente en el uso del análisis de asimetría para la detección masiva de cáncer de mama. Desafortunadamente, debido a varias razones como fatiga, descuido o simplemente por la limitación del sistema visual humano, estas pequeñas asimetrías podrían no ser fáciles de percibir. Es por esto que, en el presente trabajo se expone el desarrollo de algoritmos para el procesamiento de imágenes termográficas que será muy útil para la evaluación del riesgo o detección de probables lesiones en la mama que el ojo humano no puede identificar ni registrar.

1.4. Objetivos

1.4.1. Objetivo general

En este trabajo se propone un método de segmentación semiautomática de la Región de interés (ROI) en imágenes termográficas para la detección de probables lesiones. Se hace uso de la base de datos pública que proporciona Visual Lab, Universidad Federal Fluminense de Brasil.

1. Introducción

1.4.2. Objetivos particulares

- Desarrollar algoritmos para la segmentación semiautomática de la ROI basados en el Método de perfil de proyección horizontal HPP (por sus siglas en inglés) y el ajuste de curvas polinomiales.
- Generar mapas de regiones que muestran incrementos de temperatura en la ROI.
- Desarrollar algoritmos para la caracterización de la región de interés.
- Análisis de la base de datos de pública de visual lab de la Universidad Federal Fluminense de Brasil.
- Desarrollar un software en la plataforma de Matlab para el análisis de termogramas mamarios.

1.5. Estado del arte

En 1997, Lipari et al. [13] propusieron un algoritmo de segmentación semiautomática. Utilizaron tres modos de análisis: 1) Medidas estadísticas comparativas en área completa, 2) Medidas comparativas en cuadrantes de mama, 3) Análisis de área que presenta asimetría térmica. En la figura 1.3 se muestra el resultado de segmentación semiautomática. El objetivo era observar asimetría térmica en la estructura de la mama. Las medidas estadísticas utilizadas fueron (media, desviación estándar, mediana, máxima y mínima).

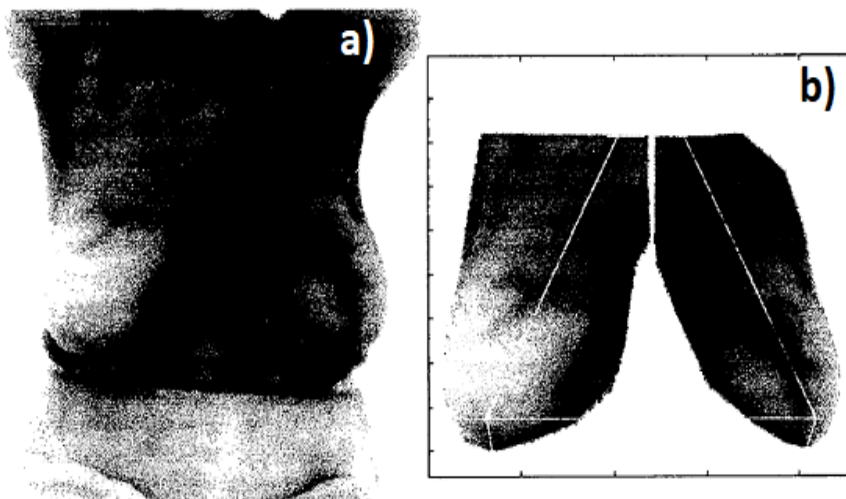


Figura 1.3: Proceso de segmentación semiautomática. a) Termograma original b) Segmentación de la mama derecha y la mama izquierda. Imagen tomada de la referencia [13].

1. Introducción

Herry et al. en el (2002) realizaron y propusieron varios procesos digitales para analizar las imágenes térmicas de los pacientes y resumir los resultados con apoyo de un sistema asistido por computadora. El análisis comprendió varios pasos: el preprocesamiento de las imágenes, se agregó ruido por medio de una distribución de Poisson y se eliminó usando una técnica de eliminación de ruido basada en Wavelets propuesta por Nowak y Baraniuk que conserva la nitidez de las imágenes adquiridas a través de un sistema de imágenes. Luego, las imágenes térmicas se clasificaron de acuerdo con la parte del cuerpo en la que se centraron (por ejemplo, pies, cara, etc.). La clasificación se logró mediante la extracción de los contornos usando, un detector de bordes y operaciones morfológicas simples. Una pantalla de regiones isotermas y de perfil de intensidad, les permitió realizar un primer análisis simple de áreas anormales de alta o baja temperatura. Las regiones relevantes de interés fueron seleccionadas de forma manual utilizando los resultados del paso anterior [14].

Scales et al. (2004) presentan un trabajo que describe un enfoque manual que es capaz de localizar las regiones asimétricas. El cual consiste en el uso del detector de bordes Canny para determinar los límites del cuerpo y para aislar las mamas. Utilizan dos algoritmos diferentes para identificar el límite inferior, por medio de la transformada Hough y los componentes conectados para mejorar la detección de bordes. Estimación del límite superior de la mama usando un número de reglas empíricas y regiones corporales. Y finalmente el aislamiento de la región de interés a través de los límites encontrados, como muestra la Fig. 1.4.

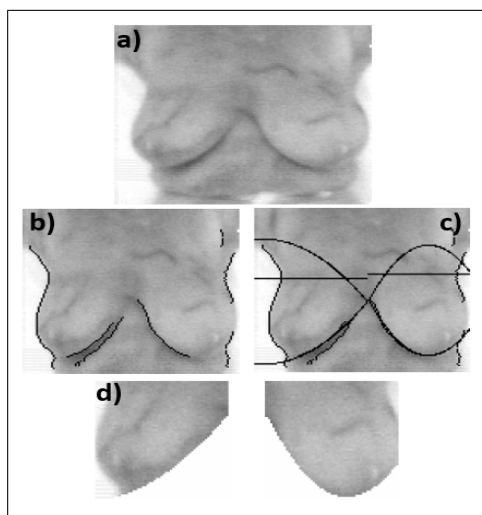


Figura 1.4: Proceso de segmentación de la ROI de forma manual. a) Termograma original b) Detector de bordes c) Interpolación de curvas, detección de límite inferior y superior d) Segmentación de la mama derecha y mama izquierda. Imagen tomada de la referencia [15]

1. Introducción

Según los resultados que reporta Scales et al. el método utilizado para identificar las regiones mamarias en imágenes térmicas se ideó y se demostró que es capaz de identificar correctamente las regiones de la mama aproximadamente 75% de las imágenes analizadas [15]. El método de segmentación de forma manual.

Qi et al. (2008) describen una técnica automática asimétrica y el análisis de termogramas. Incluye segmentación automática y clasificación de patrones supervisados. La técnica de segmentación que Qi et al. utilizaron fue la detección de borde, e identificando cuatro curvas dominantes en la imagen de borde que llamarán **curvas características**, incluidos los límites del cuerpo izquierdo y derecho, y los dos límites inferiores de los senos [16]. En (2009) Jin-Yu et al. presentaron un algoritmo genético basado en el método Otsu bidimensional. Realizaron la comparación entre el método utilizado y el algoritmo de Otsu tradicional. Los resultados obtenidos que presentan con el uso del nuevo algoritmo propuesto lograron obtener una buena segmentación de la imagen a un costo computacional muy bajo, ver Fig. 1.5. Además de que resultó ser un algoritmo mejorado, efectivo y valioso [16].

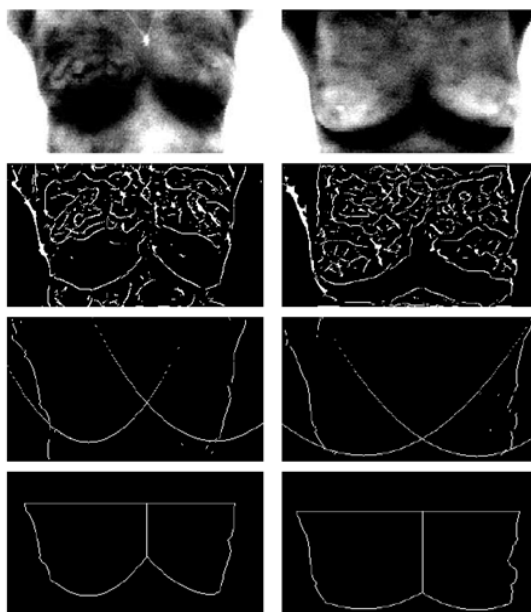


Figura 1.5: Resultado de segmentación de dos imágenes. Imagen original, detector de bordes, detección de cuatro curvas de características, segmentación de la mama derecha y mama izquierda. Figura tomada de la referencia [17].

1. Introducción

Schaefer et al. (2009), restringen la atención a imágenes termográficas mamarias, enfocándose solo en la vista frontal. En su documento los termogramas fueron segmentados manualmente por un médico experto. Una vez segmentado, convirtieron las regiones de mama en una representación de coordenadas polares ya que según ellos, simplifica el cálculo de varias de las características que utilizaron. Luego se calcularon una serie de características estadísticas para proporcionar indicaciones de simetría entre las regiones de interés, es decir, las mamas. Para su experimento, usaron un conjunto de datos de 146 termogramas (29 malignos y 117 casos benignos). El método mostró un rendimiento de aproximadamente entre el 92 % y el 98 % , una sensibilidad de alrededor del 93 % junto con una especificidad de aproximadamente 98 % [17]. Kafieh et al. (2011) en su documento presentan un nuevo método de eliminación de ruido basado en wavelets para imágenes infrarrojas médicas, ver Fig. 1.6. Dado que, el ruido dominante en imágenes infrarrojas es dependiente de la señal, utilizaron modelos locales para estadísticas los cuales son propiedades de señales con ruido y sin ruido. Los autores modelaron los coeficientes wavelet de datos sin ruido como variables aleatorias laplacianas condicionalmente independientes. La varianza de cada coeficiente wavelet la estimaron localmente utilizando los datos ruidosos observados en un vecindario local y la varianza estimada del ruido local. El algoritmo de adaptación espacial propuesto se obtiene en base al estimador MAP (Máxima estimación a posteriori), a la varianza local libre de ruido y varianza de ruido local. Utilizaron una imagen infrarroja en color para evaluar el rendimiento de su algoritmo. Comprobaron que el método propuesto en este documento es capaz de eliminar el ruido mientras conserva la información principal en la imagen, como los bordes [18].

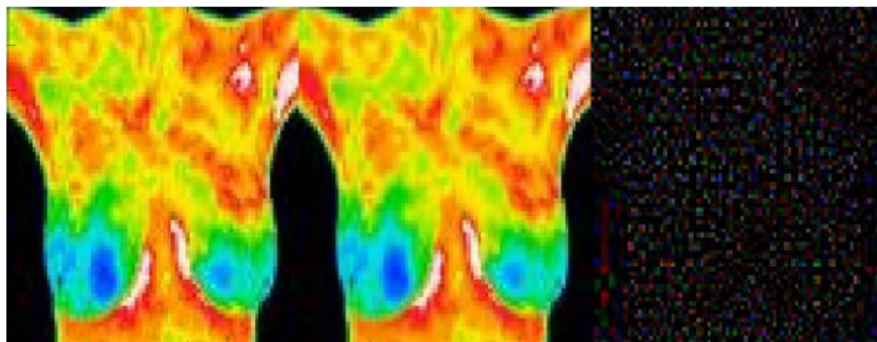


Figura 1.6: Proceso de segmentación de la ROI usando la técnica eliminación de ruido basado en wavelets para imágenes infrarrojas médicas. Imagen tomada de la referencia [19].

1. Introducción

En (2013) Borchardt et al. utilizan el método de segmentación propuesto por Motta et al. Y calculan el rendimiento de los métodos que usó Motta. Además presenta algunas aportaciones del uso de la termografía organizados de acuerdo con los pasos principales de los sistemas de reconocimiento de patrones. Estos incluyen: protocolos de adquisición de imágenes, forma de almacenamiento, métodos de segmentación, extracción de características, clasificación-diagnóstico [19]. Rodríguez et al. (2014) presenta una propuesta de segmentación de imágenes termográficas que puede utilizarse como etapa de preprocesamiento en el análisis asimétrico de cáncer de mama. Esta propuesta de segmentación parte de la detección de zonas con altos gradientes de temperatura, a partir de las cuales se definen regiones geométricas de interés ROI. Las zonas calientes seleccionadas como referencia en el inicio de la identificación del ROI, correspondían a aquellas que se presentaban debajo de cada mama, luego, mediante un seguimiento de contornos en ambos lados del cuerpo, se buscaba definir las coordenadas de los vértices que daban forma a la región de interés. Los resultados muestran un éxito promedio del 67.5 % en la segmentación de la región mamaria a partir de 40 termogramas, las cuales fueron captadas en pacientes con sus brazos alzados o sus manos en la cintura, durante la captura de las imágenes y a una distancia de 1 m de la cámara, ver Fig. 1.7 [20].

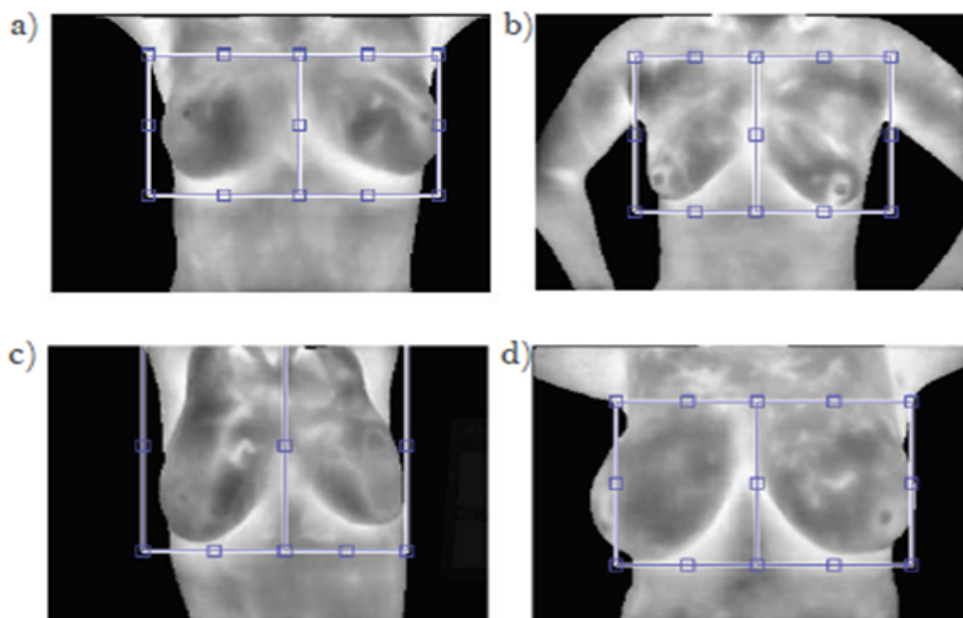


Figura 1.7: Proceso de segmentación de la ROI por medio de la detección de altos gradientes de las cuales se definen formas geométricas rectangulares. Imagen tomada de la referencia [21].

1. Introducción

Dayakshini et al. (2016), exponen un nuevo enfoque para el análisis imágenes termográficas de mama por medio del desarrollo de un algoritmo para una segmentación totalmente automática del seno izquierdo y derecho para el análisis de la asimetría. Mediante el uso de características de forma de la mama y el ajuste de curva polinomial. Los resultados de la segmentación muestran que las características son altamente significativos en la detección del cáncer de mama. Obtuvieron una precisión de 90 %, sensibilidad del 87.5 % y especificidad del 92.5 % para un conjunto de 40 y 80 imágenes termográficas mamarias normales y anormales respectivamente, como se muestra en la Fig. 1.8 [8].

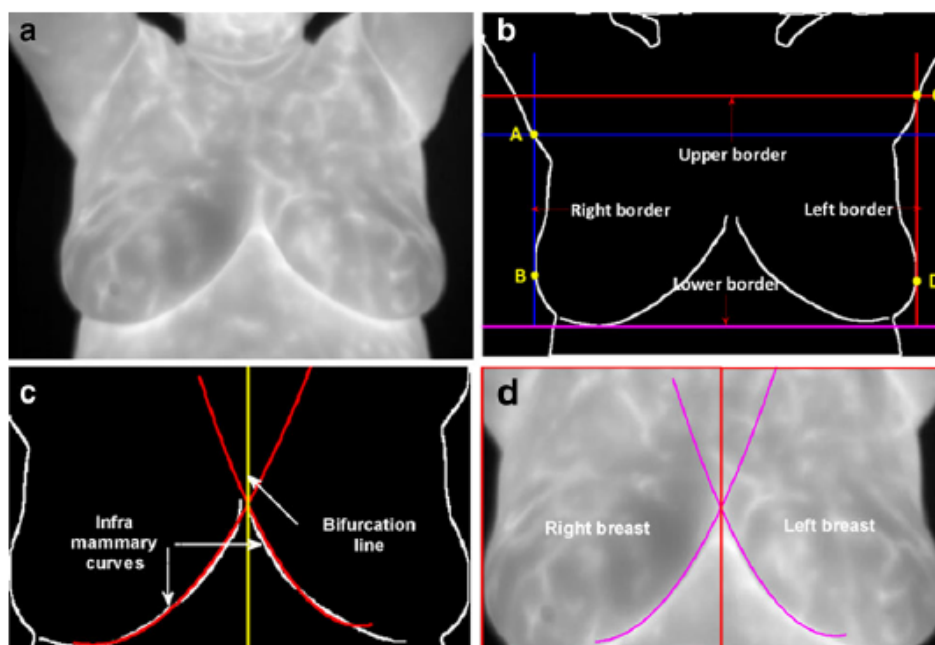


Figura 1.8: Proceso de segmentación. a) Termograma original b) Detección de bordes. c) Ajuste de curva polinomial. d) Segmentación de la mama derecha y la mama izquierda. Figura tomada de la referencia [8].

Gogoi et al. en el (2017) investigaron la importancia de seleccionar las características discriminantes para mejorar la precisión de la clasificación de los sistemas de detección de anomalía en la mama a base de termografía infrarroja. Utilizaron un conjunto de 24 características discriminantes extraídas de cada termograma de la base de datos DBT-TU-JU Y DMR. Estas características comprenden 7 particularidades estadísticas y 17 de textura, que fueron extraídas por medio del análisis de un termograma para ambos senos. Dichas características permiten cuantificar los patrones térmicos simétricos y asimétricos de los senos [21].

1. Introducción

Otra aportación importante que cabe destacar es el de Osmond et al. (2017) presenta un análisis de termogramas mamarios en búsqueda de patrones térmicos anómalos que puedan estar ligados a lesiones mamarias destacadas por un incremento de temperatura del tejido afectado. Proponen un algoritmo de crecimiento de regiones para extraer el área de aquellas superficies de interés en la imagen térmica. Osmond et al. capturaron termogramas mamarios de 116 mujeres y tres hombres que participaron de manera voluntaria en el estudio. Las imágenes se capturaron con una cámara termográfica aprobada por la FDA (Federal Drug Administration) para uso médico. Los termogramas se clasificaron respecto a tres tipos de alertas relacionadas a la probabilidad de representar una lesión mamaria; alerta alta para termogramas con cambios de temperatura iguales o superiores a 3°C ; alerta intermedia para cambios entre 1.5°C y 2.9°C ; alerta baja para cambios inferiores a 1.5°C . De la población estudiada se encontraron nueve mujeres con alerta alta, 85 mujeres con alerta intermedia, así como 22 mujeres y 3 hombres con alerta baja, como se visualiza en la Fig. 1.9 [22].

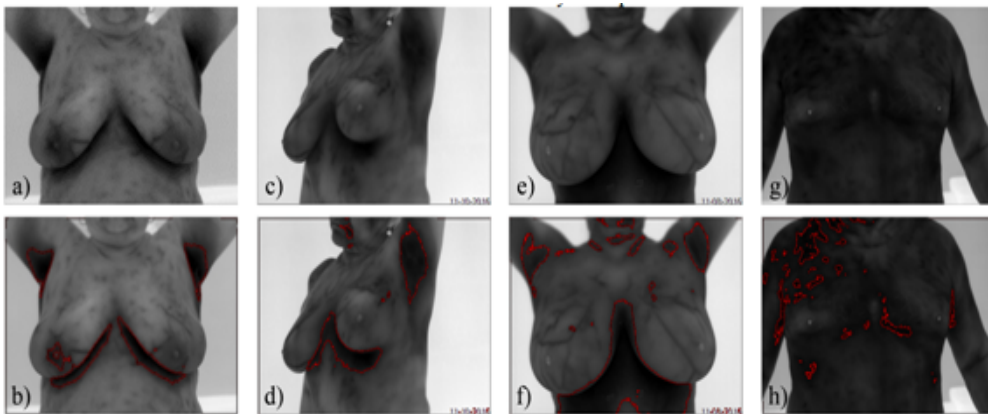


Figura 1.9: Comparación entre termogramas con alertas alta, intermedia y baja, a) Termograma $t(x,y)$ con alerta alta, b) Termograma $g(x,y)$ con alerta alta y área de la ROI de 380 píxeles, c) Termograma $t(x,y)$ con alerta intermedia, d) Termograma $g(x,y)$ con alerta intermedia, e) Termograma $t(x,y)$ con alerta baja, f) Termograma $g(x,y)$ con alerta baja, g) Termograma $t(x,y)$ de voluntario masculino, h) Termograma $g(x,y)$ de voluntario masculino con alerta baja. Figura tomada de la referencia [22].

Josephine et al. (2018), exponen el reconocimiento automatizado de la ROI para termogramas de mamas considerando la vista lateral y frontal de los senos, el algoritmo propuesto por Josephine et al. para el reconocimiento de la ROI presenta como primer paso en la etapa de preprocesamiento intenta utilizar el algoritmo en la pintura para eliminar los derechos de autor Logotipo y la escala de calibración de temperatura en los

1. Introducción

termogramas. Como los termogramas adquiridos contienen el logotipo de la empresa y la escala de temperatura en las regiones de los senos, podría agregar hasta detalles no deseados durante la extracción de características, después realizaron la mejora de la imagen con un filtro de difusión anisotrópico, el cual es un proceso de difusión no lineal que no necesita conocimiento de la distribución de la imagen respecto al ruido y se utiliza como filtro para mejorar el suavizado que permite conservar los bordes afilados a lo largo de los límites de los senos, así como las regiones internas del pecho. Josephine et al. mencionan que en trabajos anteriores han aplicado procedimientos de segmentación en postura frontal, mientras que su trabajo enfatiza las vistas laterales con la finalidad de hacer un análisis comparativo entre los senos contralaterales del mismo paciente. Como paso siguiente aplican el realce de bordes, para encontrar límites relevantes y crecimiento de regiones. Finalmente realizan la extracción de la ROI por medio del ajuste de intensidades en nivel de gris ya que las zonas que muestran cambios de temperaturas fueron realzadas lo cual permite limitar la ROI ver Fig. 1.10 [23].

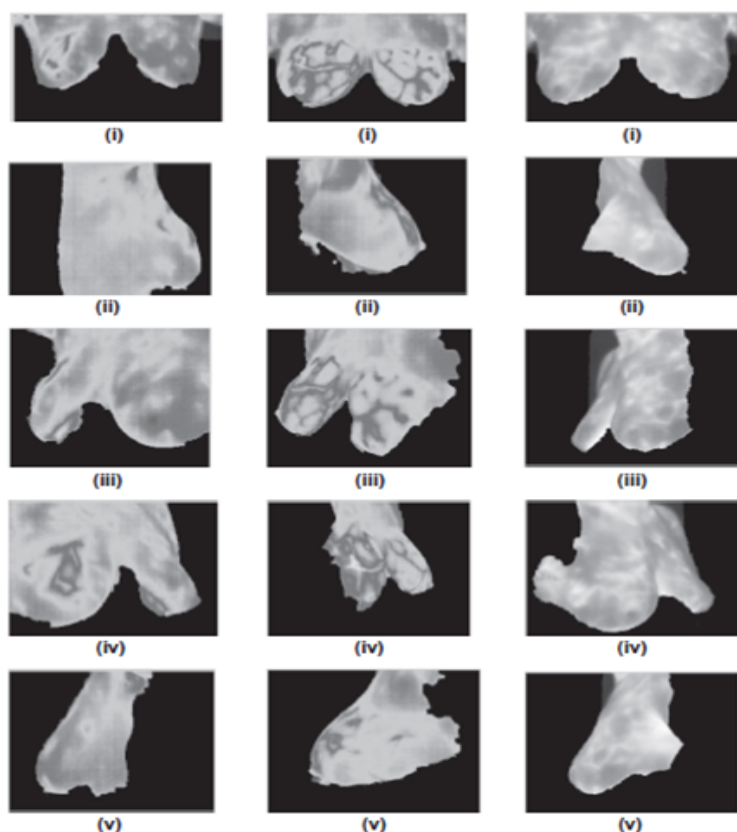


Figura 1.10: Extracción de la ROI considerando la vista lateral y frontal. Figura tomada de la referencia [23]

1.6. Aportaciones

- Memoria de congreso:

L. B. Alvarado-Cruz, L. B. Alvarado-Cruz, C. Toxqui-Quitl, C. Toxqui-Quitl, J. A. Hernández-Tapia, J. A. Hernández-Tapia, A. Padilla-Vivanco, A. Padilla-Vivanco, } "Breast thermography: a non-invasive technique for the detection of lesions ", Proc. SPIE 10752, Applications of Digital Image Processing XLI, 1075230 (17 September 2018); doi: 10.1117/12.2321969; <https://doi.org/10.1117/12.2321969>

- Presentación de poster:

Alvarado Cruz L. B., Toxqui Quitl C., Zermeno Loreto O. A. "Segmentación semiautomática de termogramas mamarios para la detección de anomalías térmicas", 10 congreso internacional de investigación, (2018).

- Presentación de poster:

Alvarado Cruz L. B., Toxqui Quitl C., Hernández Tapia J. A., and Padilla Vivanco A. "Breast thermography: a non-invasive technique for the detection of lesions", In Applications of Digital Image Processing XLI, (2018).

1.7. Conclusiones

Las lesiones mamarias son afecciones que requieren ser detectadas a tiempo, pero muchas mujeres pueden evadir ser examinadas debido a diversas circunstancias, con la economía, la incomodidad con los exámenes tradicionales. En este capítulo se presenta un análisis del uso de la termografía y el enfoque de algunos trabajos que exponen a la termografía como una opción que es fácil de ejecutar y no causa algún malestar, ni dolor. Además de que la incluyen como un complemento a otras formas de detección. Cabe destacar que esta técnica permite la localización de un tumor de 10 mm - 30 mm de diámetro. Además la termografía de mama es un método de imagen muy útil para la evaluación del riesgo de alguna alteración en la mama y ofrece la gran ventaja de ser utilizada en mujeres menores de 40 años. Según la literatura médica, la valoración por medio de una imagen termográfica está mostrando ser un método potencial y apropiado para la detección del cáncer de mama.

Es por ello que, en este proyecto de Tesis se presenta el análisis de termogramas mamarios para la detección de lesiones en mama. Y en el estado del arte las diversas técnicas existentes para la detección de alguna lesión en los senos. A partir de la segmentación de la ROI es posible buscar las zonas que presentan asimetrías térmicas. Generalmente éstas son analizadas usando métodos estadísticos, de textura y por incrementos de temperatura. Mismas que, serán adaptadas a nuestro método de análisis de termogramas mamarios.

Las diversas técnicas de segmentación manual, semiautomática y automática incluyen detectores de bordes, operaciones morfológicas, la transformada de Hough, componentes conectados, reglas empíricas, curvas características, gradientes de temperatura y ajuste de curvas polinomiales. A partir de la revisión de las técnicas usadas en la segmentación de la ROI, en el siguiente capítulo se exponen los métodos implementados para la segmentación de la ROI. EL método de perfil de proyección horizontal y ajuste de curvas polinomiales con una implementación adicional de la eliminación de los píxeles por debajo de una curva .

Bibliografía

- [1] “*Definición de enfermedad*”, Organización mundial de la salud OMS, (2018).
- [2] S. E. Pérez Zumano, L. S. Alonso, H. Tapia Martínez., “*Factores de riesgo para cáncer de mama*”, Revista Enfermería Universitaria ENEO-UNAM., **6**(3), 1-6(2009).
- [3] Dougherty G., “*Digital Image Processing for Medical Applications*”, Cambridge University Press, New York., 91-97(2009).
- [4] O.G. Martínez Montañez, P. Uribe Zúñiga, Patricia, M. Hernández-Ávila, “*Políticas públicas para la detección del cáncer de mama en México*”, Salud Pública de México, **51**(2), 350-360(2009).
- [5] Sardiñas Ponce, Raysy., “*Autoexamen de mama: un importante instrumento de prevención del cáncer de mama en atención primaria de salud*”. Revista Habanera de Ciencias Médicas, **8**(3), 1-10 (2009).
- [6] IMSS, “*Diagnóstico y Tratamiento de la Patología Mamaria Benigna, en el primer y segundo nivel de Atención*”, Secretaría de salud., 1-66, CIE 10.
- [7] Diaz-Faes, A. Ruibal, A. Tejerina., “*Cáncer de mama: Aspectos de interés actual*”. Fundación de estudios mastológicos, 388-392 (2013).
- [8] Pina, L., Apesteguía, L., Luis, E. de, Sáenz Bañuelos, J., Zornoza, G., & Domínguez Cunchillos, F. “*Biopsy techniques for the diagnosis of non-palpable mammary lesions*”. Anales del Sistema Sanitario de Navarra, **27**(3), 345-358 (2004).
- [9] Dayakshini Sathish, Surekha Kamath, Keerthana Prasad, Rajagopal Kadavigere Roshan J. Martis, “*Asymmetry analysis of breast thermograms using automated segmentation and texture features*”, Signal, Image and Video Processing, **11**(4), 745–752 (2016).

BIBLIOGRAFÍA

- [10] Sickels, Ann Arbor, “*Early detection of breast cancer and other inflammatory diseases with infrared imaging*”, International Journal of Heat and Mass Transfer, **108**(4),1-2(2013) .
- [11] M. G. Pérez, A. Conci, A. Aguilar, Á. Sánchez, V. H. Andaluz .“*Detección temprana del cáncer de mama mediante la termografía en Ecuador*”, Ingeniería, 1-13(2014).
- [12] H.Usuki,Y.Onoda,S.Kawasaki,T.Misumi,M.Murakami, S. Komatsubara,S.Teramoto, “*Relation ship between thermographic observations of breast tumor sand the DNA indices obtained by flow cytometry*”, Biomedical Thermology **10**(4), 282–285, (1990).
- [13] C. Lipari and J. Head, “*Advanced infrared image processing for breast cancer risk assessmen*”, Proceedings for 19th Interna- tional Conference of the IEEE,**2**, 673-676(1997).
- [14] C.L. Herry and M. Frize, “*Digital processing techniques for the assessment of pain with infrared thermal imaging*”, Proceed- ings of the Second Joint EMBS/BMES, **2**,1157–1158(2002).
- [15] N. Scales, C. Herry and M. Frize, “*Automated image segmentation for breast analysis using infrared images*”. Proceedings of the 26th Annual International Conference of the IEEE/EMBS, 1737–1740(2004).
- [16] H. Qi, P.T. Kuruganti and W.E. Snyder, “*Detecting breast cancer from ther- mal infrared images by asymmetry analysis*”. Medical Infrared Imaging, 11.1–11.14(2008).
- [17] G. Schaefer, M. Zavissek, T. Nakashima, “*Thermography based breast cancer analysis using statistical features and fuzzy classification*”, Pattern Recognition **42** (6) 1133–1137(2009).
- [18] R. Kafieh, H. Rabbani, “*Wavelet-based medical infrared image noise reduction using local model for signal and noise*”, IEEE Statistical Signal Processing Workshop 549–552(2011).
- [19] Tiago B. Borchartt, A. Conci, R. C.F. Lima, R. Resmini, A. Sanchez, “*Breast Thermography from an image processing viewpoint: A survey Signal Processing*”, Signal Processing, **93**, 2785-2803 (2013).

BIBLIOGRAFÍA

- [20] Rodríguez Guerrero, S., & Loaiza, H., & Restrepo Girón, A. “*Segmentación automática de imágenes térmicas de la mama como apoyo a la detección de cáncer*”. *Sistemas & Telemática*, **12**(30), 25-34(2014).
- [21] Gogoi, U. R., Bhowmik, M. K., Ghosh, A. K., Bhattacharjee, D., & Majumdar, G., “*Discriminative feature selection for breast abnormality detection and accurate classification of thermograms*”. In *Innovations in Electronics, Signal Processing and Communication (IESC)* , International Conference 39-44(2017).
- [22] O. A. Zermeño Loreto, E. E. Orozco Guillén, C. Toxqui Quitl, A. Padilla Vivanco, “*Caracterización de imágenes en la región espectral del infrarrojo para la detección de lesiones en mama*”. *Cathedra*, **6**(2), 75-82 (2017).
- [23] J. Josephne Selle, A. Shenbagavalli, N. Sriraamb, B. Vemkatraman, M. Jayashreedand, M. Menaka. “*Automated recognition of ROIs for breast thermograms of lateral view-a pilot study*”. *Quantitative InfraRed Thermography Journal*,**11**, 1768-6733(2018).

Capítulo 2

Segmentación de la región de interés (ROI)

La segmentación automática de los senos en imágenes termográficas mamarias como muestra la Fig. 2.1, es uno de los pasos importantes en el enfoque computarizado para la búsqueda de posibles lesiones en las mamas. La ROI es el ajuste de los límites de la zona a analizar: mama derecha y mama izquierda [20].

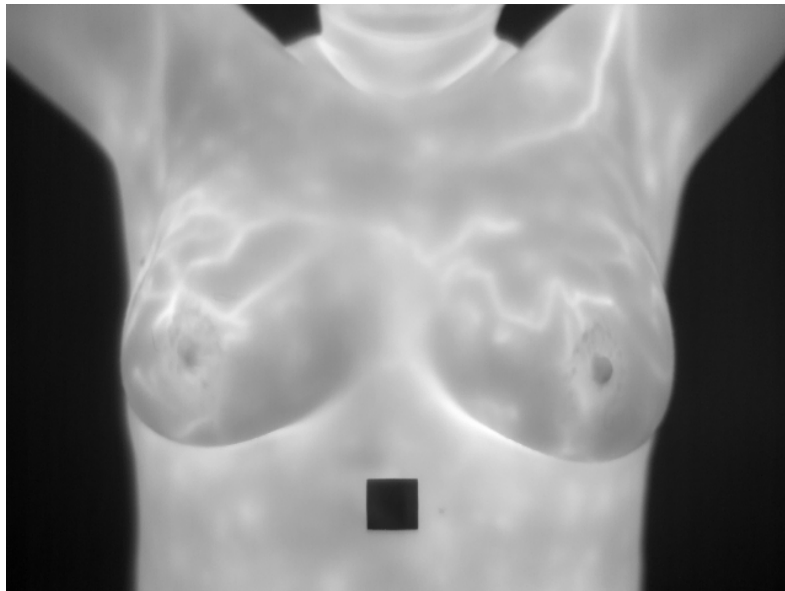


Figura 2.1: Termograma mamario. Tomada de la Base de datos DMR.

El método implementado que busca limitar la ROI de forma semiautomática lleva a cabo los pasos descritos a continuación Fig. 2.2.

2. Segmentación de la región de interés (ROI)

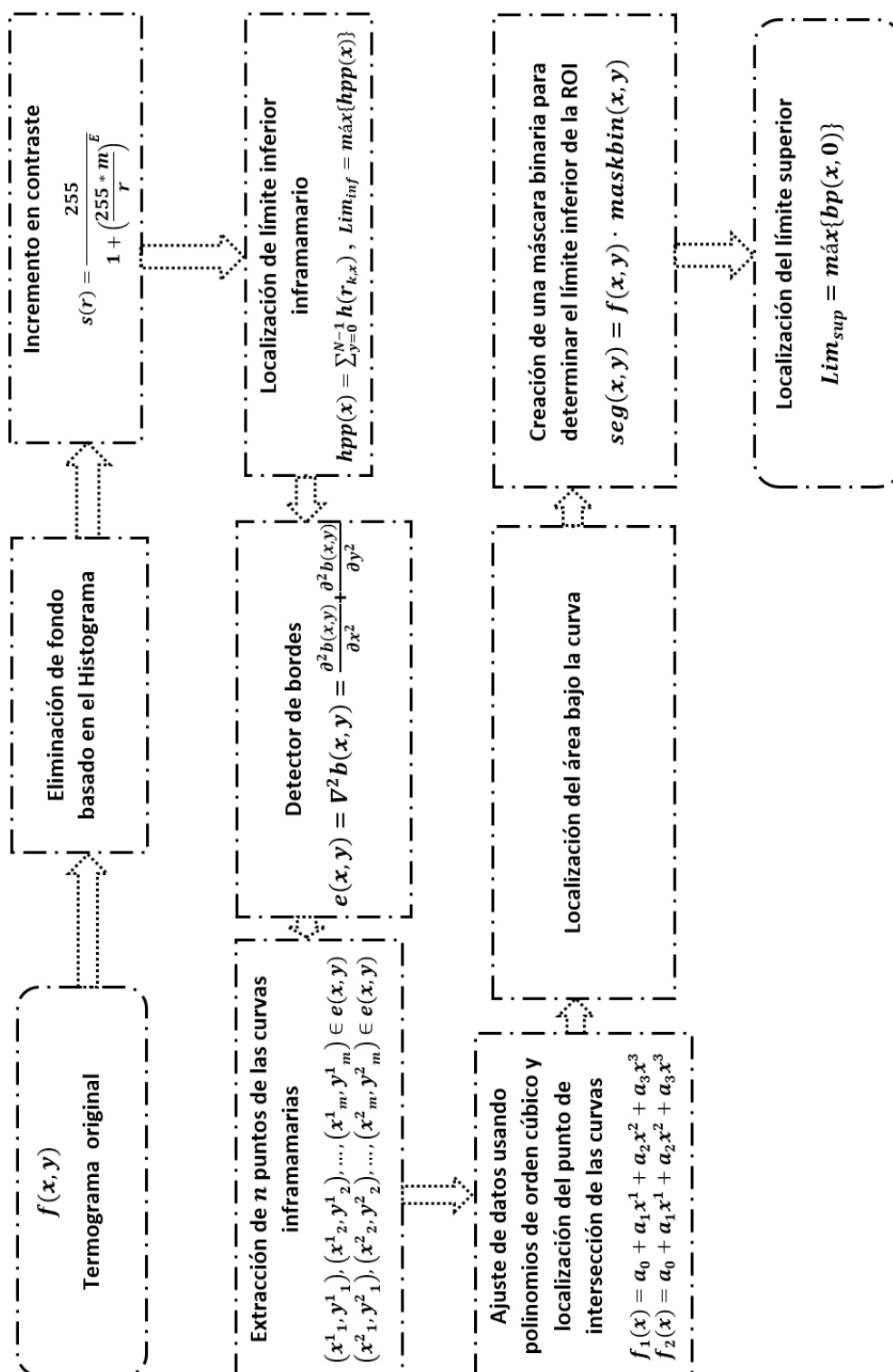


Figura 2.2: Proceso del método implementado.

2. Segmentación de la región de interés (ROI)

2.1. Eliminación del fondo por medio del histograma

Durante la adquisición de las imágenes termográficas mamarias, el termograma no solo presenta temperaturas del cuerpo sino también se adquieren temperaturas del ambiente. Es por esto que, es parte fundamental eliminar aquella información que no pertenece al cuerpo, dado que no aportan información importante para el análisis. Para esto se implementa un algoritmo que permite separar el fondo del cuerpo, en los termogramas mamarios. Este método se basa en el uso del histograma. Los histogramas pueden ser considerados como medidas estadísticas de las intensidades presentes en la imagen y normalmente son usados como medio de ayuda para evaluar propiedades importantes de la imagen. Un histograma son distribuciones que describen la frecuencia con la que se presentan los valores de intensidad (píxeles) de la imagen [24]. Para el análisis de termogramas mamarios en escala de grises, sea $f(x, y)$ una imagen digital de $M \times N$ píxeles con intensidades en el intervalo $[0, 34,9]$ y $t(x, y)$ una versión segmentada para un $umbral = 24$. Como es evidente en la Fig.2.3b, el histograma muestra dos picos correspondientes a las intensidades del cuerpo de la persona y las del fondo. Una vez obtenido el histograma del termograma original $f(x, y)$, se elige un $umbral = 24$ que proporciona la separación del cuerpo con el fondo, como se visualiza en la Fig.2.3c y su respectivo histograma en la Fig.2.3d.

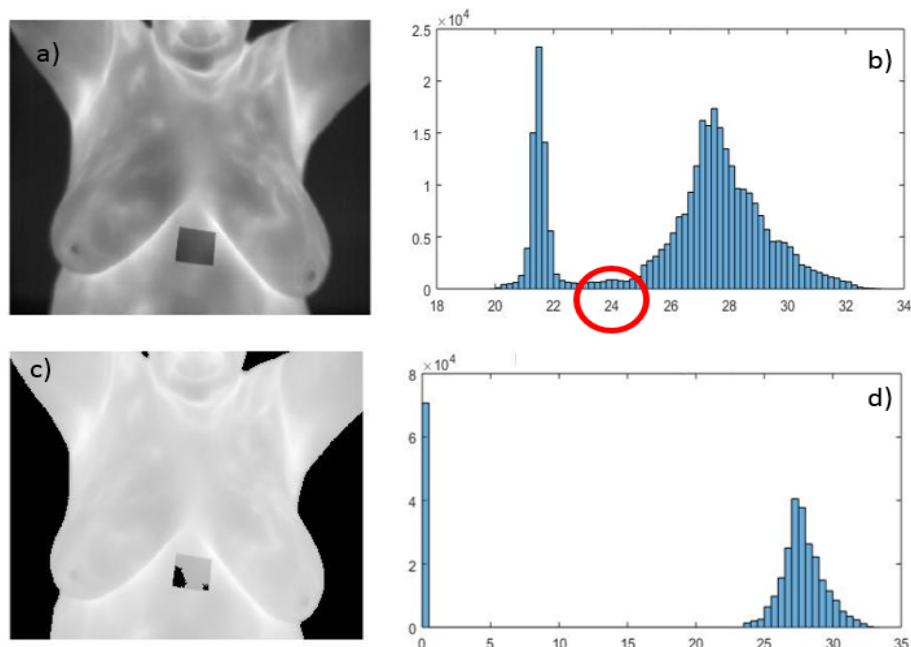


Figura 2.3: a) Termograma original $f(x, y)$, b) Histograma de $f(x, y)$, c) Termograma sin fondo $t(x, y)$, d) Histograma de $t(x, y)$.

2. Segmentación de la región de interés (ROI)

2.2. Mejoramiento espacial y en contraste

2.2.1. Transformación en intensidades

La segmentación precisa de la ROI en los termogramas de mama, es la primera fase para la posible detección de lesiones. Sin embargo, la naturaleza amorfa y la falta de límites claros en los termogramas de mama hace compleja la tarea de detección del límite inferior inframamario [8]. Por medio de un algoritmo de mejoramiento de contraste de las imágenes termográficas mamarias, se logra realzar las intensidades. Esto permite tener los límites claros o visualizar las vascularidades. Debido a que, en estas regiones se presenta un aumento de temperatura, ocasionado por el flujo de sangre que necesita el tumor para crecer, pues el tejido precanceroso y zonas próximas al tumor su temperatura es siempre más alta que en el tejido normal de la mama.

En una transformación T cuyo vecindario es de tamaño 1×1 (un sólo píxel), el valor de g en (x,y) depende sólo de la intensidad en ese punto, y T se convierte en una función de intensidad o transformación de nivel de grises. Estos dos términos se usan indistintamente cuando se trata de imágenes monocromáticas (es decir, escala de grises), porque sólo dependen de los valores de intensidad, y no explícitamente de (x,y) . Las funciones de transformación de intensidad frecuentemente se escriben en forma simplificada,

$$s = T(r), \quad (2.1)$$

donde r denota la intensidad de f y s la intensidad de g , ambos en cualquier punto correspondiente (x,y) en las imágenes.

Sea r una imagen digital de $M \times N$ pixeles, cuyo incremento en contraste está dado a través de una transformación en intensidades como,

$$s(r, m, E) = \frac{255}{1 + \left(\frac{255 \times m}{r}\right)^E} \quad (2.2)$$

En la Fig. 2.4 se muestra la función de la Ec. (2.2) usada para el mejoramiento de imágenes con diferentes parámetros m y E .

2. Segmentación de la región de interés (ROI)

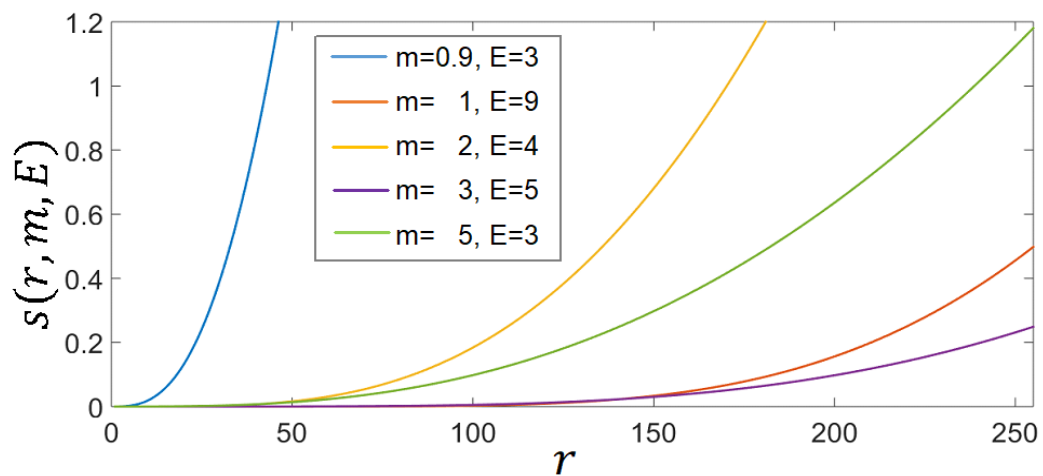


Figura 2.4: Función de transformación de niveles de gris usadas en el mejoramiento de imágenes.

En la Fig. 2.5 se observa la aplicación del mejoramiento de contraste a la imagen termográfica.

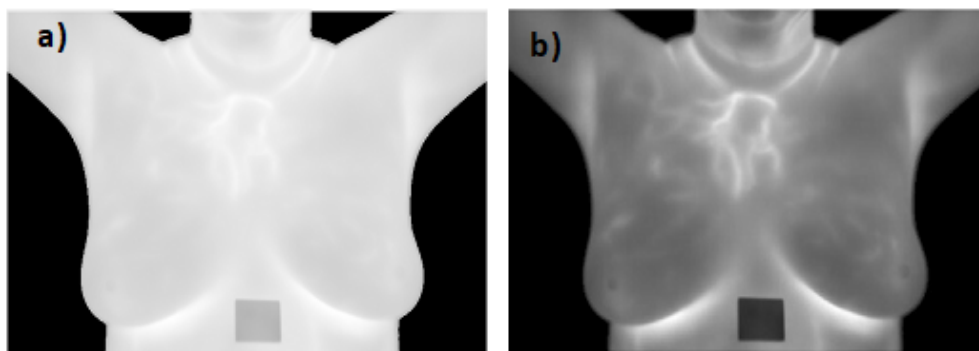


Figura 2.5: a) Imagen termográfica original, b) Imagen con mejoramiento $m = 0,9$ y $E = 3$.

2. Segmentación de la región de interés (ROI)

2.2.2. Realce de bordes

La derivada de primer orden de una función $b(x, y)$ es aproximada por la diferencia,

$$e(x, y) = \nabla^2 b(x, y) = \frac{\partial^2 b(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 b(x, y)}{\partial y^2}. \quad (2.3)$$

Es un operador derivativo que se usa para encontrar bordes en una imagen, funciona de forma isotrópica sobre una función imagen, para este caso $b(x, y)$. En la Fig. 2.6b se localizan los bordes resaltando las discontinuidades en los niveles de gris. Para esto se emplea la imagen binaria en el intervalo de $[0, 255]$. $\nabla^2 b(x, y)$ es el laplaciano de $b(x, y)$ y $e(x, y)$ es la imagen mejorada con bordes realzados.

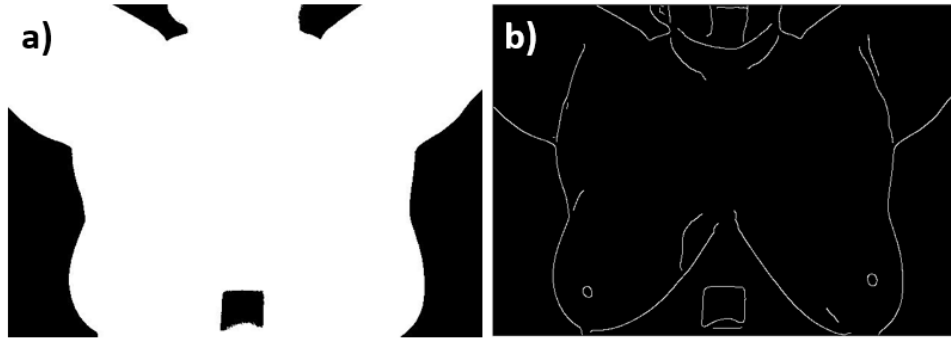


Figura 2.6: a) Termograma binarizado $b(x, y)$, b) Termograma realzado $e(x, y)$.

2.3. Perfil de proyección horizontal (HPP)

El método de perfil de proyección horizontal es un histograma de una imagen digital con L niveles de intensidad posibles totales en el rango $[0, 255]$ y se define como la función discreta,

$$h(r_k) = n_k, \quad (2.4)$$

donde r_k es el k -ésimo nivel de intensidad en el intervalo $[0, 255]$ y n_k es el número de píxeles en la imagen cuyo nivel de intensidad es r_k .

El perfil de proyección horizontal es un histograma de un arreglo unidimensional con un número de entradas igual al número de píxeles blancos en cada fila, y está definido como,

2. Segmentación de la región de interés (ROI)

$$h_{pp}(x) = \sum_{y=0}^{N-1} h(r_{k,x}), \quad (2.5)$$

para $x = M - 1, \dots, 0$. En la Figura 2.7 se muestra un ejemplo del procesamiento digital de un termograma mamario, haciendo uso del mejoramiento de contraste con valores de $m = 0,9$ y $E = 3$. El límite encontrado es $lim_{inf} = 365$, dicho píxel permite determinar el límite inferior inframamario el cual se visualiza en la Fig. 2.7c.

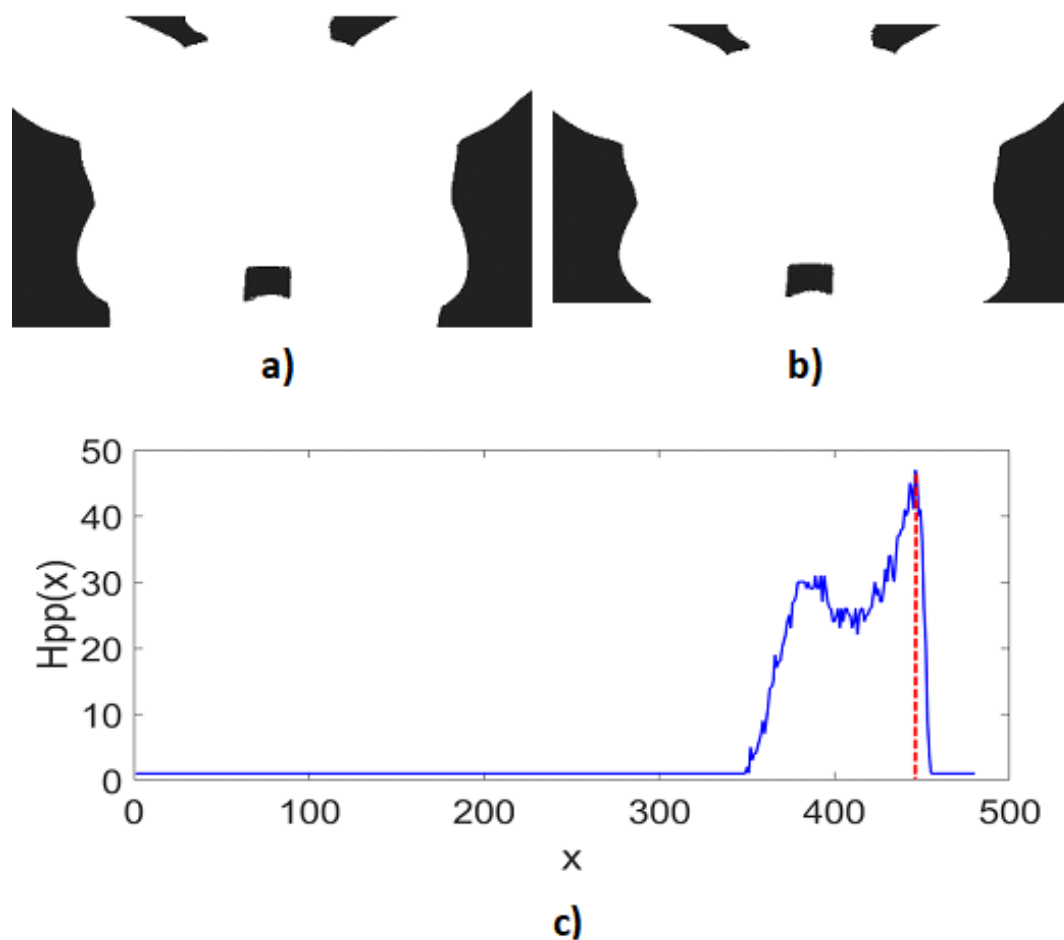


Figura 2.7: a) Termograma original $o(x, y)$ b) Detección del límite inferior inframamario, c) Gráfica de perfil de proyección horizontal.

2. Segmentación de la región de interés (ROI)

2.4. Ajuste de curvas polinomial

El uso práctico de ecuaciones para ajustarse a datos es de gran importancia. Pero algunos datos exhiben un patrón marcado o son pobremente representados por una línea recta, entonces, una curva podrá ser más adecuada para el ajuste de datos. Por ejemplo algunas suposiciones estadísticas a los procedimientos de ajuste de datos, son [25]:

- Cada x tiene un valor fijo; no es aleatorio; y se conoce sin error.
- Los valores de y son variables aleatorias independientes.
- Los valores de y para una x dada deben estar distribuidos normalmente.

Tales suposiciones son relevantes para el ajuste adecuado usando curvas polinómicas, que contengan una serie de puntos .

Se implementa el ajuste de curvas polinomiales dada una colección de datos representada por n puntos en el plano (x, y) , los cuales se extraen del termograma mejorado con realce de bordes $e(x, y)$ mediante,

$$(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m) \in e(x, y) \quad (2.6)$$

Se seleccionan los n puntos marcados con rojo en la Fig. 2.8.

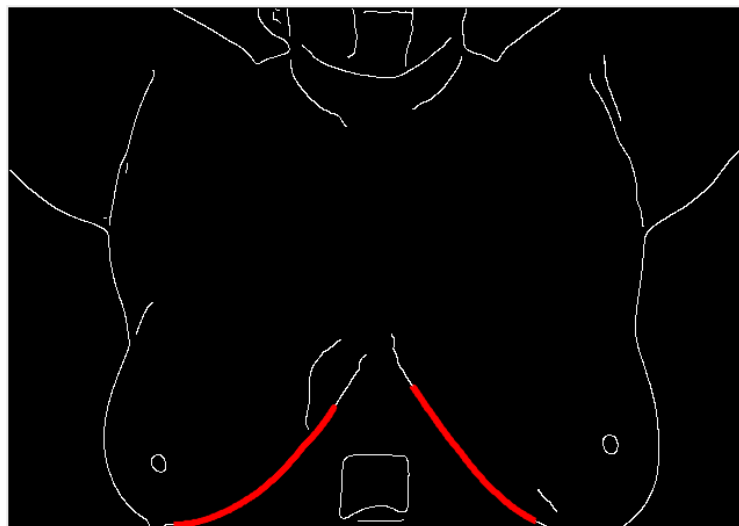


Figura 2.8: Termograma mejorado con realce de bordes $e(x, y)$ y selección de n puntos.

El procedimiento se puede extender fácilmente al ajuste de datos con un polinomio de grado cúbico descrito en la Ec. 2.7 y 2.8 , donde a_0, a_1, a_2, a_3 , son coeficientes de $f(x)$, y se determinan por medio de la solución de ecuaciones lineales. En la Tabla 2.1 se muestran la tabla de coeficientes para el ajuste de las curvas $f_1(x)$ y $f_2(x)$.

2. Segmentación de la región de interés (ROI)

Coefficientes	$f_1(x)$	$f_2(x)$
a_0	$1,30090e - 06$	$-2,68677e - 05$
a_1	$-0,00598$	$0,02748$
a_2	$1,631273$	$-7,90515$
a_3	$331,16605$	$880,67277$

Tabla 2.1: Coeficientes para el ajuste de curvas.

$$f_1(x) = a_0 + a_1x^1 + a_2x^2 + a_3x^3 \quad (2.7)$$

$$f_2(x) = a_0 + a_1x^1 + a_2x^2 + a_3x^3 \quad (2.8)$$

Este procedimiento permite el ajuste de datos representados por una curva para la detección de las curvas inframamarias como se muestra en la Fig. 2.9. Para realizar el análisis de la simetría, es necesario hallar el punto de intersección de las curvas para separar la mama derecha y mama izquierda. Una vez encontradas las curvas se seleccionan y se aplica sobre estas, la búsqueda de un punto de intersección.

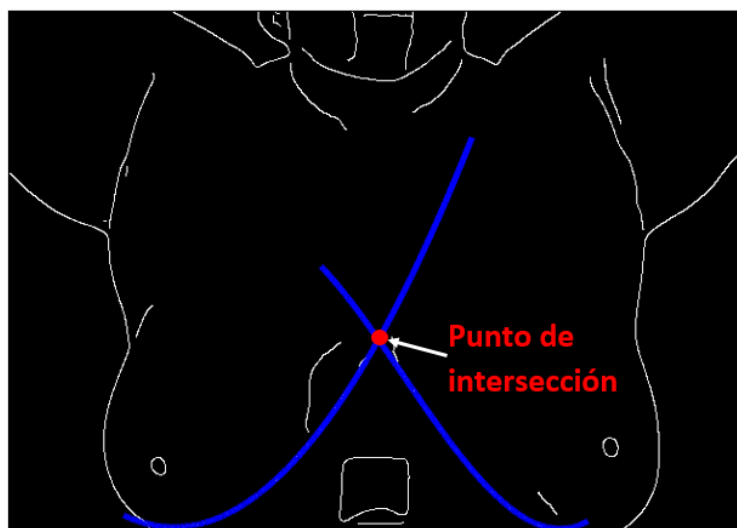


Figura 2.9: Termograma original con ajuste de curvas para la detección de curvas inframamarias $bp(x, y)$.

2. Segmentación de la región de interés (ROI)

2.5. Región de interés (ROI)

Debido a la naturaleza poco clara de los termogramas mamarios es difícil encontrar bordes completos en la mayoría de termogramas[8]. Es por esto que, la segmentación de la ROI es una técnica que permite separar la mama izquierda y la mama derecha con el fin de evitar pérdida de información [26].

La segmentación de la ROI del termograma se ha realizado mediante la búsqueda del área bajo la curva. Para este método se utiliza como referencia la detección de curvas inframamarias por medio del ajuste de curvas polinomial. Se marcan los pixeles que se encuentran por debajo de las curvas $f_1(x)$ y $f_2(x)$ permite crear una una imagen digital $mask(x, y)$ de tamaño $M \times N$ pixeles similar a la dimensión de $bp(x, y)$, la cual se observa en la Fig. 2.10a.

Sea el nivel de intensidad de $mask(x, y) = 0$ se reemplaza por 1 y $mask(x, y) = 1$ se modifica a 0, como se visualiza en la Fig. 2.10b.

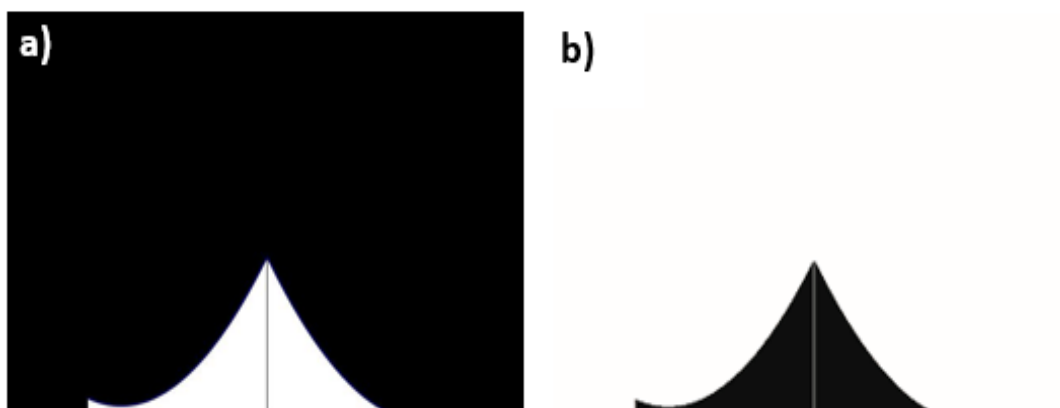


Figura 2.10: a) Imagen digital $mask(x, y)$, b) imagen digital $maskbin(x, y)$

La segmentación de la ROI se extrae mediante la multiplicación punto a punto,

$$seg(x, y) = o(x, y) \cdot maskbin(x, y) \quad (2.9)$$

Donde la imagen resultante es Fig. 2.11.

2. Segmentación de la región de interés (ROI)

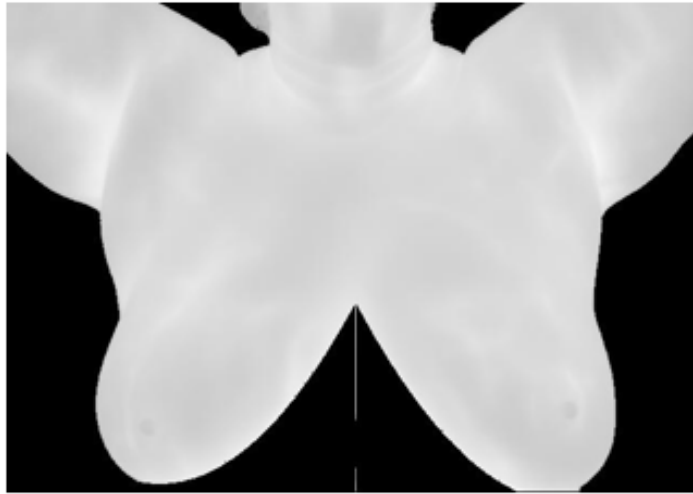


Figura 2.11: Segmentación de mama $seg(x, y)$.

Para detectar el límite superior se identifica la presencia o ausencia de brazos en el termograma con realce de bordes $bp(x, y)$, del cual se busca el máximo definido como,

$$Lim_{sup} = \text{máx} \{ bp(x, 0) \} \quad (2.10)$$

Es decir, el número de la fila correspondiente al primer máximo se toma como el límite superior para la segmentación del termograma de mama Fig. 2.12.

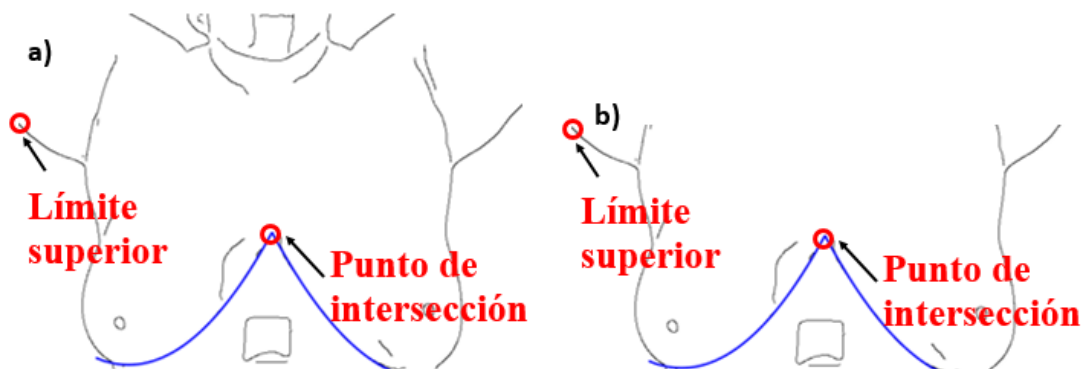


Figura 2.12: Procedimiento para detectar de límite superior a) Punto máximo encontrado b) Detección de límite superior

Al hacer uso de estos procedimientos se logra la segmentación de la mama derecha y mama izquierda respectivamente, Fig. 2.13.

2. Segmentación de la región de interés (ROI)

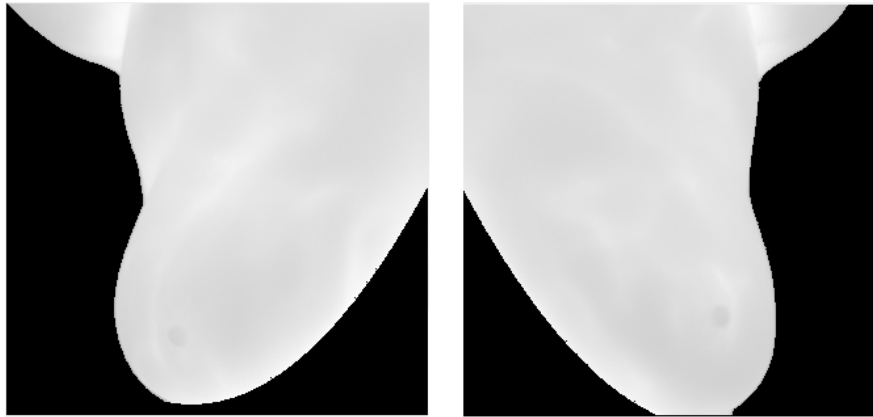


Figura 2.13: Separación de las mamas, derecha $md(x, y)$ e izquierada $mi(x, y)$.

2.6. Conclusiones

Después de la adquisición de termogramas mamarios del torso del cuerpo, es necesario limitar la zona de interés con la finalidad de buscar por medio del análisis de imágenes, patrones térmicos anómalos que puedan estar ligados una lesión mamaria. Para esto es necesario, un algoritmo que permita distinguir el área deseada de la no deseada. La segmentación de la mama derecha y mama izquierda proporciona información que permite representar un caso sano o enfermo. Con el objetivo de trabajar solo con la información de las mamas se logró realizar una segmentación semiautomática basada en el uso del histograma para separar las temperaturas del fondo y de la persona en cada termograma. También, se implementó un algoritmo que permitió la segmentación precisa de las mamas. Realizando un mejoramiento de contraste para el realce de los límites claros y el uso del método de perfil de proyección horizontal determinó el límite inferior inframamarios.

Por medio del ajuste de curvas polinomiales se localizaron de las curvas inframamarias. Esta localización sirve para eliminar toda la información que no pertenece a las mamas. De esta manera con el método mencionado anteriormente se logró segmentar la mama derecha y la mama izquierda la cual proporciona sólo la información perteneciente a las mamas. En el siguiente capítulo se analizará la simetría térmica de las mamas por medio de algunos descriptores estadísticos.

Bibliografía

- [24] Cuevas E, Zaldívar D, Pérez M." *Procesamiento digital de imágenes con MATLAB y Simulink*", Alfaomega Ra-Ma, 1st ed. 49-69(2010).
- [25] Chapra, Steven C, Canale Raymond P." *Métodos numéricos para Ingenieros*", McGraw-Hill, 6th ed. 417-432 (2011).
- [26] Raúl Castro-Ortega, Carina Toxqui-Quitl, Gabriel Cristóbal Perez, José Victor Marcos-Martín, Alfonso Padilla-Vivanco, Román Hurtado-Pérez, " *Analysis of the hand vein pattern for people recognition*", Proceedings of SPIE Vol. **9599**, 95992Q (2015) SPIE Digital Library.

Capítulo 3

Descriptores y clasificadores

En el diseño de un sistema de ayuda a la detección de alguna anomalía en la mama, la clasificación de los termogramas en el grupo normal y anormal es crucial. Donde, la elección de características y el clasificador es una de las tareas más difíciles. El uso de métodos estadísticos es utilizado para construir modelos predictivos que permiten separar y clasificar la información de la ROI. Las variaciones de temperatura en las imágenes termográficas de mama están representadas por su textura. Mediante el análisis de dichas imágenes se puede obtener un conjunto de descriptores con el objetivo de establecer por clases o grupos los datos analizados. De esta manera, se logra saber con certeza cuántas clases existen, y el objetivo es establecer una regla por la cual podamos clasificar una nueva imagen en una de las clases existentes (termograma mamario normal y anormal).

Después de segmentar la región de interés se extraen algunas características requeridas. En este trabajo, se extraen dos tipos de características (estadísticas y de texturas de primer orden) de la ROI mejorada de los termogramas de mama. Las características estadísticas de primer orden incluyen media, 90 percentil, asimetría, kurtosis.

3.1. Localizaciones frecuentes del cáncer

Las localizaciones frecuentes del cáncer de mama se ubican dividiendo el seno en cuatro partes ver Fig. 3.1. Donde la mayor de cantidad de conductos está localizada en el cuadrante superior externo de la mama (próximo a la axila). En esta localización tiene lugar la mayoría de los tumores malignos de la mama, aproximadamente 50% [27]. Se analizaron 26 termogramas de una base de datos pública, Visual Lab de la universidad Federal Fluminense de Brasil. Dicha plataforma en línea almacena y administra imágenes mastológicas para la detección temprana del cáncer de mama.

3. Descriptores y clasificadores

Las imágenes disponibles en esta base de datos son imágenes térmicas con vista lateral derecha e izquierda y vista frontal, e imágenes de mamografías. Contiene información de voluntarias como la edad, el diagnóstico hecho por mamografía y biopsia [28].

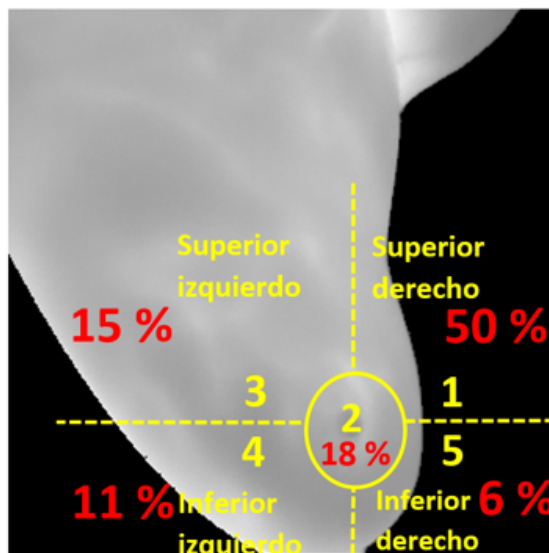


Figura 3.1: Cuadrantes en los que se divide la mama.

3.2. Cálculo de temperatura corporal promedio

Al tener únicamente las temperaturas del voluntario podemos obtener la temperatura promedio de la persona con base en la siguiente expresión;

$$\mu_{prom} = \frac{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} seg(x, y)}{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} b(x, y)} \quad (3.1)$$

donde $seg(x, y)$ es el termograma segmentado y $b(x, y)$ es el termograma binario. El valor μ_{prom} es el promedio corporal de la persona. Este dato se puede utilizar posteriormente para la descripción y clasificación de los termogramas.

3.3. Agrupación de patrones térmicos

Un análisis de termogramas mamarios en búsqueda de patrones térmicos anómalos que puedan estar ligados a lesiones mamarias destacadas por un incremento de temperatura del tejido afectado fue propuesto por Osmond et al [29]. El cual, una vez implementado el método de segmentación semiautomática de la ROI propuesto en el capítulo 2, las temperaturas son agrupadas como:

- Rango 1 (ROJO), muestra un incremento de temperatura de $\Delta t \geq 3^{\circ}\text{C}$ respecto a μ_{prom} . El incremento mayor o igual a 3°C en comparación al tejido normal es asociado con una lesión maligna.
- Rango 2 (AMARILLO), son temperaturas que exponen un aumento entre $1,5^{\circ}\text{C}$ y 3°C con relación a μ_{prom} .
- Rango 3 (VERDE) muestra incrementos de temperatura inferiores a $\Delta t < 1,5^{\circ}\text{C}$.
- Rango 4 (AZUL), temperaturas que presentan aumentos de $\Delta t = 1,5^{\circ}\text{C}$ respecto a μ_{prom} .
- El color NEGRO representa la zona del fondo o fuera de la ROI.

En la Fig. 3.2 se tienen incrementos de temperatura máximos de $\Delta t = 1,5^{\circ}\text{C}$ y en la Fig. 3.3 se ha encontrado incrementos de $\Delta t \geq 3^{\circ}\text{C}$. De acuerdo a la categorización de Osmond et al, el primer termograma generará una alerta intermedia, mientras que el segundo una alerta alta.

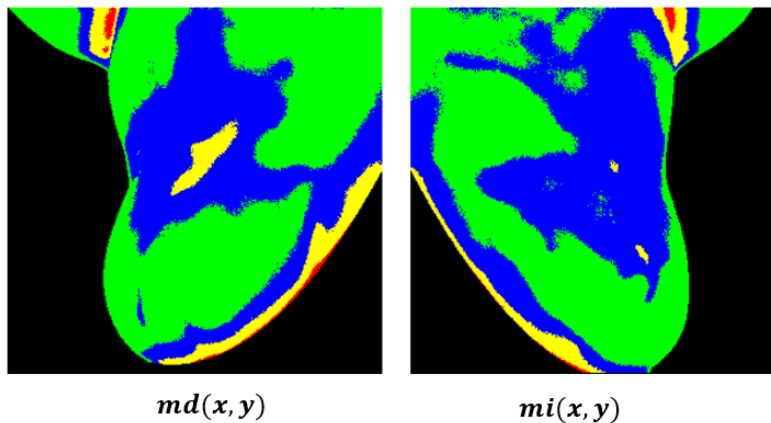


Figura 3.2: Termograma etiquetado como sano, agrupación de patrones térmicos por colores.

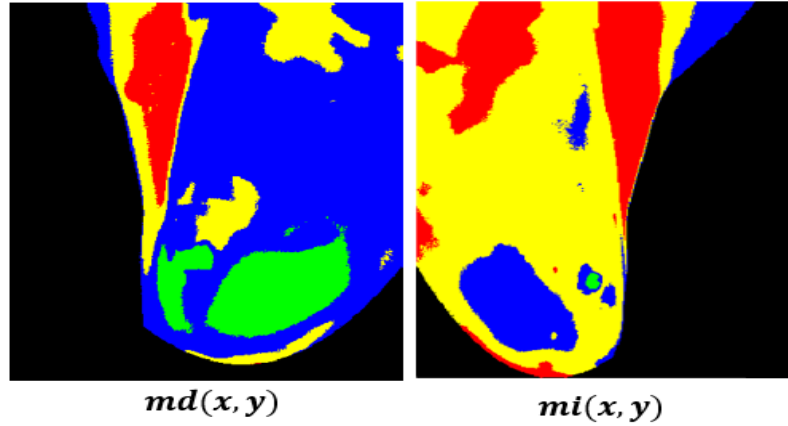


Figura 3.3: Termograma etiquetado como enfermo, agrupación de patrones térmicos por colores.

3.4. Características estadísticas básicas

La extracción de características y de textura de un termograma mamario, permite cuantificar los patrones térmicos simétricos y asimétricos de los senos.

Las operaciones estadísticas básicas son:

- Temperatura máxima $t_{máx}^d, t_{máx}^i$.
- Media aritmética. μ_d, μ_i .
- Diferencia de temperatura máxima,

$$\Delta t_{máx} = \frac{t_{máx}^d - t_{máx}^i}{\mu_{prom}} \quad (3.2)$$

- Desviación estándar σ^d, σ^i .
- 90 percentil P_{90}^d, P_{90}^i , corresponde aquella intensidad para el cual el 90% de los píxeles tienen una intensidad menor.
- Asimetría se puede visualizar una distribución simétrica, cuando se tiene la misma cantidad de intensidad de píxeles a la izquierda y a la derecha, con respecto al punto central. Sin embargo, cuando la distribución se concentra hacia la izquierda se considera como negativa, y positiva cuando la distribución se concentra hacia la derecha [30].

3. Descriptores y clasificadores

- Para calcular la precisión, la sensibilidad y la especificidad utilizamos los datos en la matriz de confusión, que es la cantidad de Verdadero Positivo (TP), Verdadero Negativo (TN), Falso positivo (FP), Falso negativo (FN), donde:
 - Verdadero Positivo: pacientes con enfermedades correctamente clasificados como enfermos.
 - Verdadero Negativo: pacientes sanos identificados correctamente como saludables.
 - Falso Positivo: pacientes sanos clasificados incorrectamente como enfermas.
 - Falso Negativo: pacientes enfermas identificadas incorrectamente como saludables.
- Sensibilidad: mide la proporción de casos positivos que se identifican correctamente como positivos, como se muestra en la Ec. 3.3 [31].
- Especificidad: mide la proporción de casos negativos que se identifican correctamente como negativos, como se muestra en la Ec. 3.4 [32].
- Exactitud: porcentaje de clasificación correcta, como se muestra en la Ec. 3.5.

El cálculo de las medidas se hace de la siguiente manera:

$$\text{Sensibilidad} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3.3)$$

$$\text{Especificidad} = \frac{TN}{TN + FP} \quad (3.4)$$

$$\text{Exactitud} = \frac{TP + FP}{TP + FP + TN + FN} \quad (3.5)$$

En la Tabla. 3.1 se muestran algunos valores estadísticos básicos de un termograma etiquetado como sano y que pertenece a la Fig. 3.2 de la base de datos de Visual lab. Como se visualiza el termograma presenta una simetría térmica, ya que, no refleja una anomalía mediante la representación de colores. Se encontraron temperaturas que sobrepasan los 3°C por encima del promedio corporal μ_{prom} . Sin embargo no se localiza en la zona donde tiene lugar la mayoría de los tumores malignos (cuadrante superior derecho próximo a la axila).

3. Descriptores y clasificadores

Descriptores estadísticos	Mama derecha	Mama izquierda
Temperatura promedio corporal	30.3°C.	
Incremento máximo de temperatura	$\Delta t_{máx}^d = 3.$	$\Delta t_{máx}^i = 3.1.$
Temperatura máxima	$t_{máx}^d = 33.3^\circ C.$	$t_{máx}^i = 33.4^\circ C.$
Media	$\mu_d = 30.3^\circ C.$	$\mu_i = 30.4^\circ C.$
Desviación estándar	$\sigma^d = 3.74.$	$\sigma^i = 2.78.$
90 percentil	$P_{90}^d = 31.8.$	$P_{90}^i = 31.7.$
Cuadrantes	3, 4, 5.	3, 4,5.

Tabla 3.1: Descriptores estadísticos y de temperatura correspondientes al termograma de la Figura 3.2.

El termograma de la Fig. 3.3 está etiquetado como enfermo en la base de datos. Es evidente que el termograma es térmicamente asimétrico, la mama izquierda $mi(x, y)$ presenta un patrón anormal. En la búsqueda de temperaturas por encima de los 3°C con relación a μ_{prom} , se encontraron más de una región con temperaturas en este rango. La región con mayor temperatura presenta una diferencia máxima de 4.9°C por encima de $\mu_{prom} = 30.8^\circ C$. Se localiza en el cuadrante 1 del seno izquierdo, generando de esta manera una alerta alta. Sin embargo se encontraban temperaturas por encima de 3°C respecto al μ_{prom} en todos los cuadrantes, algunas de las características mencionadas se muestran en la Tabla. 3.2.

Descriptores estadísticos	Mama derecha	Mama izquierda
Temperatura promedio corporal	30.8°C.	
Incremento máximo de temperatura	$\Delta t_{máx}^d = 4.6.$	$\Delta t_{máx}^i = 4.9.$
Temperatura máxima	$t_{máx}^d = 34.5^\circ C.$	$t_{máx}^i = 34.8^\circ C.$
Media	$\mu_d = 32.3^\circ C.$	$\mu_i = 32.3^\circ C.$
Desviación estándar	$\sigma^d = 4.79.$	$\sigma^i = 2.93.$
90 percentil	$P_{90}^d = 31.9.$	$P_{90}^i = 31.53.$
Cuadrantes	1.	1.

Tabla 3.2: Descriptores estadísticos y de temperatura correspondientes al termograma de la Figura 3.3.

3. Descriptores y clasificadores

3.5. Autocorrelación

Uno de los problemas básicos en el diseño de un sistema de reconocimiento de patrones se relaciona con la selección de un conjunto de atributos numéricos apropiados, que caracterizan la región de interés para propósitos de la clasificación. Puede lograrse con muchos métodos, como por ejemplo identificando, un patrón de temperatura que resalte en comparación con la temperatura del tejido sano. Entre las técnicas eficaces de reconocimiento de patrones que resumen las características de manera única, están las funciones momento y la función de autocorrelación para medir la simetría térmica.

3.5.1. Función autocorrelación (ACF)

La función de autocorrelación describe qué tan bien se correlaciona una imagen consigo misma y esta descrita como,

$$f(x, y) \circ f(x, y) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x', y') f(x + x', y + y') dx' dy' \quad (3.6)$$

donde $f(x, y)$ es la función bidimensional que define la imagen, y x' e y' son las variables de integración [33].

3.6. Red Neuronal Artificial con Weka

Weka es una colección de algoritmos de aprendizaje automático para tareas de agrupamiento de datos. Contiene herramientas para la preparación de datos, clasificación, regresión, clustering, reglas de asociación y visualización. Son un desarrollo emocionante y potencialmente de gran alcance en la ciencia de la computación, la invención y la aplicación de métodos de aprendizaje automático (ML) [34]. Estos permiten que un programa de computadora analice automáticamente un gran conjunto de datos y decida qué información es más relevante. Esta información resumida se puede usar para hacer predicciones automáticamente o para ayudar a las personas a tomar decisiones de forma más rápida y precisa [35].

Weka es un software público y con una interfaz como se muestra en la Fig. 3.4, fácil de usar, el selector GUI de Weka proporciona un punto de partida para la ejecución de las principales aplicaciones de Weka y herramientas de apoyo que se utiliza para la clasificación en sano o enfermo de termogramas mamarios [36].

3. Descriptores y clasificadores



Figura 3.4: Interfaz de Weka.

3.7. Conclusiones

El análisis, interpretación y caracterización de la región de interés segmentada, la mama derecha y mama izquierda, es de suma importancia para no tener como resultado falsos positivos y falsos negativos. Por ello se desarrollarán algoritmos que permiten la extracción de vectores descriptores para la comparación simétrica de los patrones de temperatura de cada mama. Entre los principales descriptores generados para cada uno de los termogramas mamarios se encuentran: 1) El promedio corporal μ_{prom} , 2) Los incrementos de temperatura Δt en la ROI, 3) La temperatura máxima, 4) La media aritmética, 5) La desviación estándar, 6) El 90 percentil, 7) La asimetría térmica, 8) La Kurtosis y 9) La localización de máximas temperaturas en alguno de los 5 cuadrantes. A partir de estos descriptores es posible la clasificación en termograma sano o no sano usando el software de WEKA. En el capítulo 4 se describe la interfaz desarrollada para el análisis de los termogramas.

Bibliografía

- [27] Raymond P. Canale and Steven C. Chapra, "Métodos Numéricos para ingenieros", 6ed., 417-432 (2011)
- [28] Silva, L. F.; Saade, D. C. M.; Sequeiros, G. O.; Silva, A. C.; Paiva, A. C.; Bravo, R. S.; Conci, A., "A New Database for Breast Research with Infrared Image, *Journal of Medical Imaging and Health Informatics*", **4**(1), 92-100(2014).
- [29] O. A. Zermeño Loreto, E. E. Orozco Guillén, C. Toxqui Quitl, A. Padilla Vivanco, "Caracterización de imágenes en la región espectral del infrarrojo para la detección de lesiones en mama". *Cathedra*, **6**(2), 75-82 (2017).
- [30] Gonzales, Rafael y Woods, Richard. "Tratamiento Digital de Imágenes", Prentice Hall, 2nd ed., 1-797(1996).
- [31] Douglas G. A., Bland J. Martin., "Diagnostic tests 1: sensitivity and specificity", *Medical statistics* **308**, 1-1552(1994). De la Escalera Hueso Arturo. "Visión por Computador", Fundamentos y métodos, Prentice Hall, 1-372(2001).
- [32] Dayakshini Sathish, Surekha Kamath, Keerthana Prasad, Rajagopal Kadavigere Roshan J. Martis, "Asymmetry analysis of breast thermograms using automated segmentation and texture features", *Signal, Image and Video Processing*, **11**(4), 745-752 (2016).
- [33] De la Escalera Hueso Arturo. "Visión por Computador", Fundamentos y métodos, Prentice Hall, 1-372(2001).
- [34] Eibe Frank, Mark A. Hall, and Ian H. Witten (2016). The WEKA Workbench. Online Appendix for "Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques", Morgan Kaufmann, 2nd ed., 2005.
- [35] Eibe Frank, Mark A. Hall, and Ian H. Witten (2016). The WEKA Workbench. Online Appendix for "Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques", Morgan Kaufmann, 4th ed., 2016.

BIBLIOGRAFÍA

- [36] http://statweb.stanford.edu/~lpekelis/13_datafest_cart/WekaManual-3-7-8.pdf, revisado 3 de septiembre de 2018.

Capítulo 4

Software para el procesamiento de termogramas mamarios

Como se mencionó en capítulos anteriores existen diversas técnicas para la segmentación de la ROI, de forma manual, semiautomática y automática. Sin embargo, según la literatura, el tratamiento digital de termogramas mamarios es complejo debido a la morfología y a la falta de límites claros. Es por ello que, en este capítulo se describe un software en la plataforma de Matlab versión R2017a, el cual se diseñó con el objetivo principal de facilitar la utilización del algoritmo que permite la segmentación semiautomática de la ROI. Haciendo énfasis que la ROI es la mama derecha y mama izquierda.

4.1. Base de datos de imágenes mastológicas

Para el desarrollo de este trabajo de tesis se utiliza una base de datos pública de origen brasileño obtenida por un equipo de investigación perteneciente al laboratorio de visión por computadora del departamento de Ciencias Computacionales de la Universidad Federal Fluminense en Rio de Janeiro Brasil. La información contenida en esta base de datos consta de 287 voluntarios de los cuales 39 se reportan como enfermos, 244 sanos y 4 con diagnóstico desconocido. El diagnóstico en las personas fué hecho mediante mastografía y/o biopsia.

DMR por sus siglas en inglés para “Database for Mastology Research” es una plataforma en línea que almacena y administra imágenes mastológicas para la detección temprana del cáncer de mama. En DMR están disponibles imágenes térmicas, mamografías, imágenes de resonancia magnética y de ultrasonido obtenidas por el grupo de investigación brasileño. En dicha base reportan a la termografía como un método complementario no invasivo y que no utiliza el examen fisiológico de radiación

4. Software para el procesamiento de termogramas mamarios

ionizante. Permite la detección de tumores de mama, mucho antes que cualquier otro método, mientras que las células todavía producen sustancias responsables de la creación de la neovascularización que “alimentará” al futuro tumor [37].

En la Fig.4.1 se observa una serie de imágenes disponible en la página web del equipo de investigación de Visual Lab.

DMR contiene información de vista frontal y lateral de imágenes termográficas y de mamografías. Cuando el usuario descarga una imagen, ésta se muestra como una matriz de temperaturas de los estudios realizados a los voluntarios.

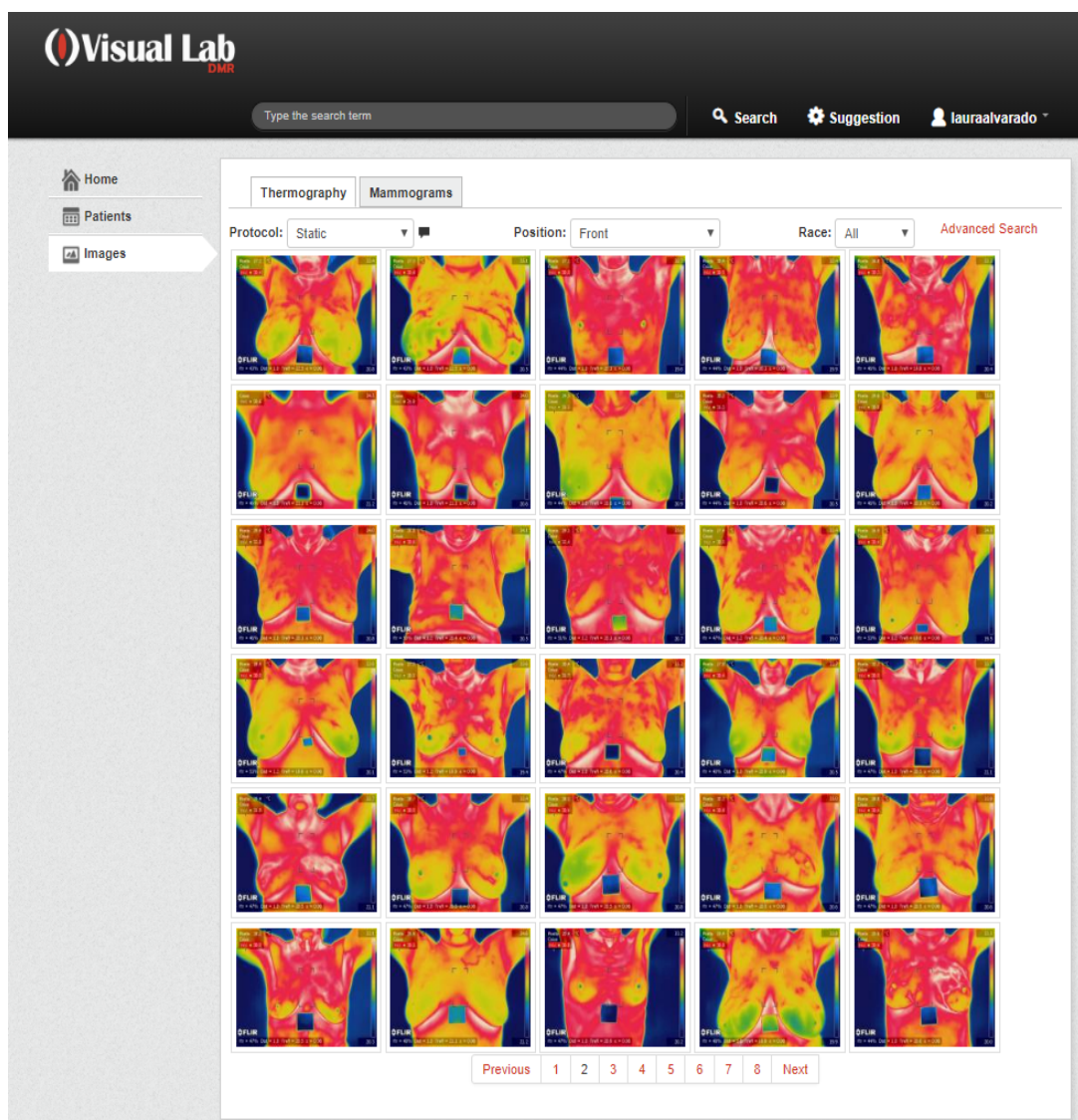


Figura 4.1: Interfaz de usuario de la base de datos DMR-IR.

4. Software para el procesamiento de termogramas mamarios

También muestra la historia clínica siendo un elemento clave en la atención médica que reúne información del historial médico y garantiza la continuidad del tratamiento ver Fig. 4.2. En la base de datos, un conjunto de pacientes con las respectivas pruebas para el análisis se presentan de forma anónima [38].

Thermographic exam

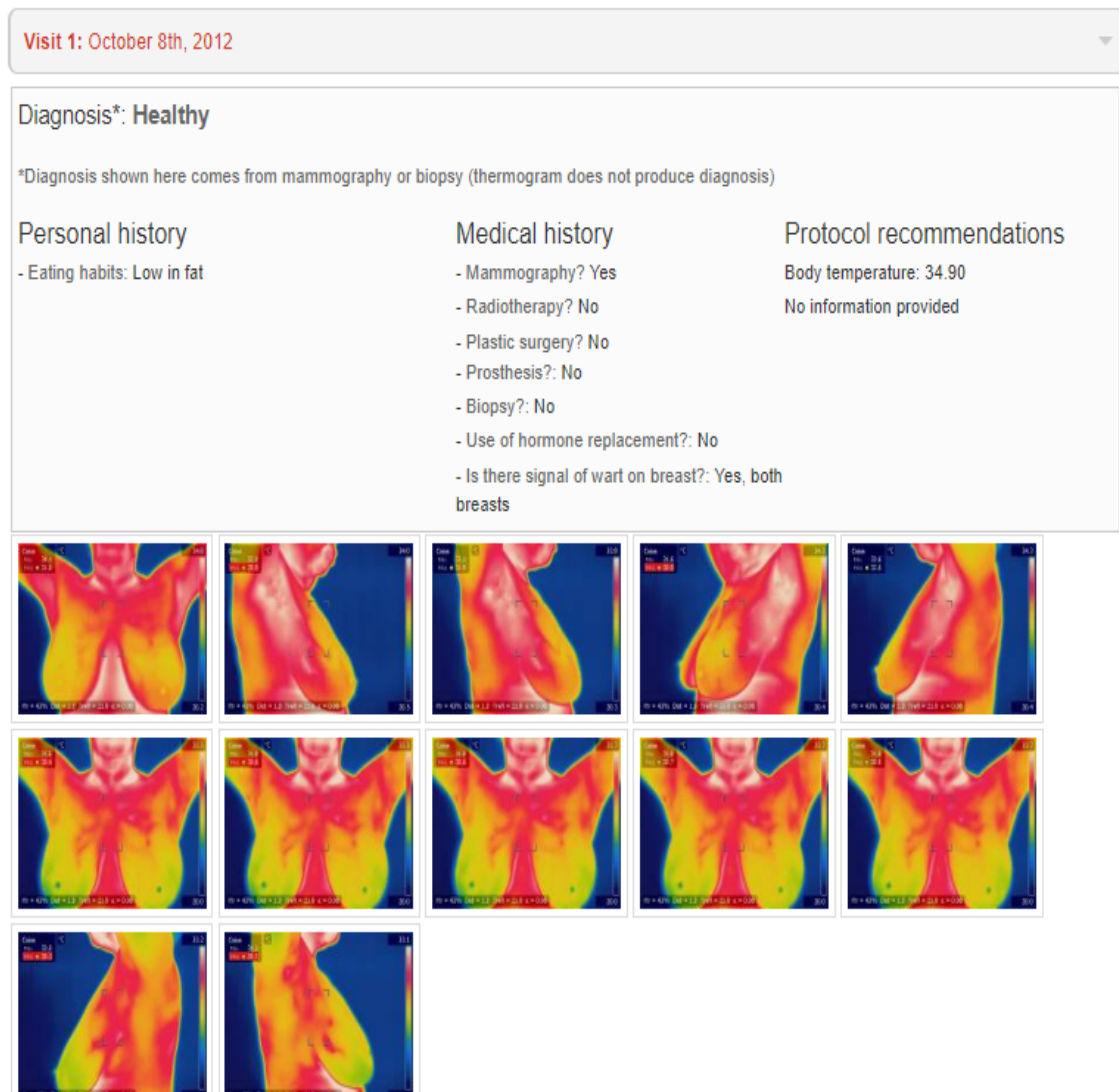


Figura 4.2: Vista frontal y lateral de imágenes termograficas e información del historial médico de voluntario sano.

4. Software para el procesamiento de termogramas mamarios

4.2. Aplicación

El diseño de la interfaz en plataforma de Matlab para el proceso de segmentación semiautomática de la ROI, brinda la interacción entre un experto-computador, este proceso se diseño con el objetivo de aislar solo la información que pertenece a la ROI. Para que el experto verifique un resultado viable para el análisis asimétrico de los termogramas mamarios, donde según la literatura las lesiones mamarias tienden a elevar localmente la temperatura. Esto se lleva a cabo por medio de la manipulación de ciertos valores como, la detección del límite inferior y la detección de bordes.

4.2.1. Interfaz del software para la segmentación de la ROI.

En la Fig. 4.3 se muestra la interfaz para el método de segmentación semiautomática de termogramas mamarios, la cual será explicada en esta sección.

1. Pantalla de inicio

La primera pantalla de la aplicación para la segmentación de termogramas mamarios muestra una serie de opciones en la parte superior derecha. La primera opción es **Abrir termograma**. La segunda opción es el **Límite inferior** y como última es el **Ajuste polinomial**, que a continuación se explicarán detalladamente.

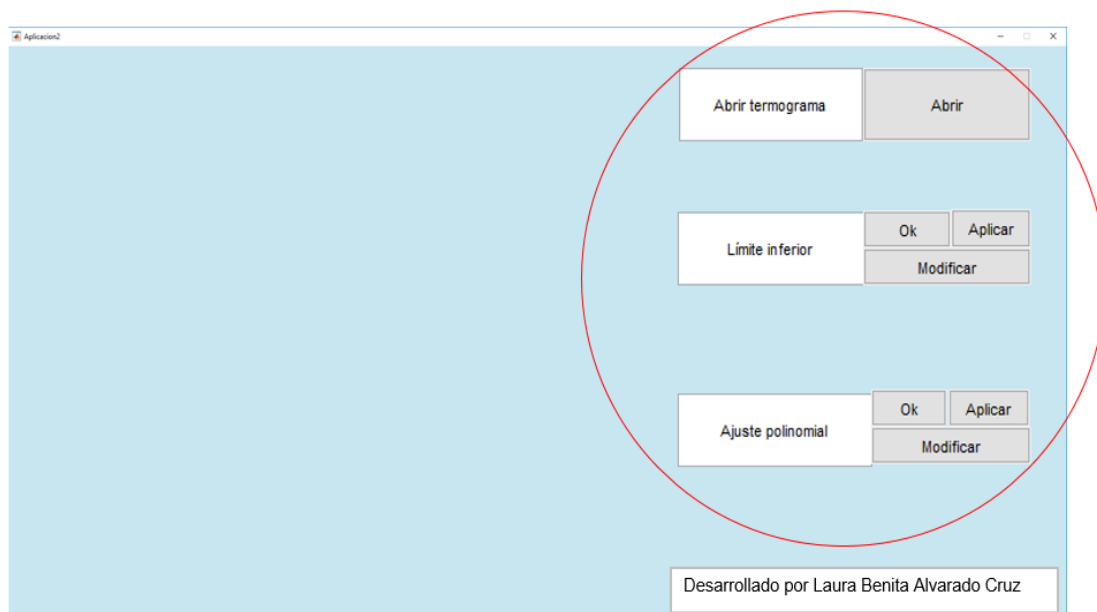


Figura 4.3: Interfaz para segmentación semiautomática de termogramas mamarios.

4. Software para el procesamiento de termogramas mamarios

2. Apertura y visualización de termogramas

El botón **Abrir** permite seleccionar el archivo como se muestra en las Fig. 4.4 y 4.5 visualizar el termograma de la Fig. 4.6, para aplicar los distintos algoritmos que permiten la segmentación semiautomática de los termogramas.

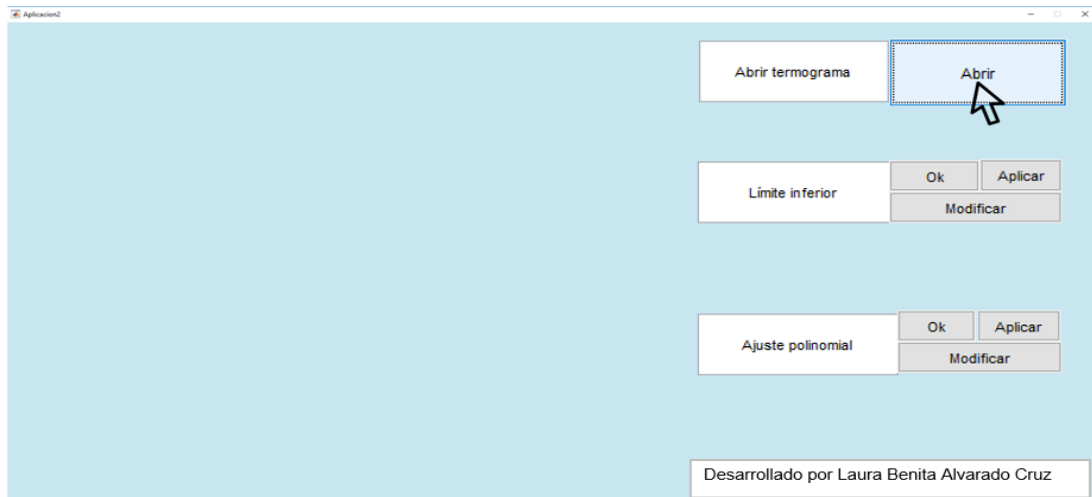


Figura 4.4: Selección del botón Abrir archivo.

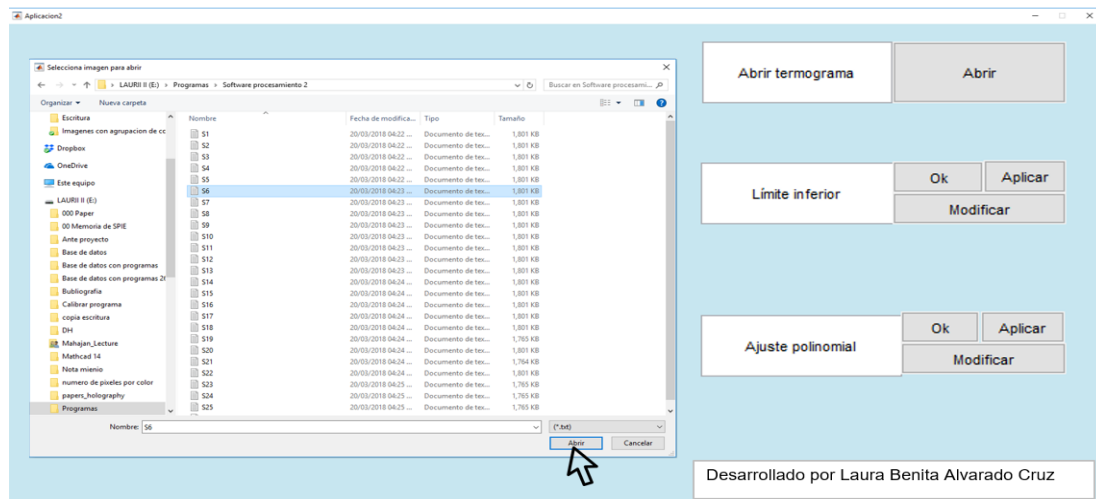


Figura 4.5: Ventana de selección del termograma mamario.

4. Software para el procesamiento de termogramas mamarios

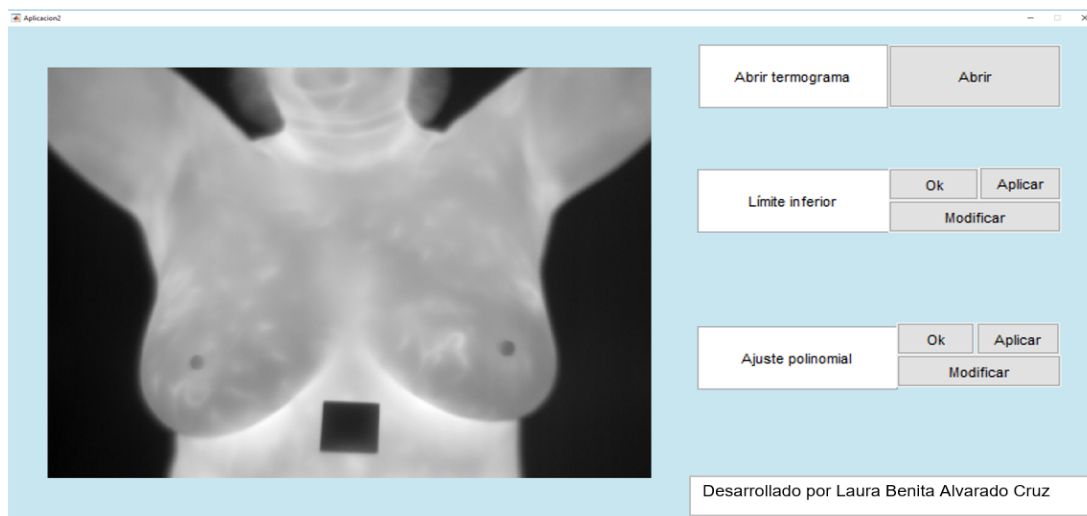


Figura 4.6: Visualización del termograma seleccionado.

3. Detección del límite inferior

En la Fig. 4.7 se utiliza el botón que permite la detección del límite inferior inframamario usando el método de perfil de proyección horizontal de la Ec. 2.4, expuesto en el capítulo 2.

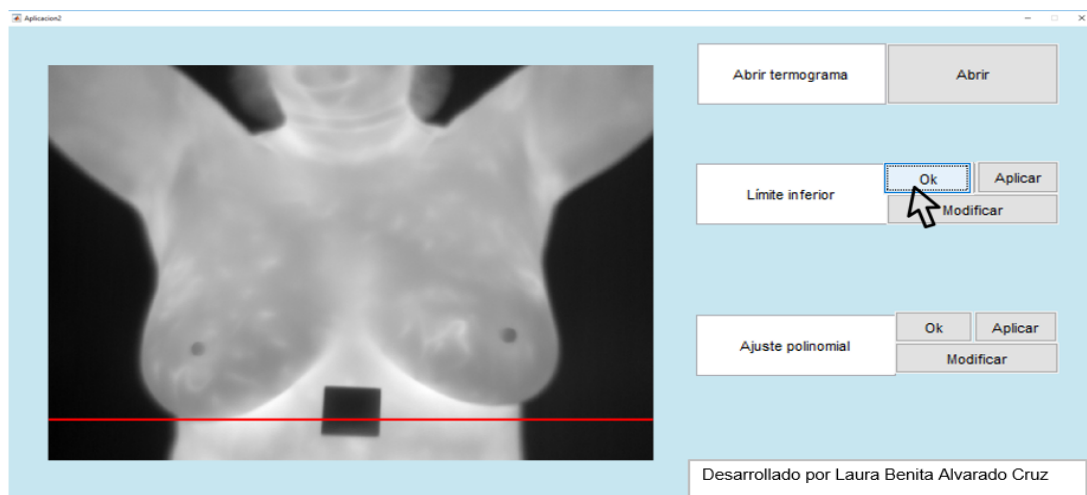


Figura 4.7: Detección del límite inferior inframamario.

4. Software para el procesamiento de termogramas mamarios

En la pantalla de la aplicación se visualiza que al dar clic en el botón **Ok** de **Límite inferior**, en automático aparece una línea roja la cual representa el límite detectado y posteriormente será cortada la imagen con un clic en la opción **Aplicar**, como muestra la Fig. 4.8. Sin embargo, si el experto o usuario considera de forma visual que se pierde información de la ROI o se omite, tendrá la opción de **Modificar** el **Límite inferior** visualizando la línea roja la cual indica el corte de la imagen, ver Figs. 4.9-4.10. Una vez modificado el límite se procede a dar clic en el botón **Ok** para visualizar la detección el límite inferior como se muestra en la Fig. 4.11.



Figura 4.8: Selección del botón aplicar para la detección del límite inferior.



Figura 4.9: Modificación del límite inferior.

4. Software para el procesamiento de termogramas mamarios

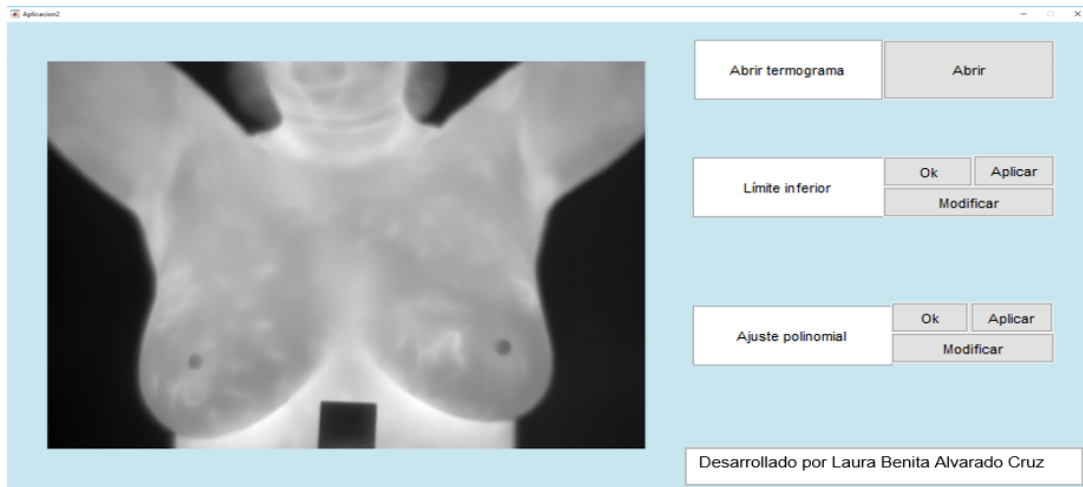


Figura 4.10: Límite inferior inframamario.

4. Ajuste de bordes

Para el ajuste de datos usando polinomios de orden cúbico, es relevante que los bordes de las curvas inframamarias estén realzados. En en la Fig. 4.11, podemos observar que al dar clic en el botón **Ok** del **Ajuste Polinomial** en automático se muestran los bordes del termograma.

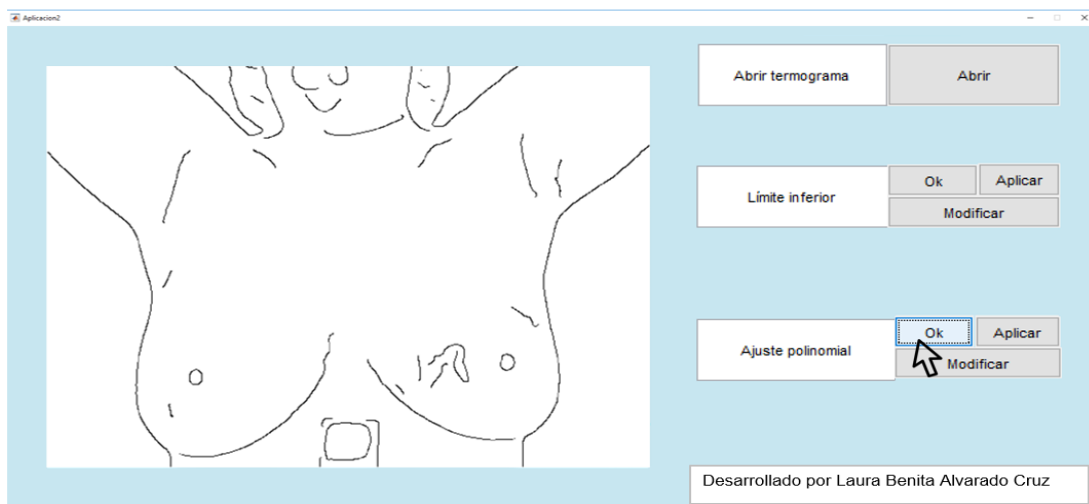


Figura 4.11: Ajuste de curvas polinomiales.

4. Software para el procesamiento de termogramas mamarios

Si se considera de forma visual que las curvas inframamarias están realizadas se selecciona la opción **Aplicar**, (Fig. 4.12), de lo contrario, se tiene la opción de **Modificar**, ver Fig. 4.13. El suavizado de la imagen para eliminar aquellas líneas que no sean necesarias como se observa en la Fig. 4.14.

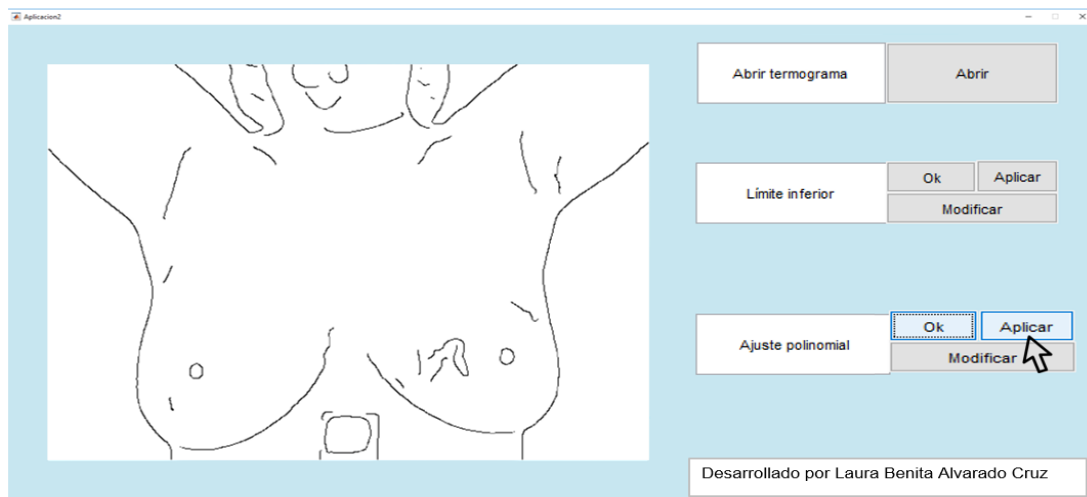


Figura 4.12: Selección botón Aplicar para el ajuste de curvas polinomiales.

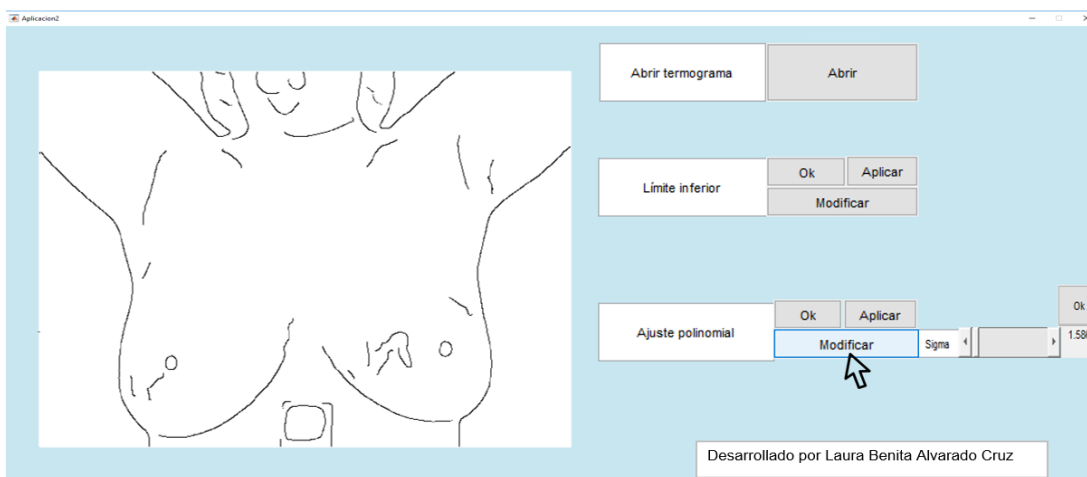


Figura 4.13: Selección del botón Modificar.

4. Software para el procesamiento de termogramas mamarios

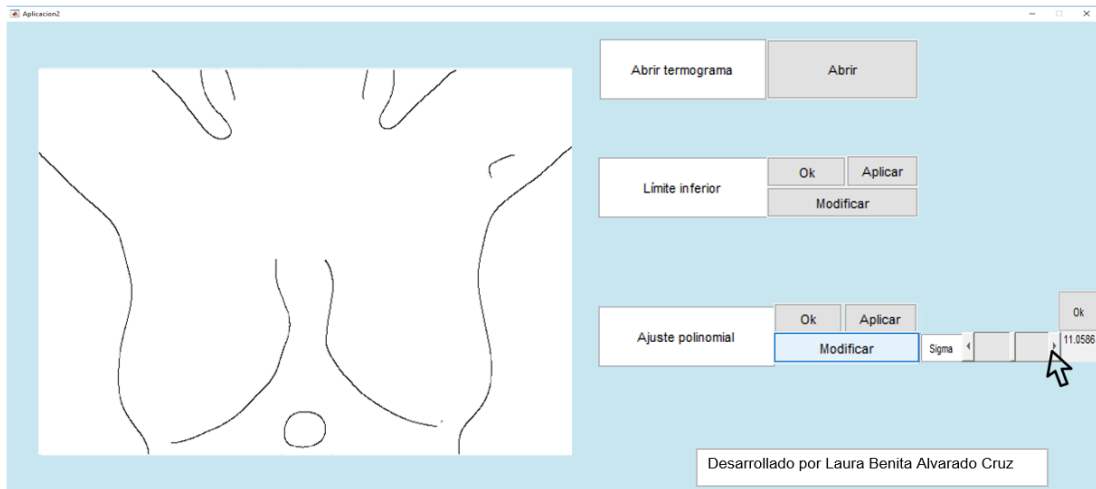


Figura 4.14: Modificación del parámetro sigma para el realce de los bordes.

5. Selección de región para el ajuste polinomial

Una vez suavizada la imagen y realzados los bordes de las curvas inframamarias, se procede a la selección de los datos que serán usados para el ajuste polinomial, como se visualiza en las Figs. 4.15-4.19. Se seleccionan las curvas inframamarias de la mama derecha y mama izquierda respectivamente.

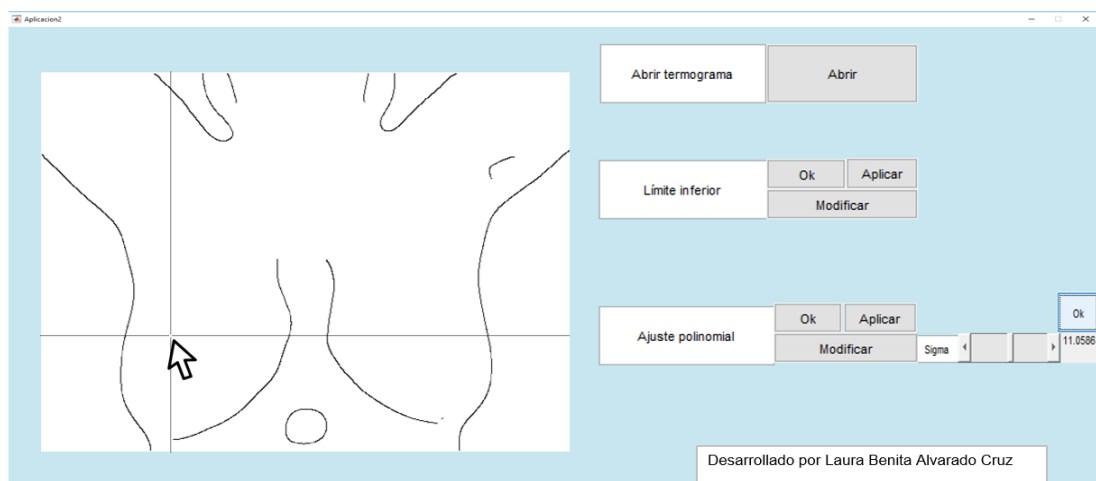


Figura 4.15: Selección de los n puntos para el ajuste de datos usando polinomios de orden cúbico.

4. Software para el procesamiento de termogramas mamarios

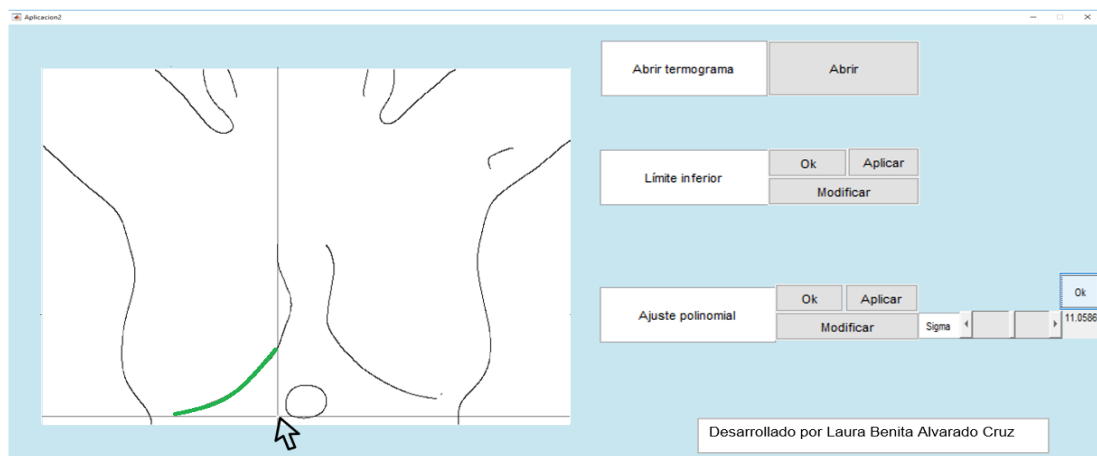


Figura 4.16: Selección de los n puntos para el ajuste de datos usando polinomios de orden cúbico, mama derecha.

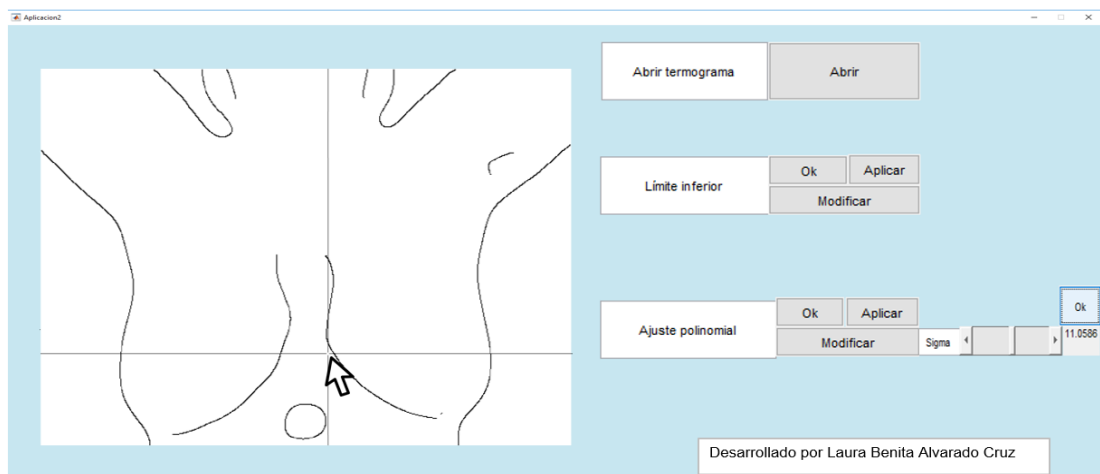


Figura 4.17: Selección de los n puntos para el ajuste de datos usando polinomios de orden cúbico.

4. Software para el procesamiento de termogramas mamarios

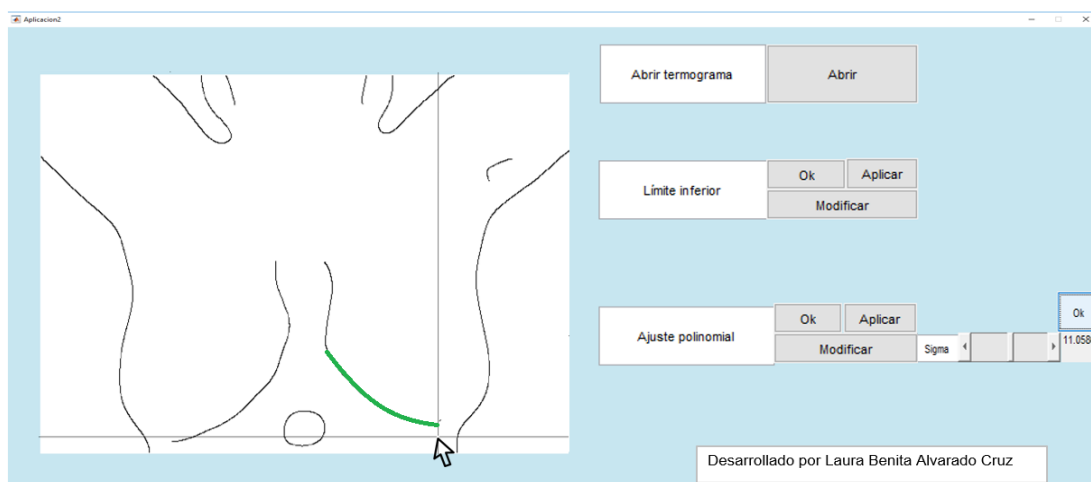


Figura 4.18: Selección de los n puntos para el ajuste de datos usando polinomios de orden cúbico, mama izquierda.

Cuando la región de las mamas fue seleccionada de forma manual, en automático se muestra el ajuste usando curvas polinomiales; procedimiento expuesto en el capítulo 2 tomando la Ec. 2.7, ver Fig. 4.19.



Figura 4.19: Detección de curvas inframamarias por medio del ajuste de curvas polinomiales.

4. Software para el procesamiento de termogramas mamarios

Es importante mencionar que, para el proceso de segmentación semiautomática se trabaja con el termograma como una imagen digital. Es por esto que, la Fig. 4.19 muestra intensidades diferentes a la Fig. 4.20, debido a que el resultado que se muestra a continuación es un termograma con información térmica. En la siguiente Fig. 4.20 se visualiza la implementación del método de segmentación de la región de interés presentado en el capítulo 2 sección 2.5. De esta manera se puede trabajar con la información de temperaturas de la ROI, para la posible detección de lesiones en las mamas.



Figura 4.20: Segmentación de la ROI.

4.3. Conclusiones

El desarrollo de una aplicación que permita segmentar la ROI de forma semiautomática facilita el análisis de los cambios de temperatura presentes en las mamas. La implementación de la aplicación en la plataforma de Matlab hace uso de los algoritmos mencionados en el Capítulo 2. El diseño de esta aplicación permite segmentar la ROI brindando la opción de modificar algunos parámetros para no omitir o eliminar información que corresponde a la región de interés. Con la información térmica perteneciente únicamente a la región de interés se analiza el patrón de temperaturas de las mamas para la detección de alguna probable lesión.

En el siguiente capítulo se muestran los resultados de éste análisis usando las imágenes de la base de datos mastológicas DMR.

Bibliografía

- [37] Silva, L. F.; Saade, D. C. M.; Sequeiros, G. O.; Silva, A. C.; Paiva, A. C.; Bravo, R. S.; Conci, A., “*A New Database for Breast Research with Infrared Image*”, *Journal of Medical Imaging and Health Informatics*, **4**(1), 192-100(2014).
- [38] Sequeiros, G. O. “*Desenvolvimento de um Banco de Dados Acessíveis Via Web com Recuperação Baseado no Conteúdo*”. M. Sc. thesis, IC-UFF, (2013).

Capítulo 5

Resultados

Las imágenes termográficas mamarias proporcionan información de la actividad metabólica a través del análisis funcional del seno de una persona. Como menciona Gonzáles Contreras, “Los tumores cancerosos, específicamente el de cáncer de seno, tienen una generación de calor metabólica más alta porque las células se reproducen más rápido que en el tejido normal. Esas variaciones de temperatura se pueden ver a través de la termografía infrarroja”. Un análisis estadístico y comparativo de cada uno de los senos permite establecer la existencia de un problema.

Por lo que, en este Capítulo se analizan los datos térmicos de la ROI detectada en cada uno de los 50 termogramas mamarios etiquetados como normales y anormales en la base de datos DMR.

Con el propósito de llevar a cabo un análisis térmico para cada termograma se:

- 1) Segmenta de manera semiautomática la ROI y se generan dos matrices de datos pertenecientes a la mama derecha y mama izquierda.

- 2) Generan patrones térmicos asociados a incrementos de temperatura Δt , a partir de la temperatura corporal promedio μ_{prom} .

A través de métodos estadísticos como variaciones de temperatura, media, 90 percentil, desviación estándar, varianza y energía es posible clasificar los termogramas en 2 clases definidas como normal y anormal. Por lo que se:

- 3) Genera un conjunto de medidas estadísticas sobre los valores de temperatura de las mamas.

- 4) Clasifica en sano y no sano cada uno de los termogramas analizados usando el software público WEKA.

5. Resultados

5.1. Termogramas etiquetados como sanos en la base de datos DMR

En las siguientes Figs. 5.1-5.13 se muestran los resultados del método de Segmentación semiautomática de termogramas mamarios para la detección de posibles lesiones.

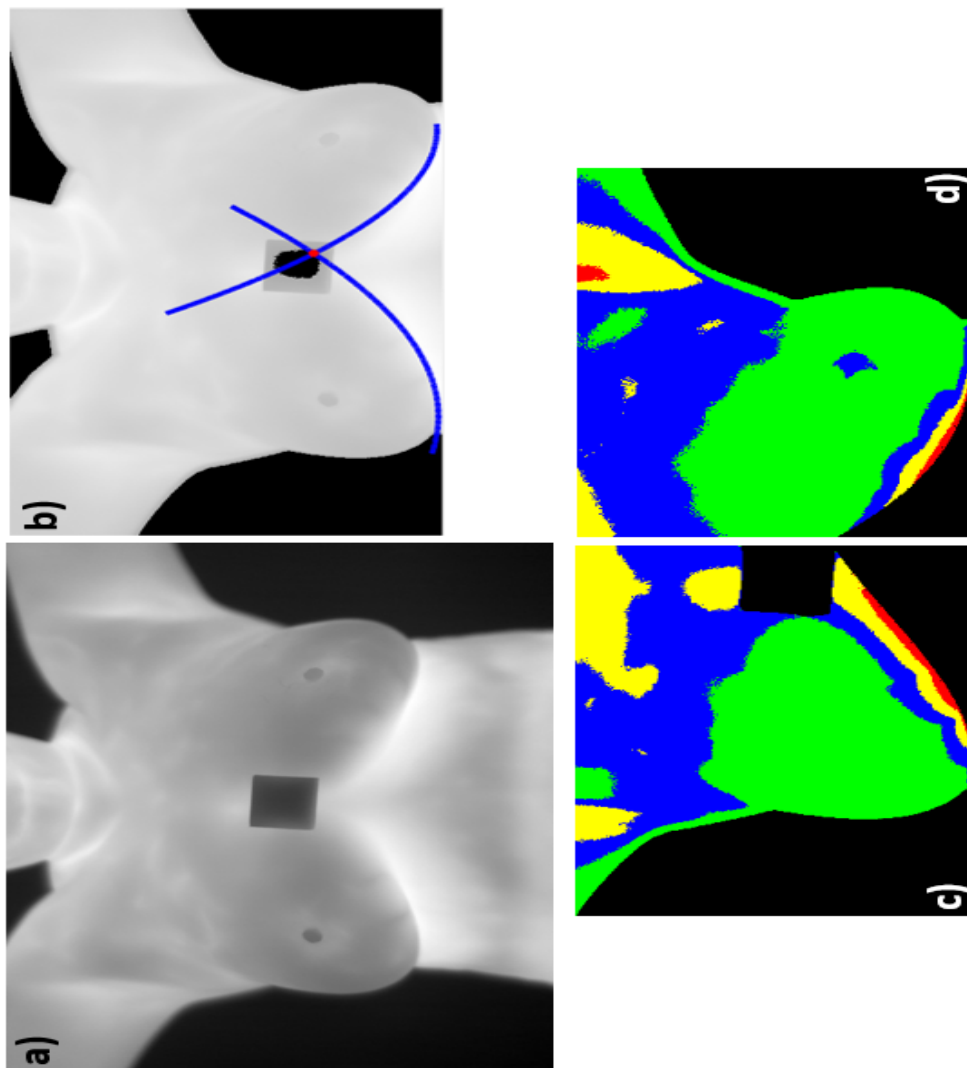


Figura 5.1: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) Existe alta simetría térmica. 2) Hay $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ que no pertenece a la ROI, etiquetado en color ROJO.

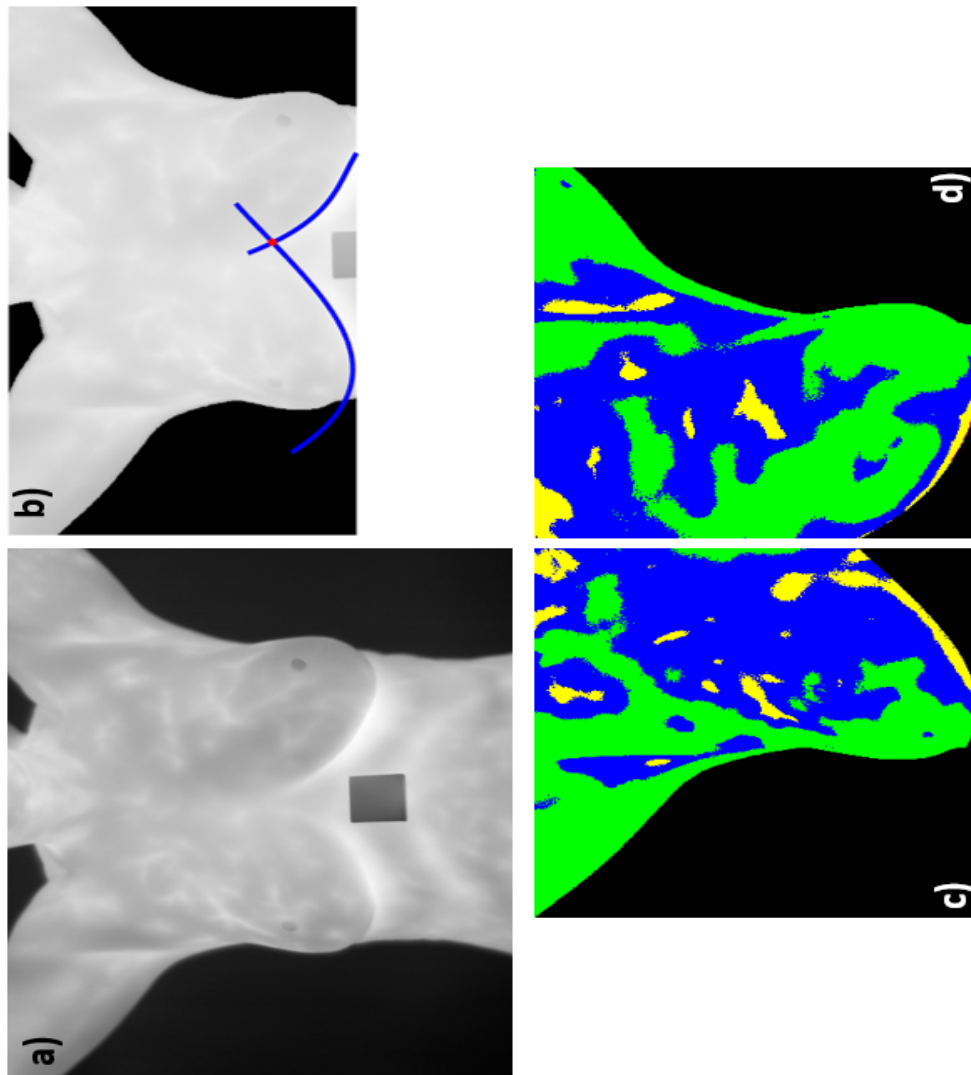


Figura 5.2: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) Existen cambios de temperatura entre $1.5^{\circ}C \leq \Delta t_{m\acute{a}x} \leq 3^{\circ}C$ en la ROI, etiquetado en color AMARILLO.

5. Resultados

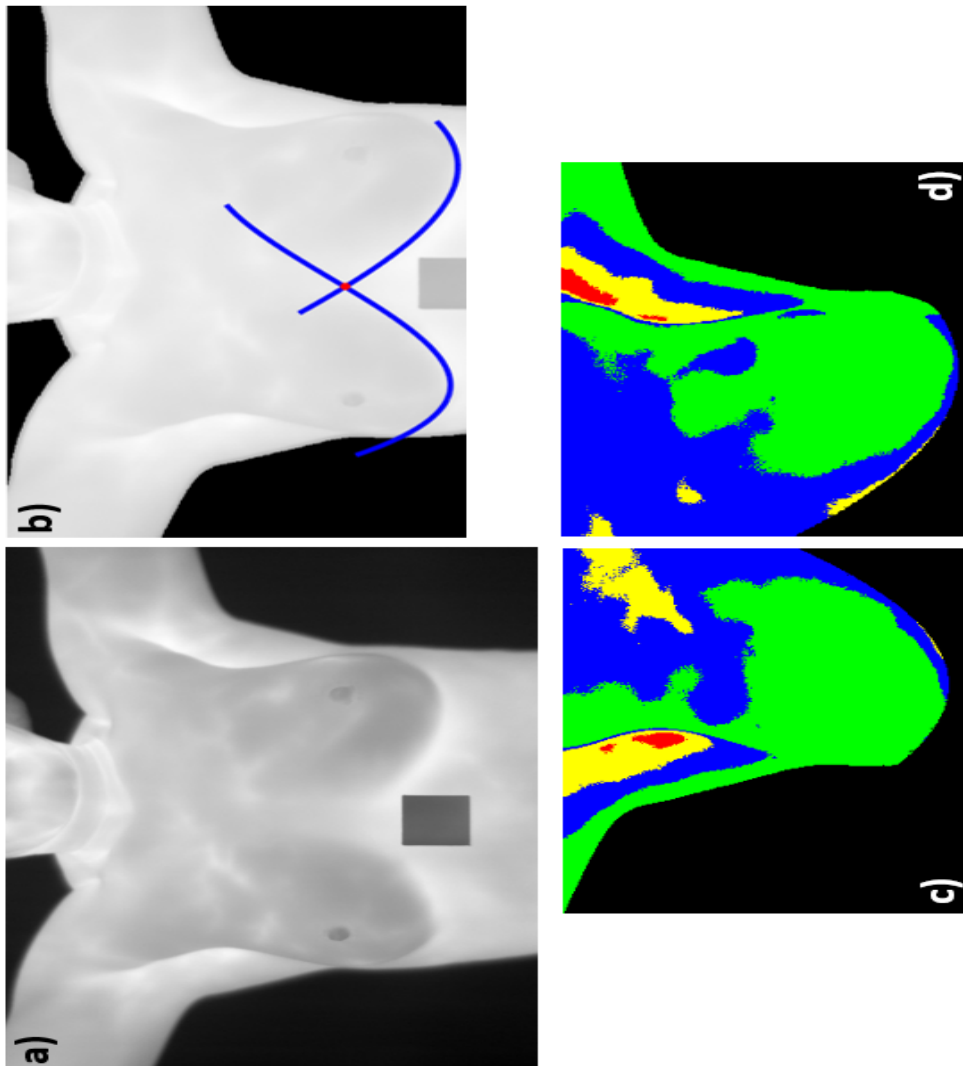


Figura 5.3: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) Existe alta simetría térmica. 2) Hay $\Delta t_{máx} > 3^{\circ}C$ que no pertenece a la ROI, etiquetado en color ROJO.

5. Resultados

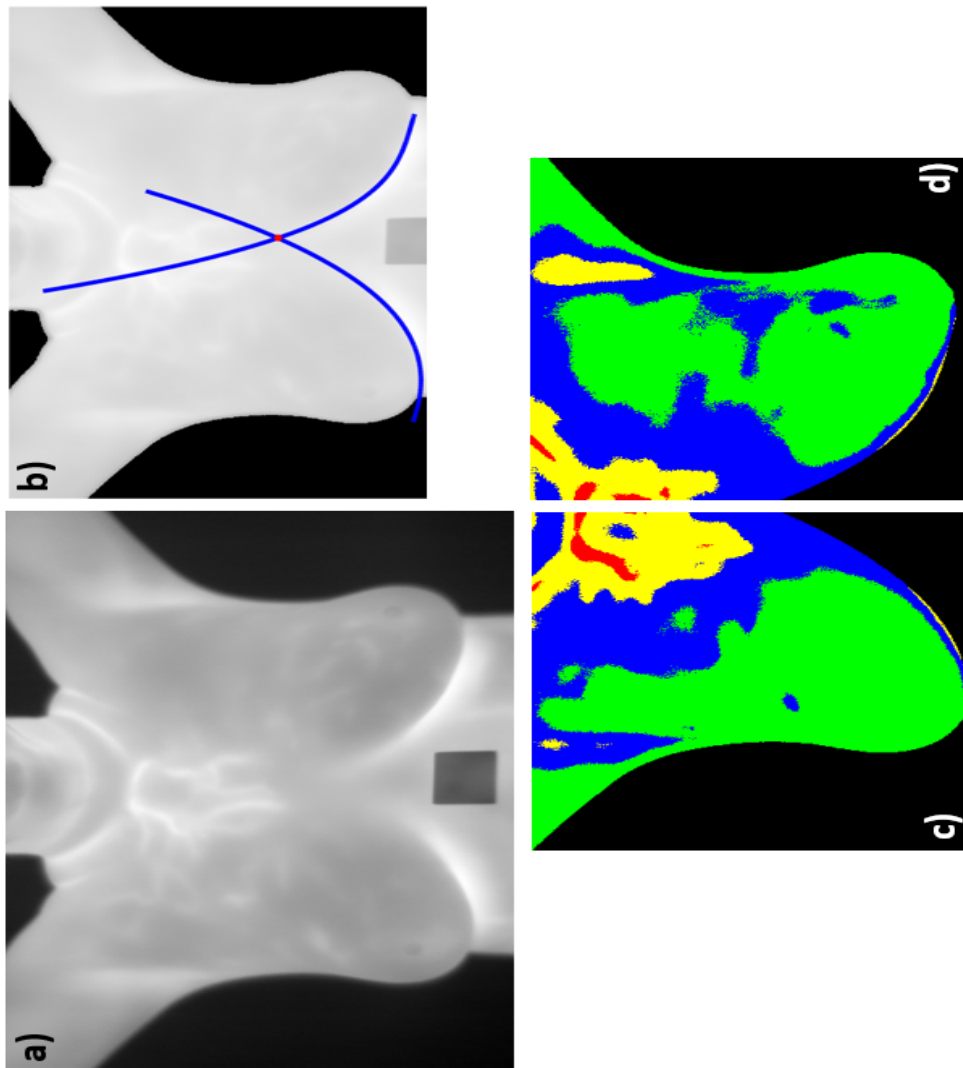


Figura 5.4: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) Existe alta simetría térmica. 2) Hay $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ que no pertenece a la ROI, etiquetado en color ROJO.

5. Resultados

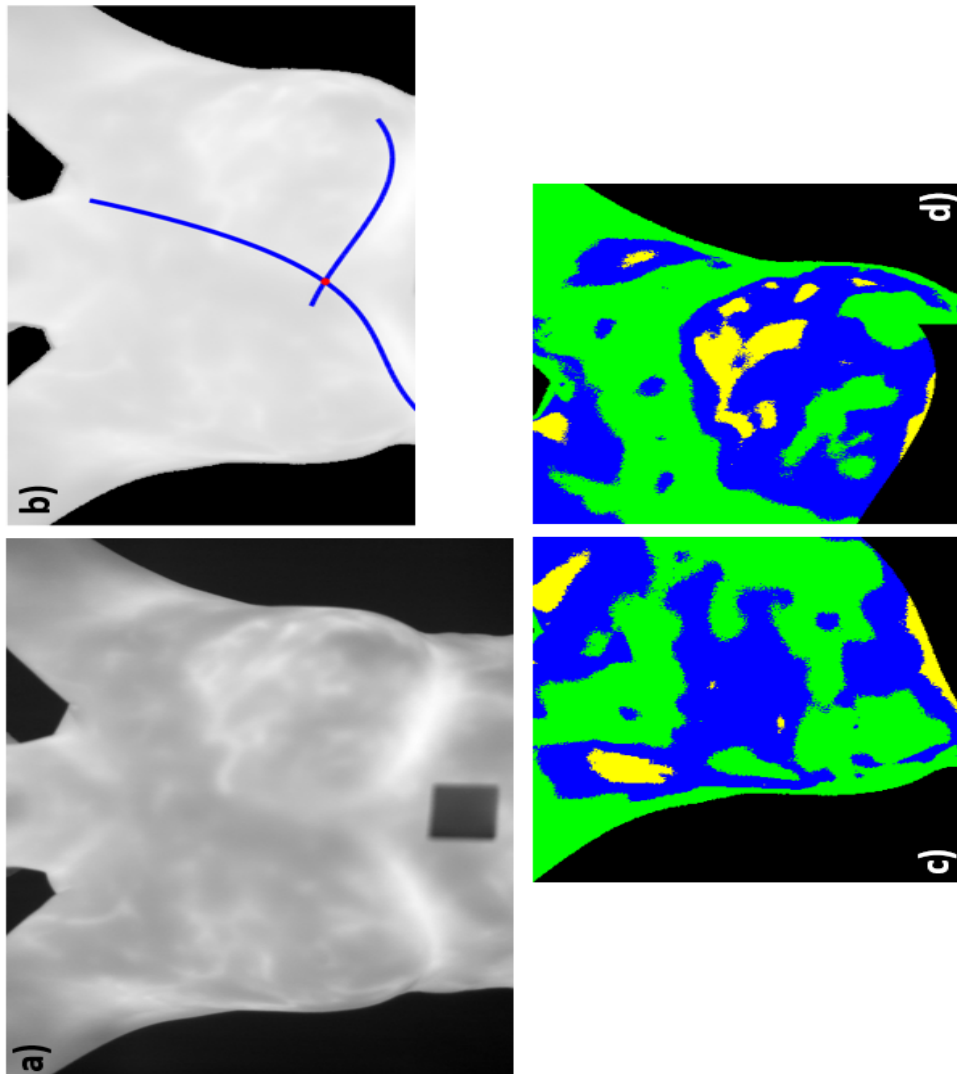


Figura 5.5: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) Existen cambios de temperatura entre $1.5^{\circ}C \leq \Delta t_{máx} \leq 3^{\circ}C$ en la ROI, etiquetado en color AMARILLO.

5. Resultados

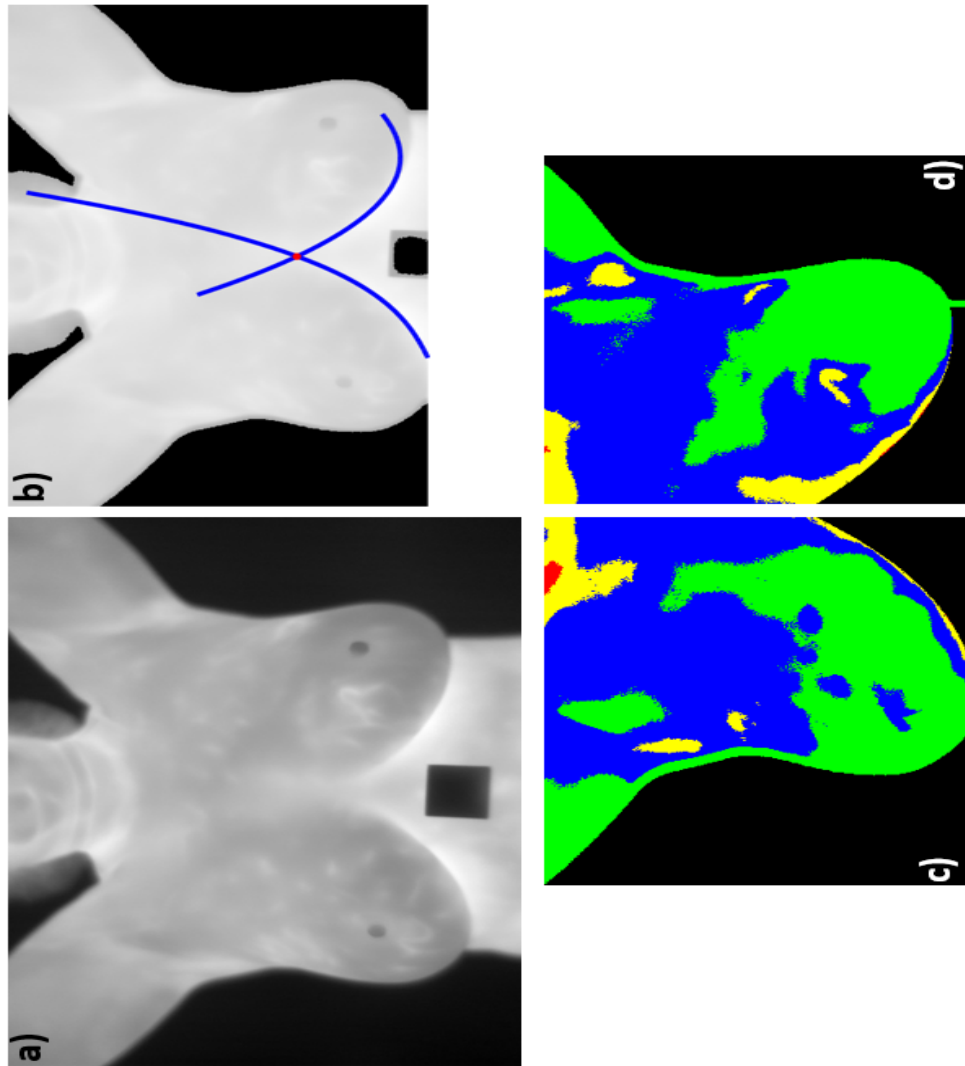


Figura 5.6: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Hay $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ que no pertenece a la ROI, etiquetado en color ROJO.

5. Resultados

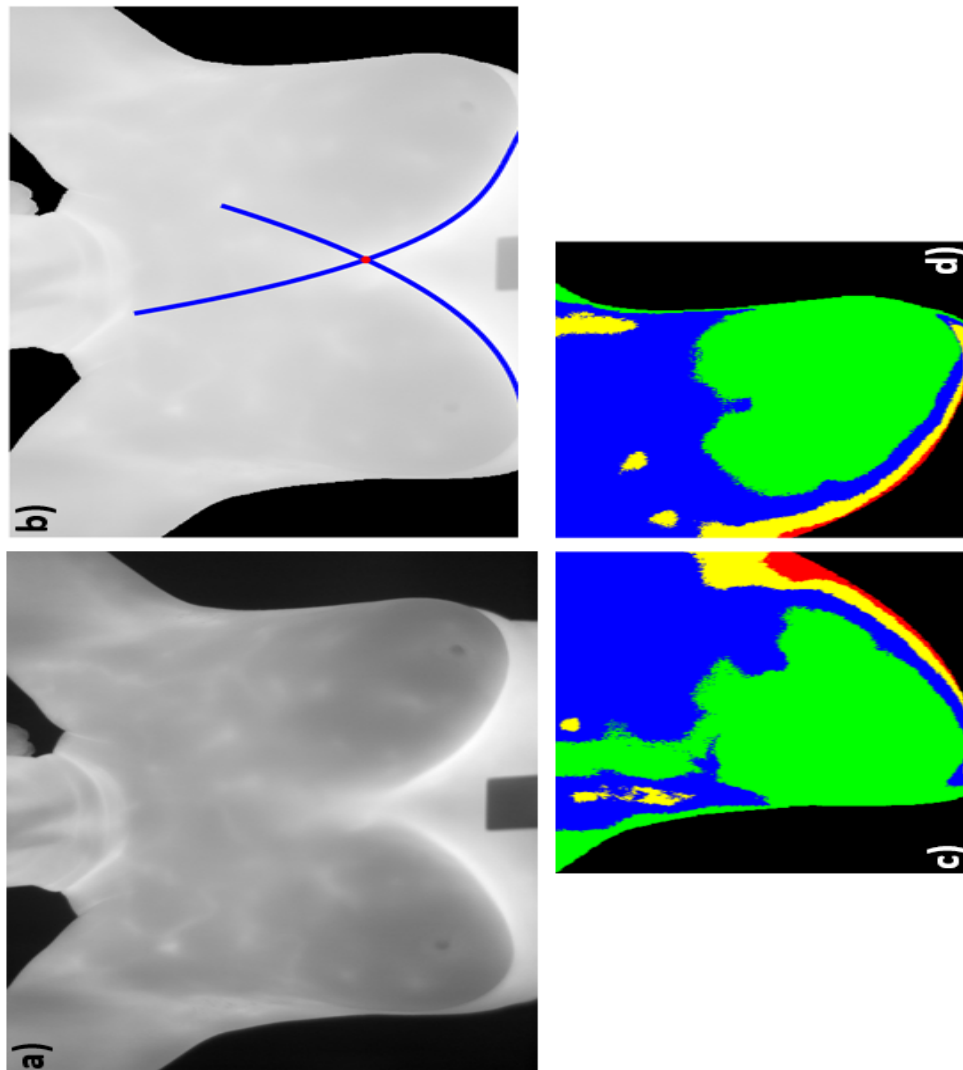


Figura 5.7: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe alta simetría térmica. 2) Hay $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ que no pertenece a la ROI, etiquetado en color ROJO.

5. Resultados

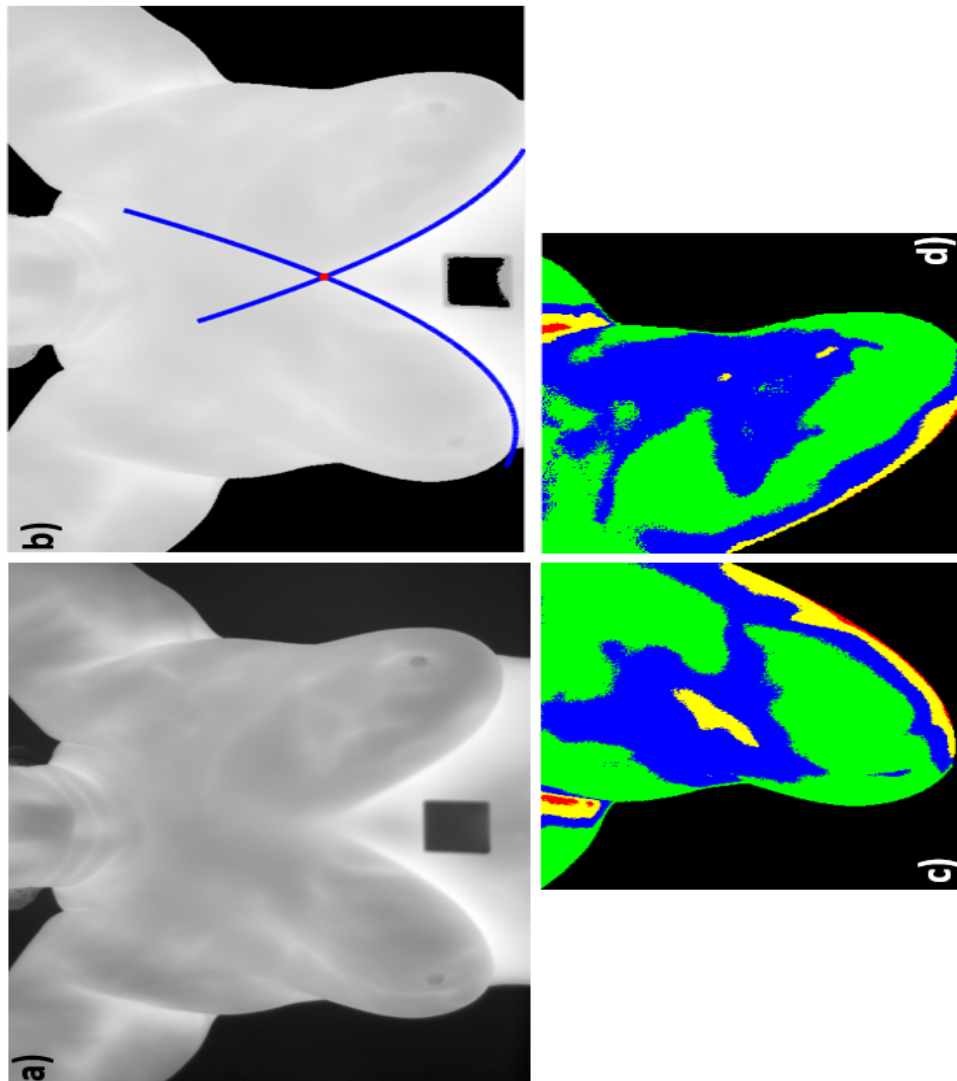


Figura 5.8: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) Existen cambios de temperatura entre $1.5^{\circ}C \leq \Delta t_{máx} \leq 3^{\circ}C$ en la ROI, etiquetado en color AMARILLO.

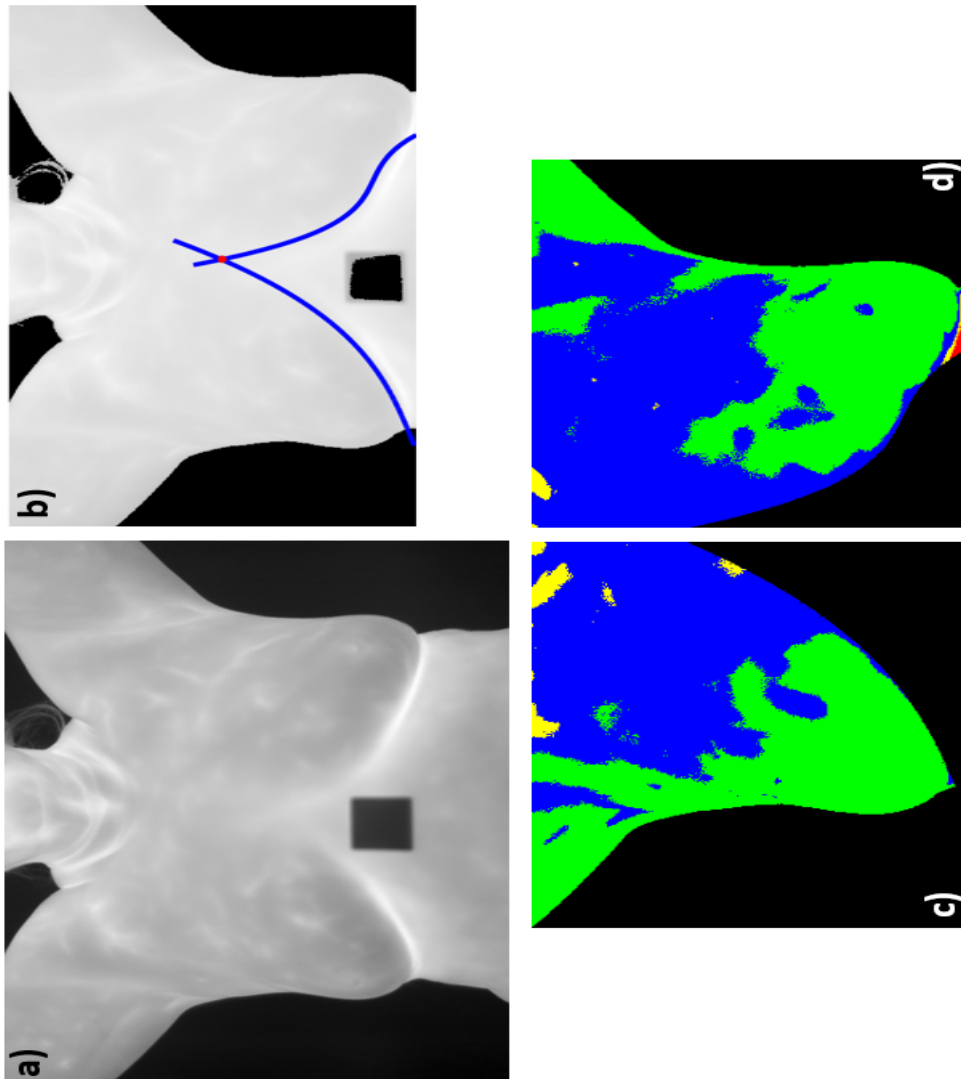


Figura 5.9: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) Existen cambios de temperatura entre $1.5^{\circ}C \leq \Delta t_{máx} \leq 3^{\circ}C$ en la ROI, etiquetado en color AMARILLO.

5. Resultados

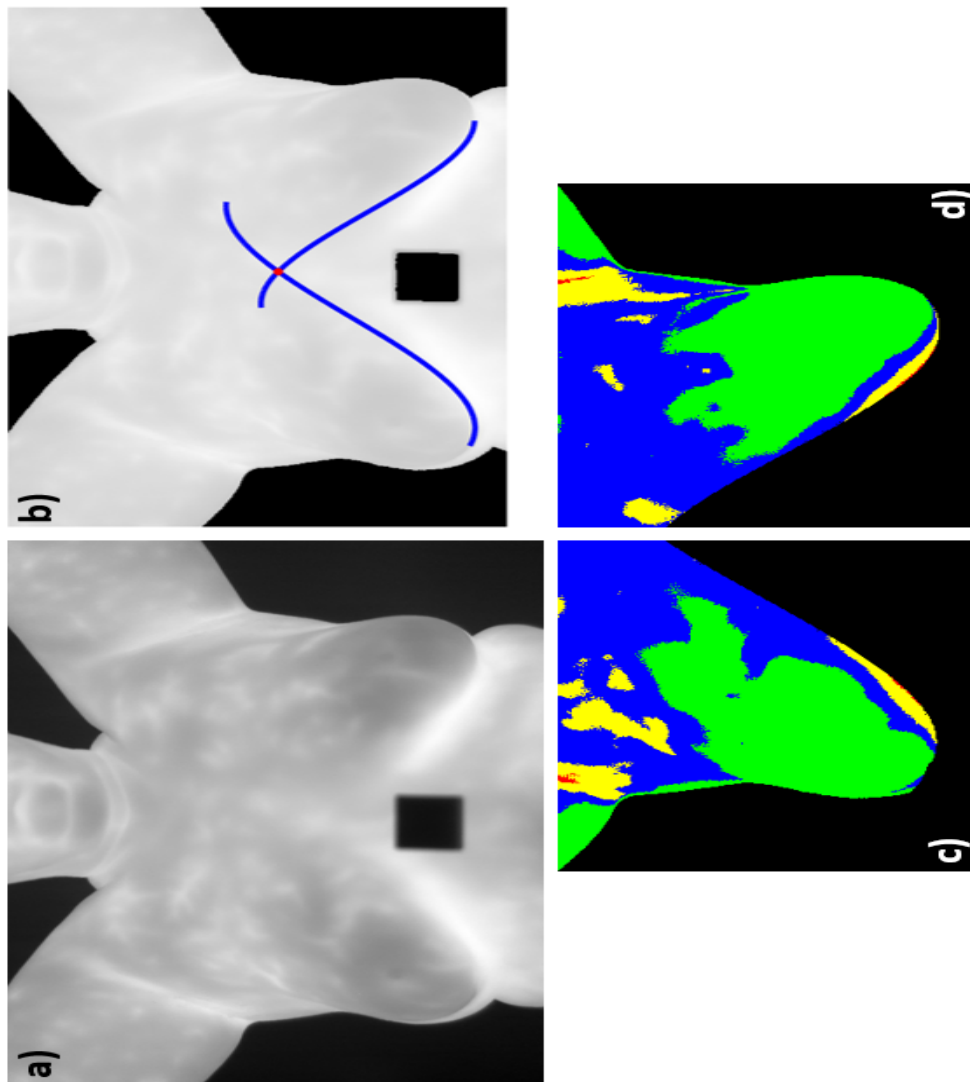


Figura 5.10: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) Existen cambios de temperatura entre $1.5^{\circ}C \leq \Delta t_{máx} \leq 3^{\circ}C$ en la ROI, etiquetado en color AMARILLO.

5. Resultados

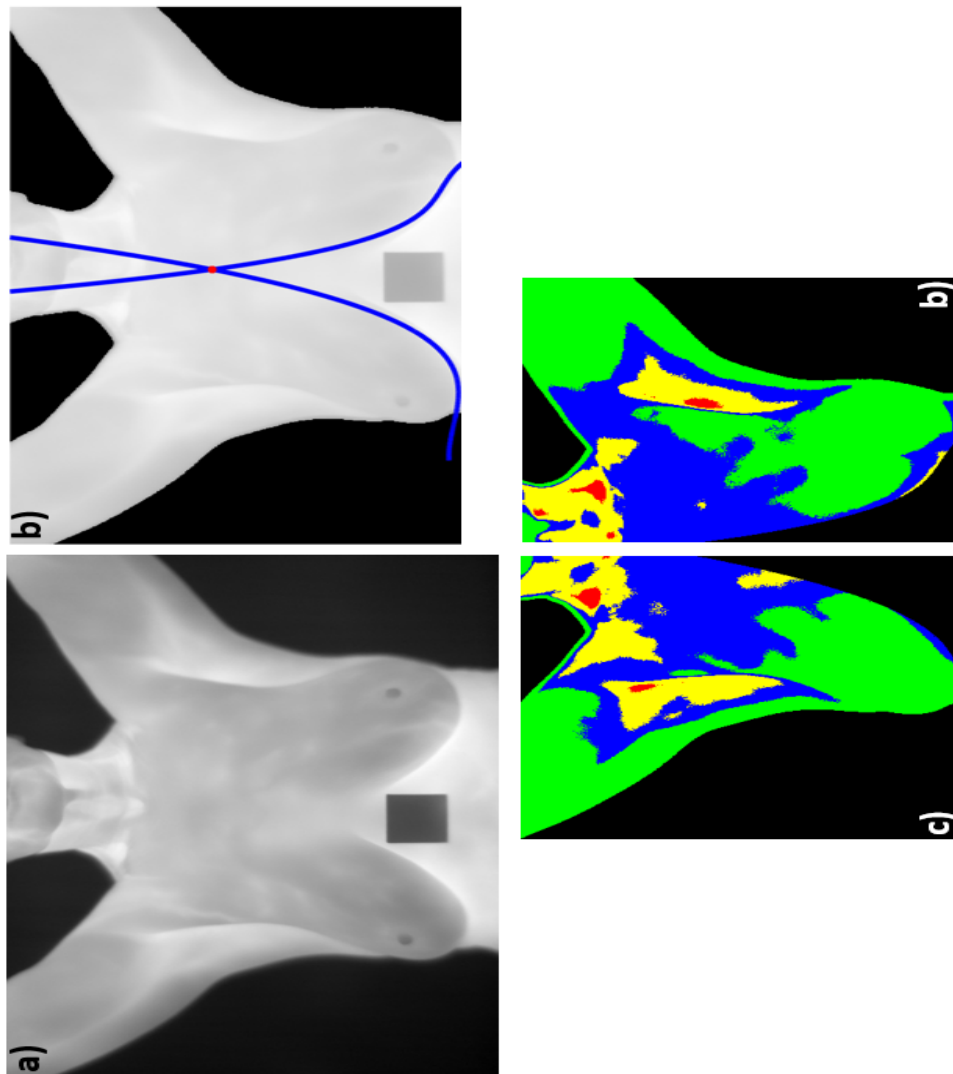


Figura 5.11: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) Existe simetría térmica. 2) Hay $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ que no pertenece a la ROI, etiquetado en color ROJO.

5. Resultados

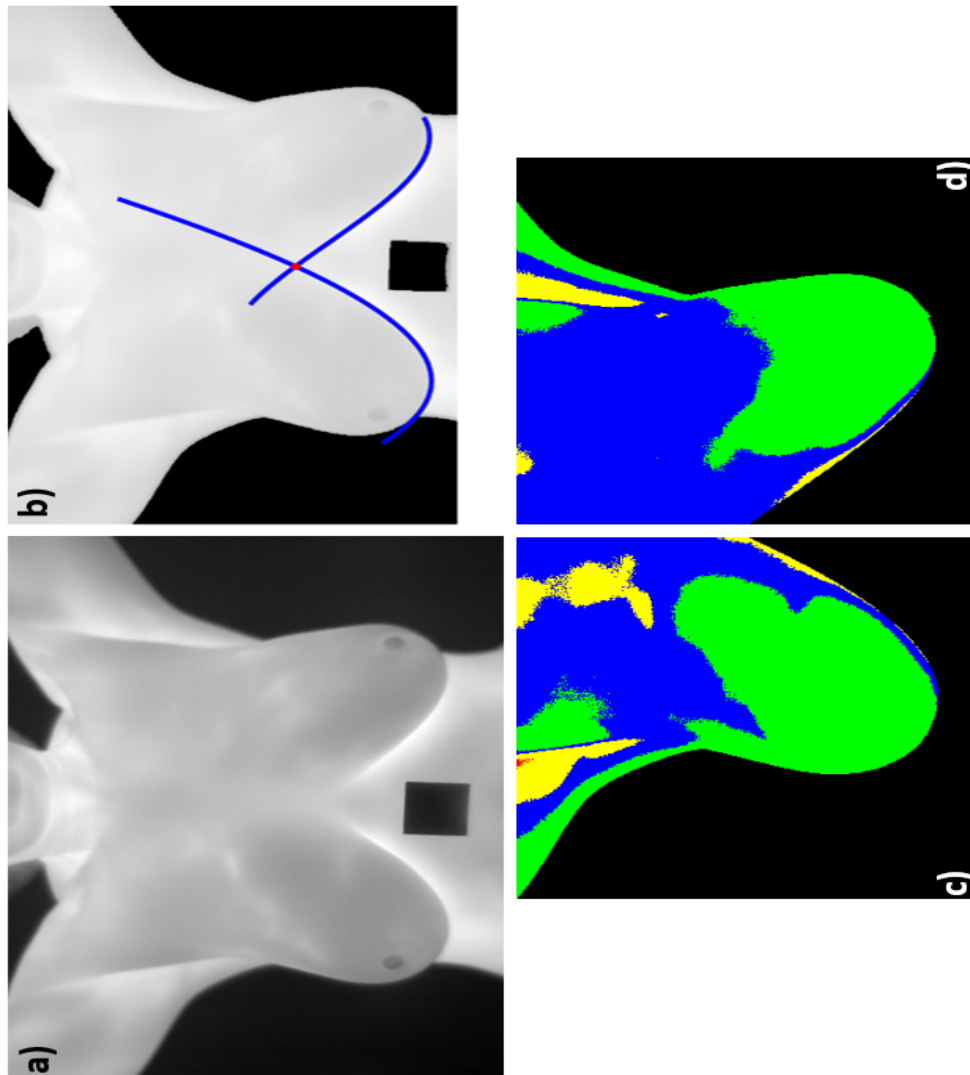


Figura 5.12: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) Existen cambios de temperatura entre $1.5^{\circ}C \leq \Delta t_{máx} \leq 3^{\circ}C$ en la ROI, etiquetado en color AMARILLO.

5. Resultados

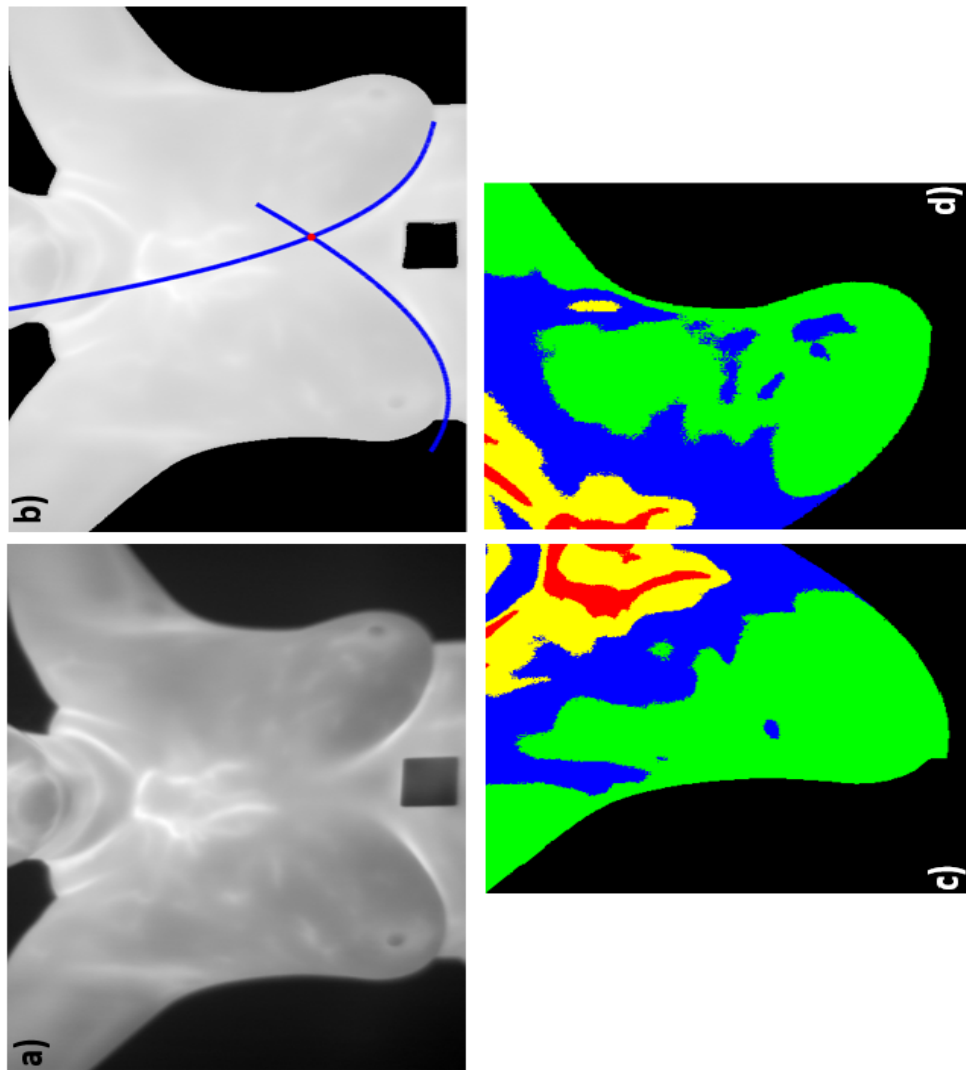


Figura 5.13: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) Existe alta simetría térmica. 2) Hay $\Delta t_{máx} > 3^{\circ}C$ que no pertenece a la ROI, etiquetado en color ROJO.

5.2. Termogramas etiquetados como enfermos en la base de datos DMR

En las siguientes Figs. 5.14-5.26 se muestran los resultados del método de Segmentación semiautomática de termogramas mamarios para la detección de posibles lesiones.

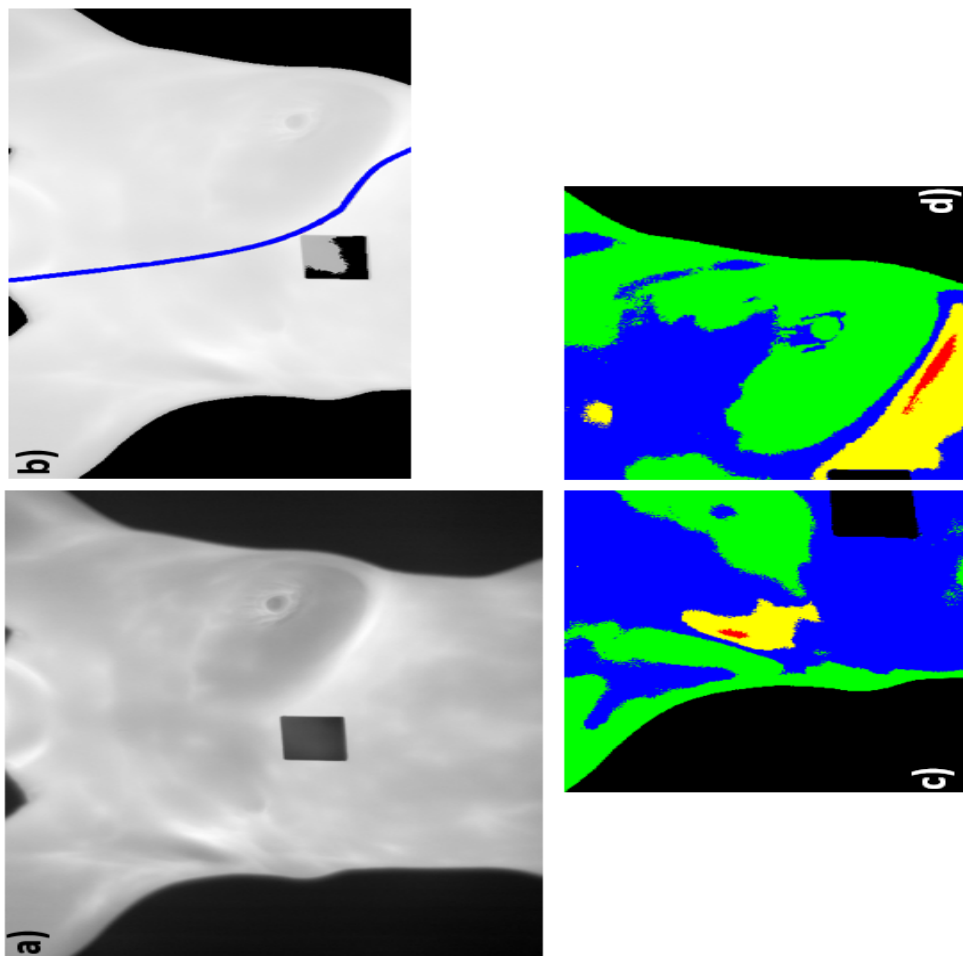


Figura 5.14: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.

5. Resultados

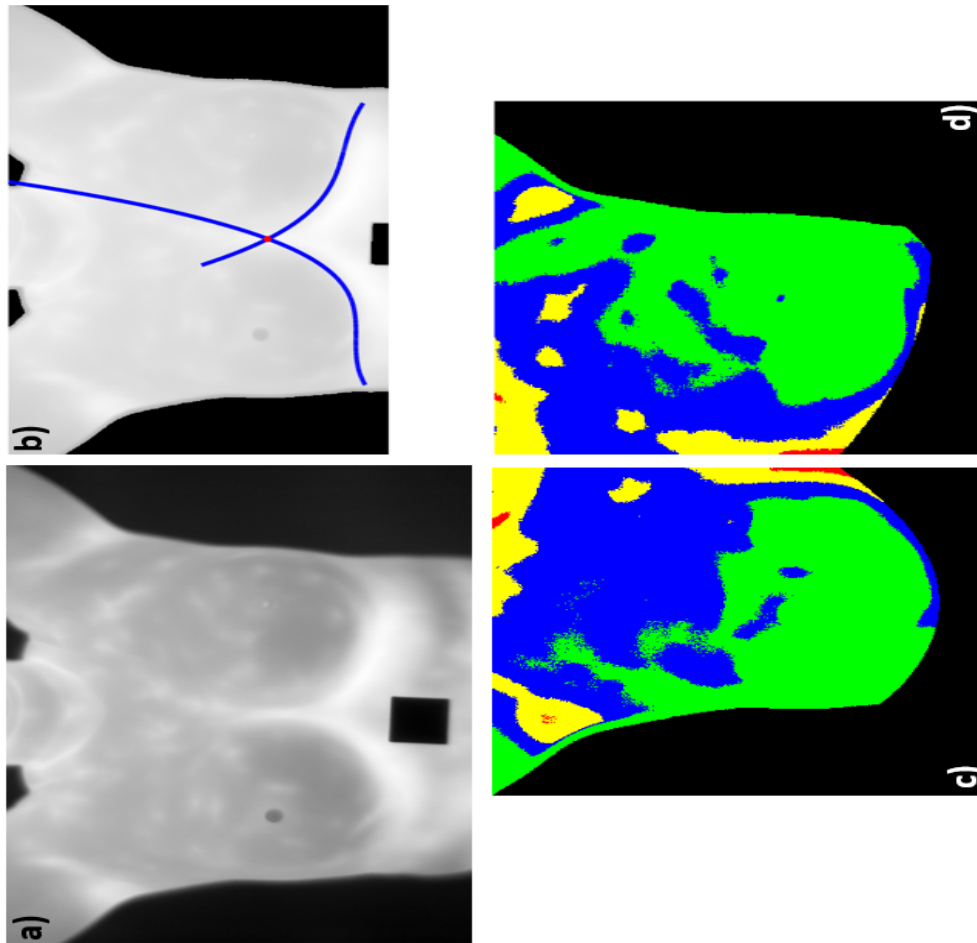


Figura 5.15: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existen cambios de temperatura entre $1.5^{\circ}C \leq \Delta t_{m\acute{a}x} \leq 3^{\circ}C$ en la ROI, etiquetado en color AMARILLO.

5. Resultados

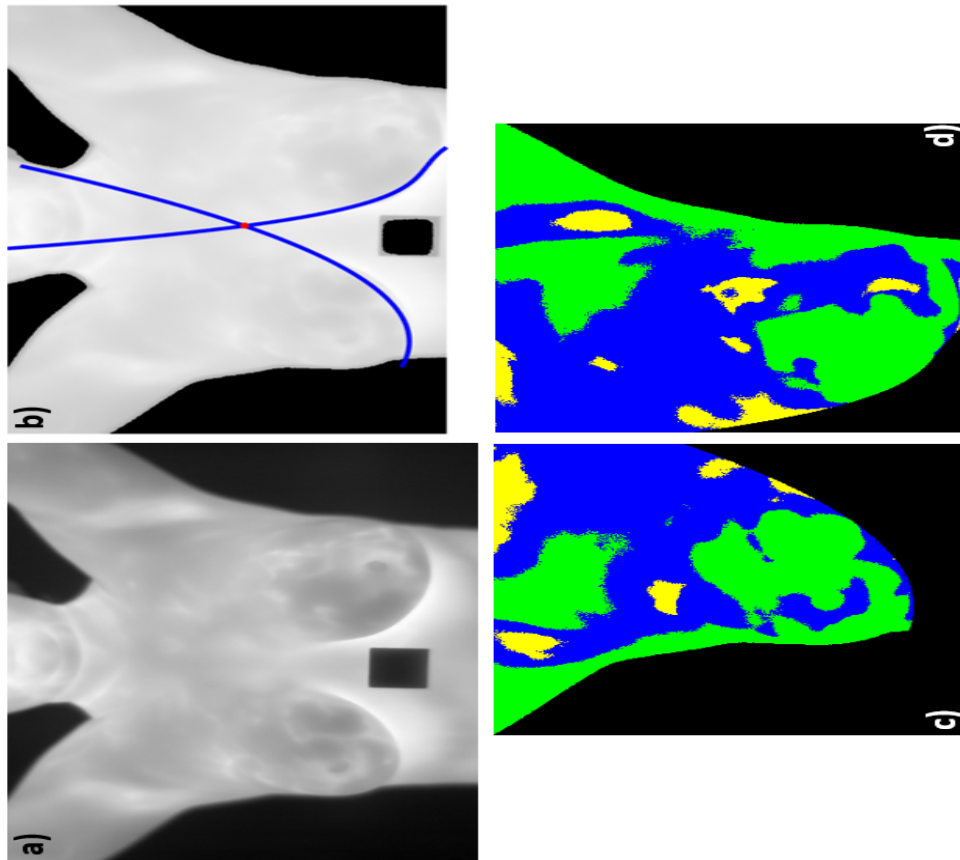


Figura 5.16: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. Termograma etiquetado como ENFERMO. En base al mapa de incrementos de temperatura. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existen cambios de temperatura entre $1,5^{\circ}C \leq \Delta t_{m\acute{a}x} \leq 3^{\circ}C$ en la ROI, etiquetado en color AMARILLO.

5. Resultados

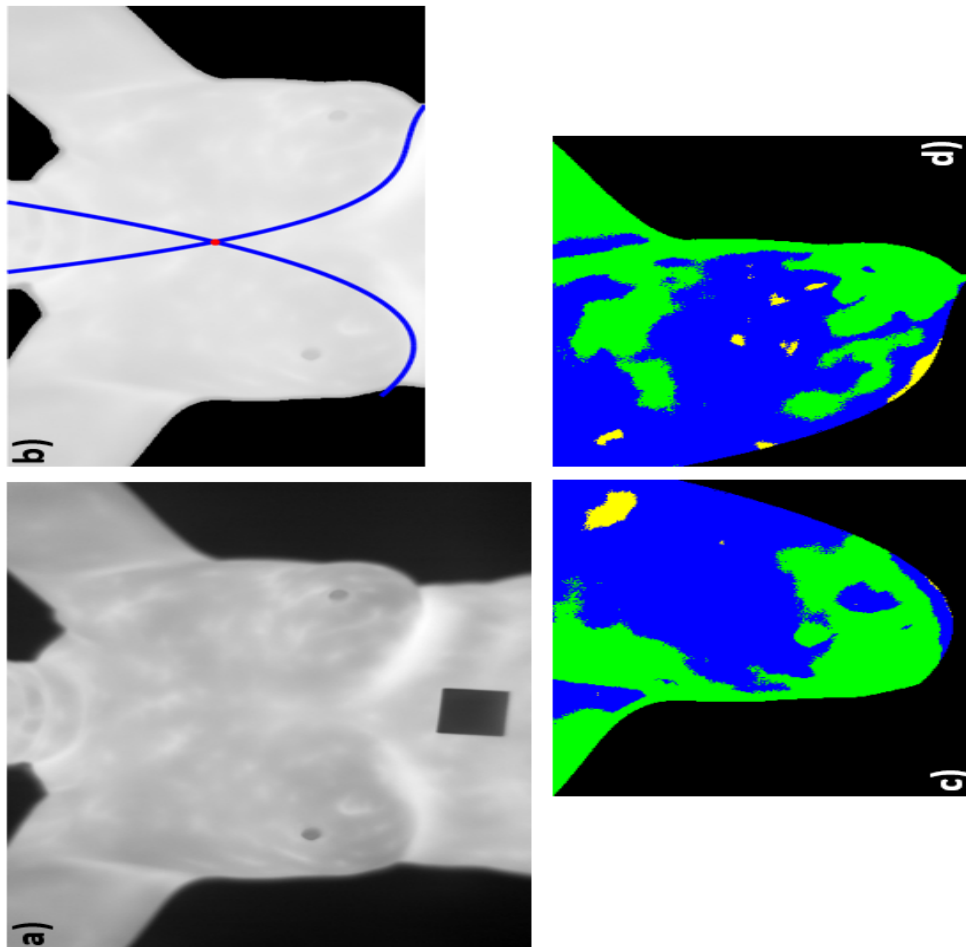


Figura 5.17: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existen cambios de temperatura entre $1.5^{\circ}C \leq \Delta t_{máx} \leq 3^{\circ}C$ en la ROI, etiquetado en color AMARILLO..

5. Resultados

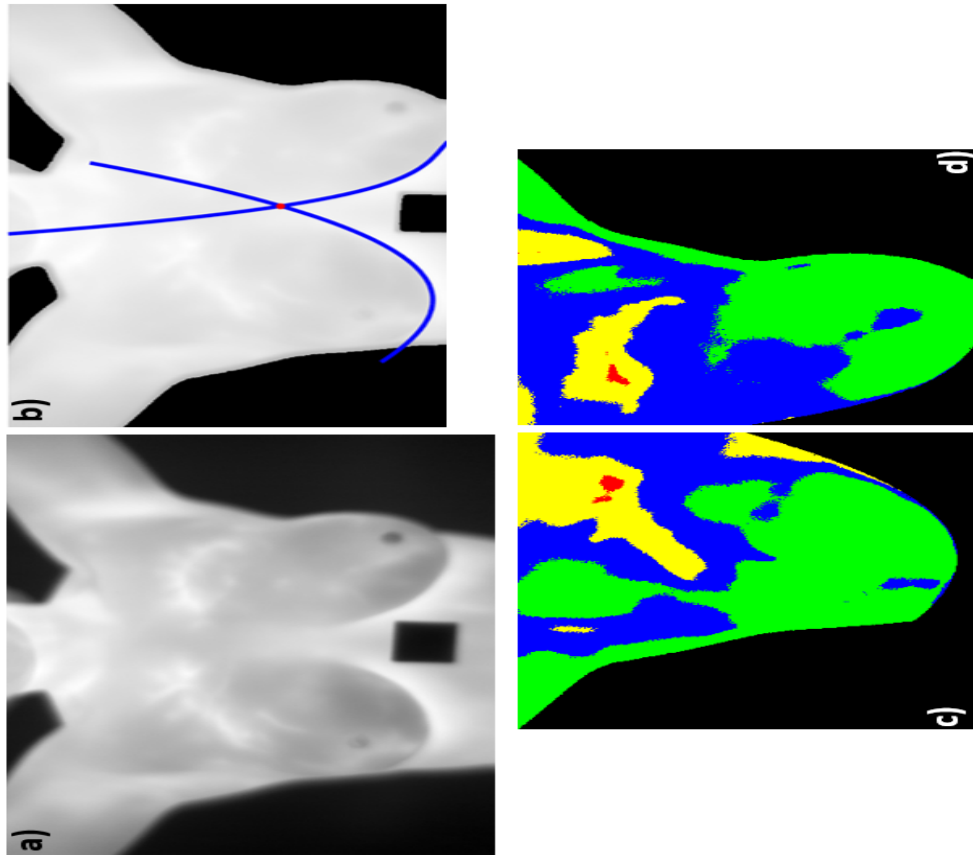


Figura 5.18: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existen cambios de temperatura $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ en la ROI, etiquetado en color ROJO.

5. Resultados

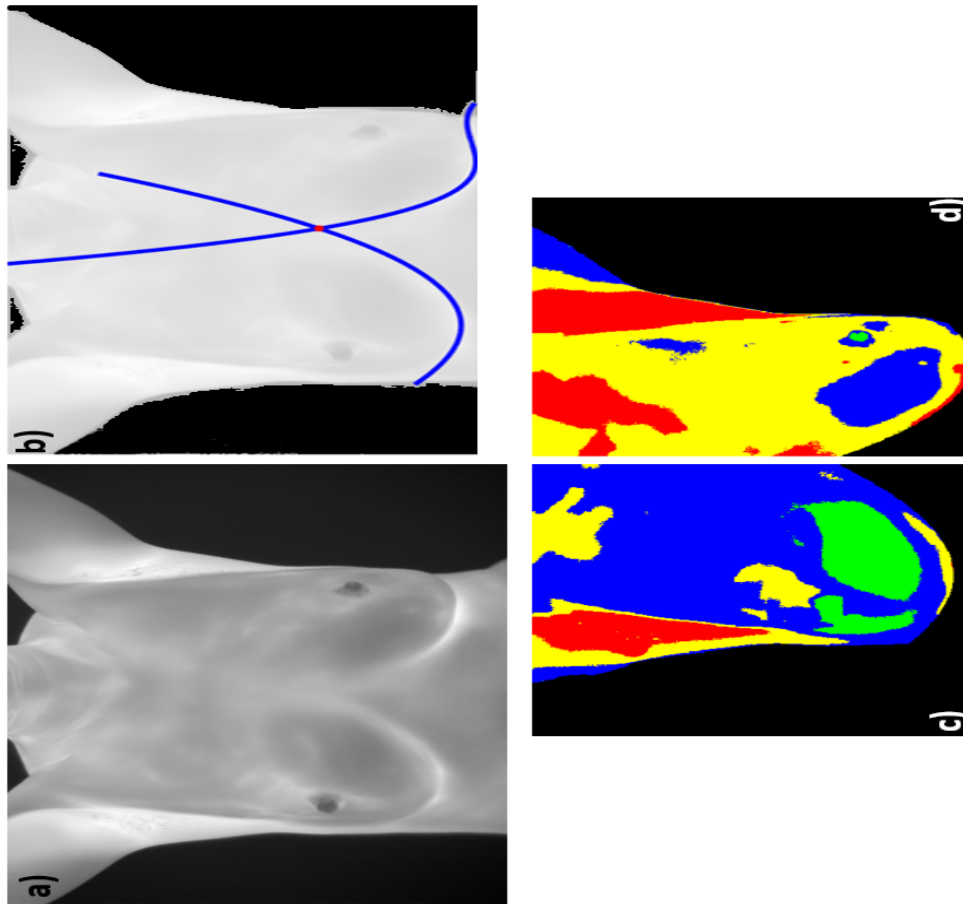


Figura 5.19: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existen cambios de temperatura $\Delta t_{máx} > 3^{\circ}C$ en la ROI, etiquetado en color ROJO.

5. Resultados

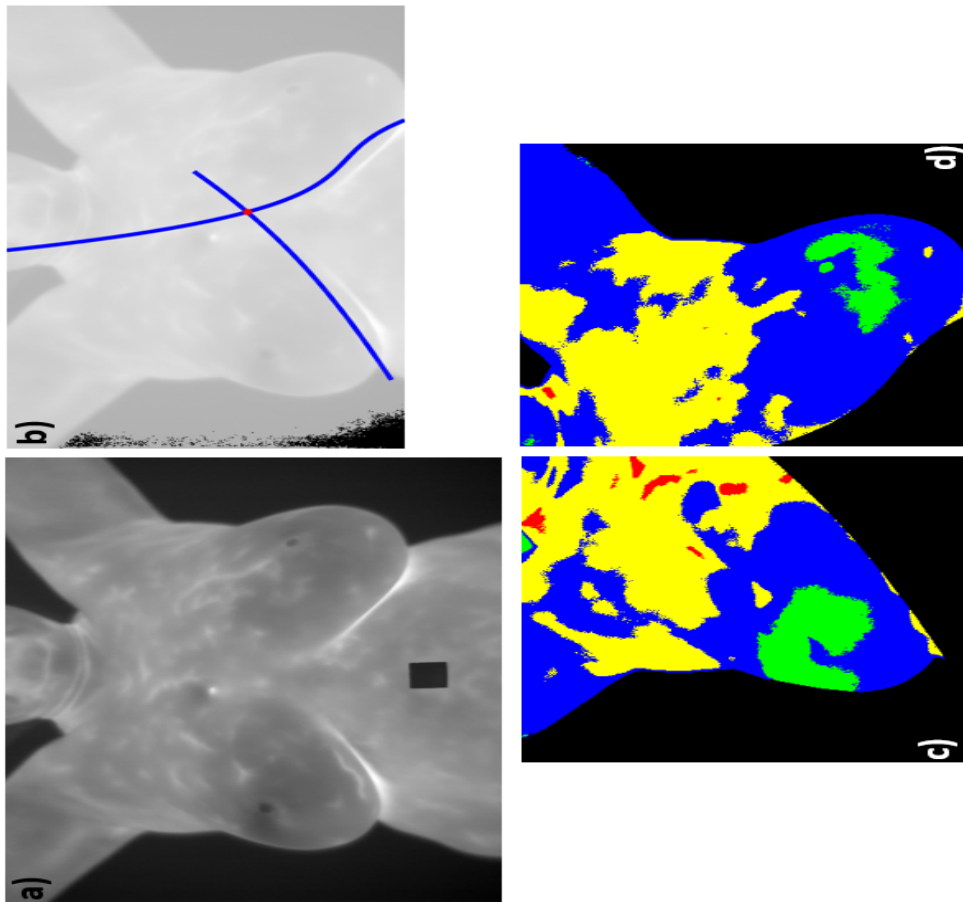


Figura 5.20: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existen cambios de temperatura $\Delta t_{máx} > 3^{\circ}C$ en la ROI, etiquetado en color ROJO.

5. Resultados

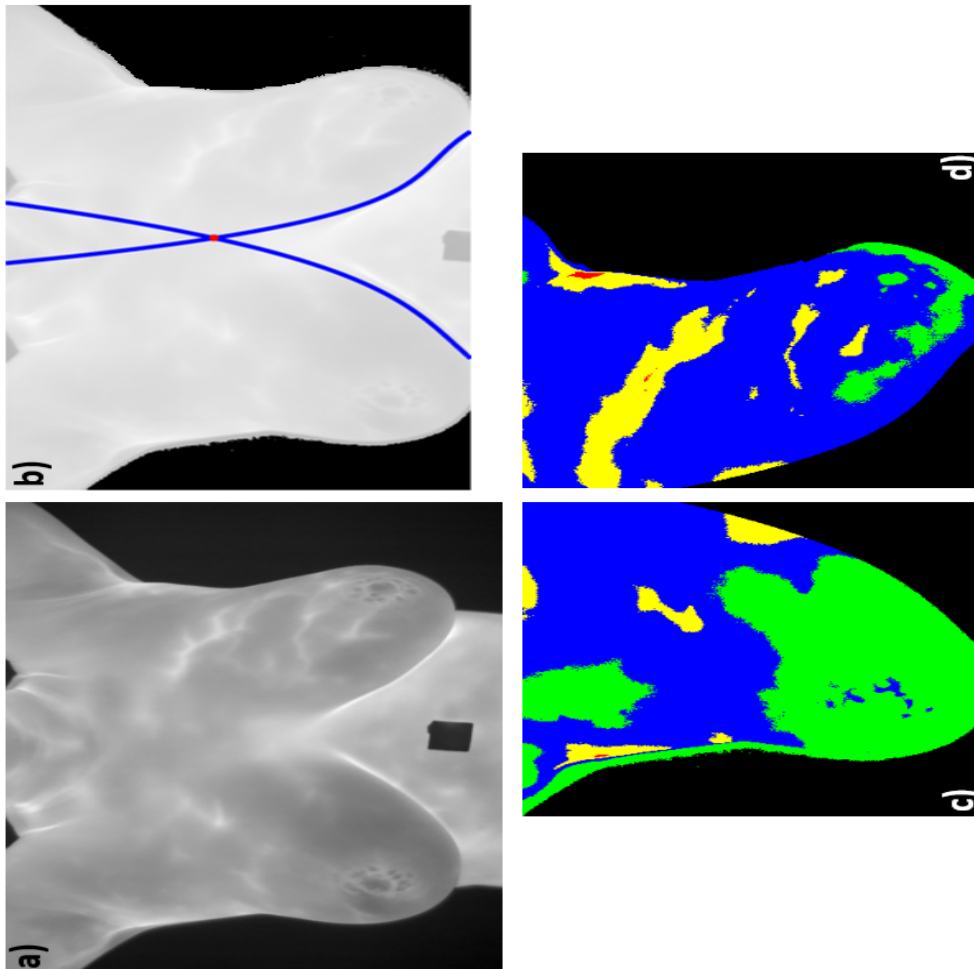


Figura 5.21: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existen cambios de temperatura $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ en la ROI, etiquetado en color ROJO.

5. Resultados

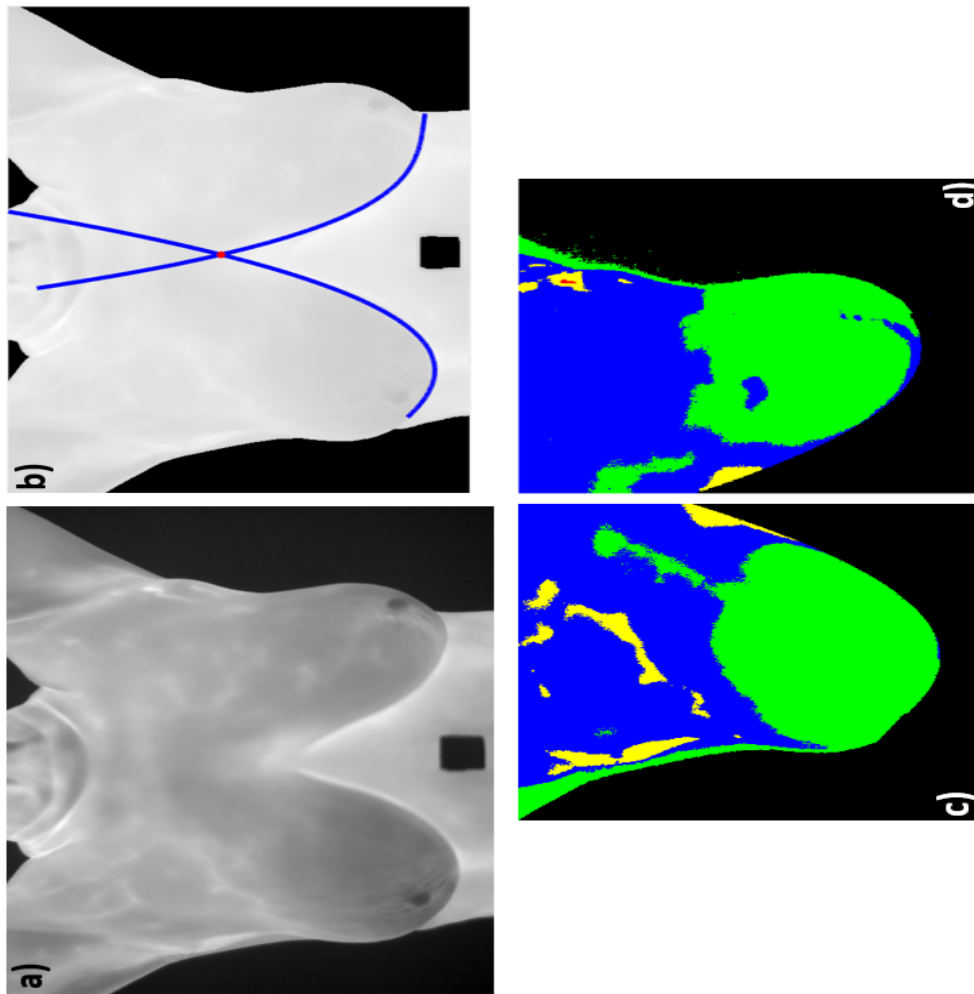


Figura 5.22: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existen cambios de temperatura entre $1.5^{\circ}C \leq \Delta t_{máx} \leq 3^{\circ}C$ en la ROI, etiquetado en color AMARILLO.

5. Resultados

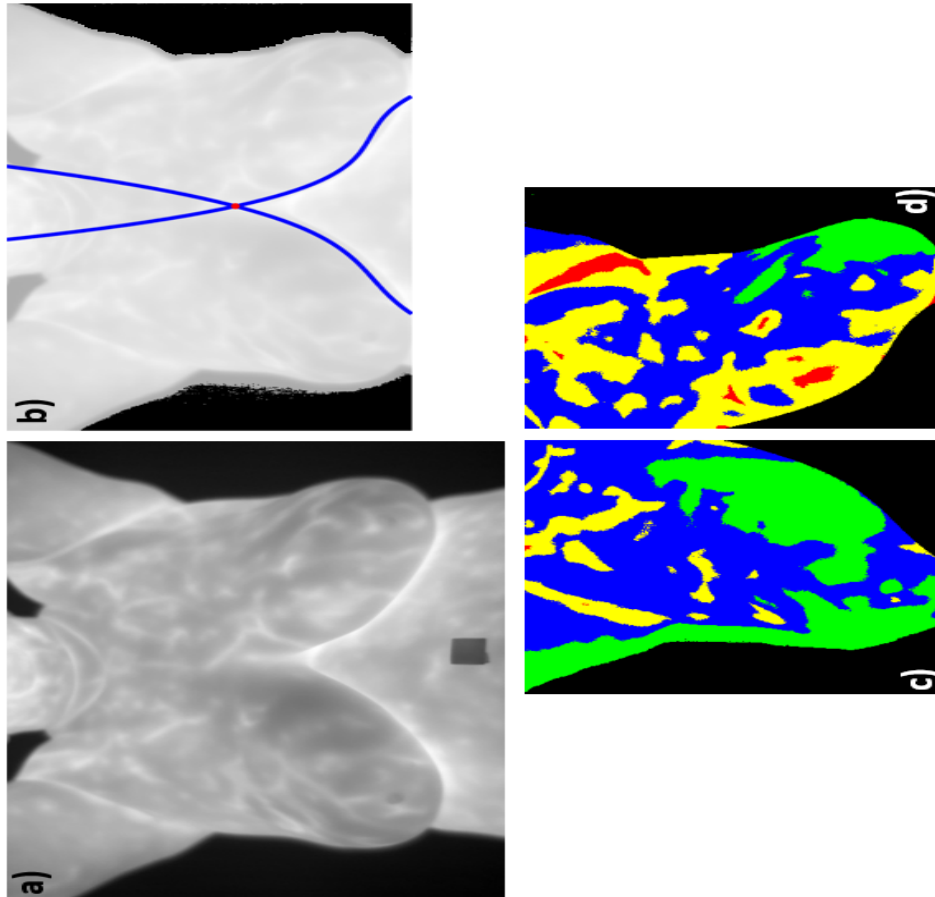


Figura 5.23: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existen cambios de temperatura $\Delta t_{máx} > 3^{\circ}C$ en la ROI, etiquetado en color ROJO.

5. Resultados

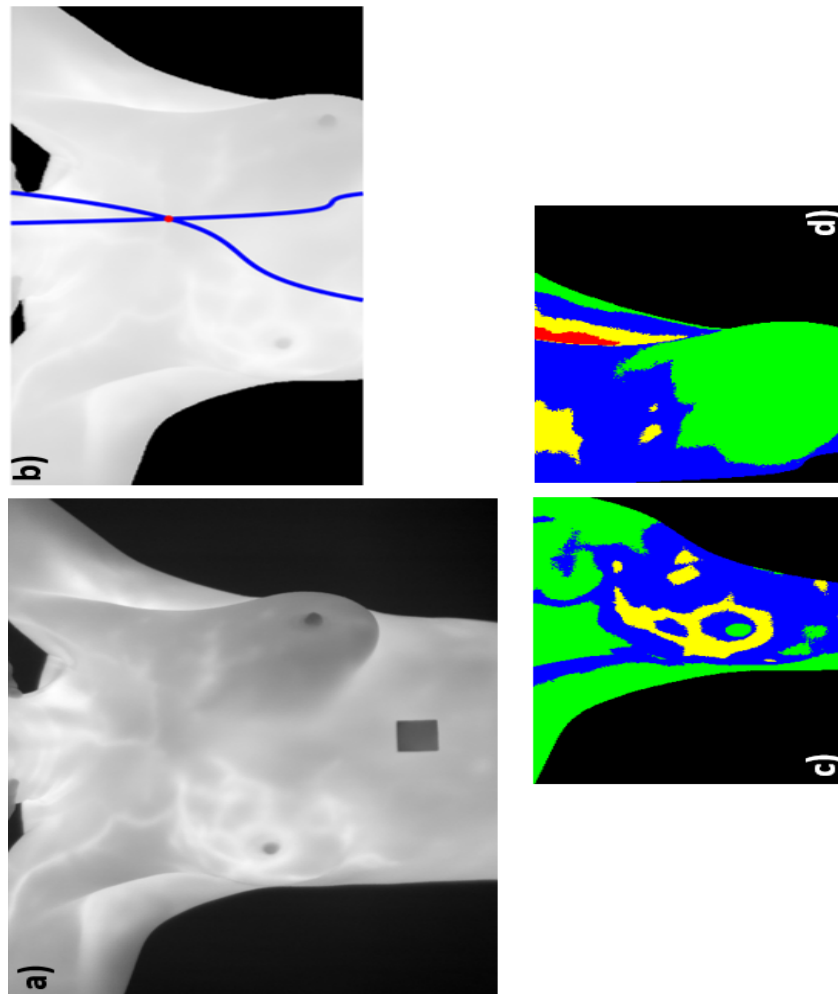


Figura 5.24: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existen cambios de temperatura entre $1.5^{\circ}C \leq \Delta t_{máx} \leq 3^{\circ}C$ en la ROI, etiquetado en color AMARILLO..

5. Resultados

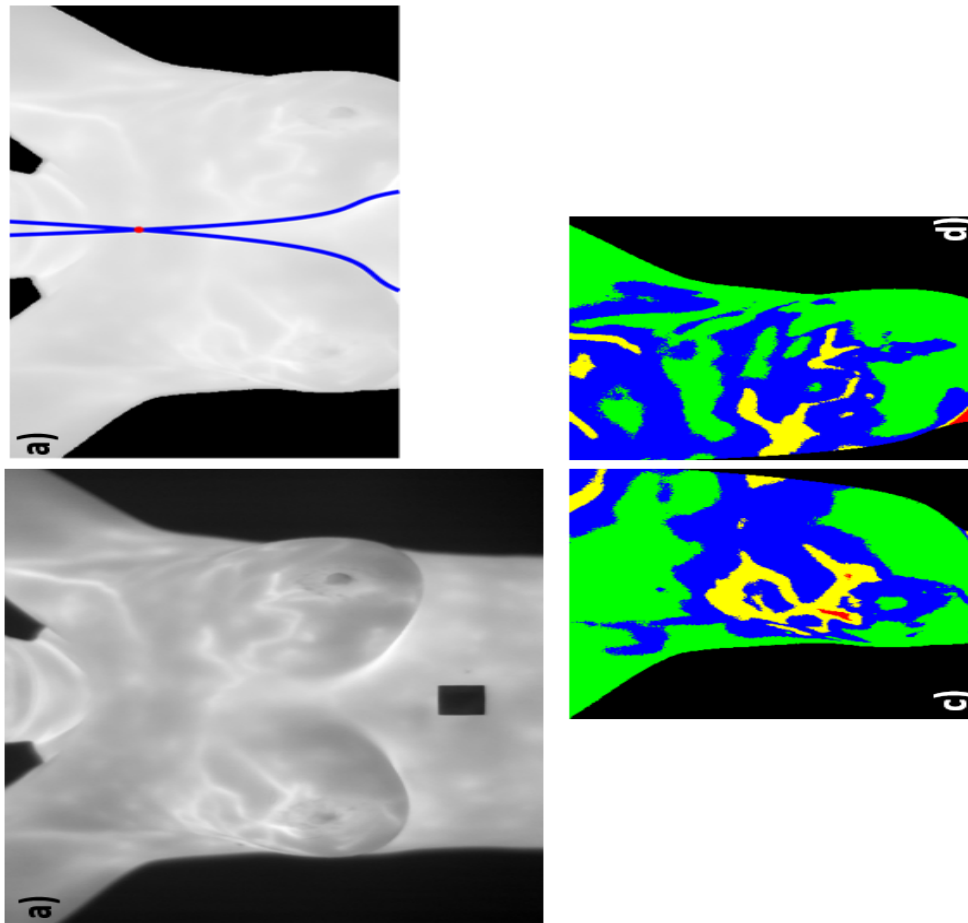


Figura 5.25: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existen cambios de temperatura $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ en la ROI, etiquetado en color ROJO.

5. Resultados

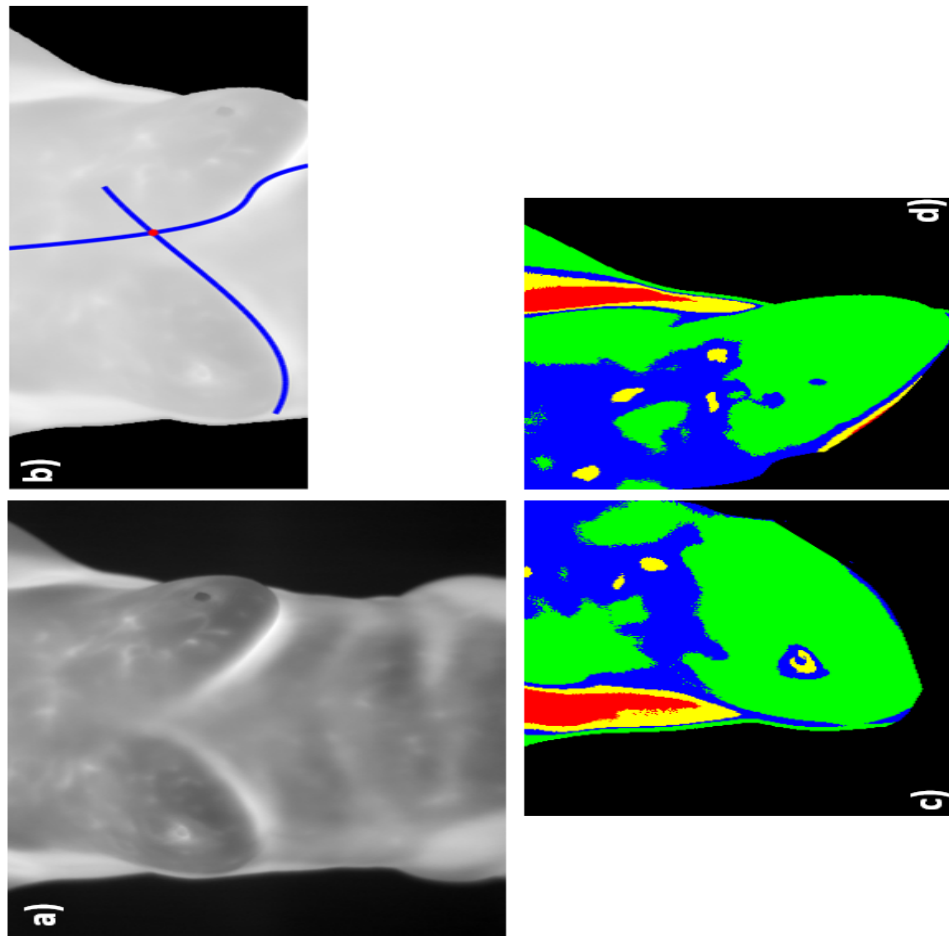


Figura 5.26: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existen cambios de temperatura entre $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ en la ROI, etiquetado en color ROJO.

5. Resultados

5.3. Extracción de características clásicas

La extracción de características es una fase importante en el análisis de los termogramas de mama. Se ha reportado en la literatura que, los datos estadísticos extraídos pertenecientes a la ROI de cada termograma permiten cuantificar los patrones térmicos simétricos y asimétricos de los senos [39].

En la Fig. 5.27 se grafica la temperatura promedio de la ROI de cada termograma. Las curvas pertenecientes a las imágenes de termogramas normales y anormales se cruzan. Por lo que, este descriptor no será considerado en la clasificación.

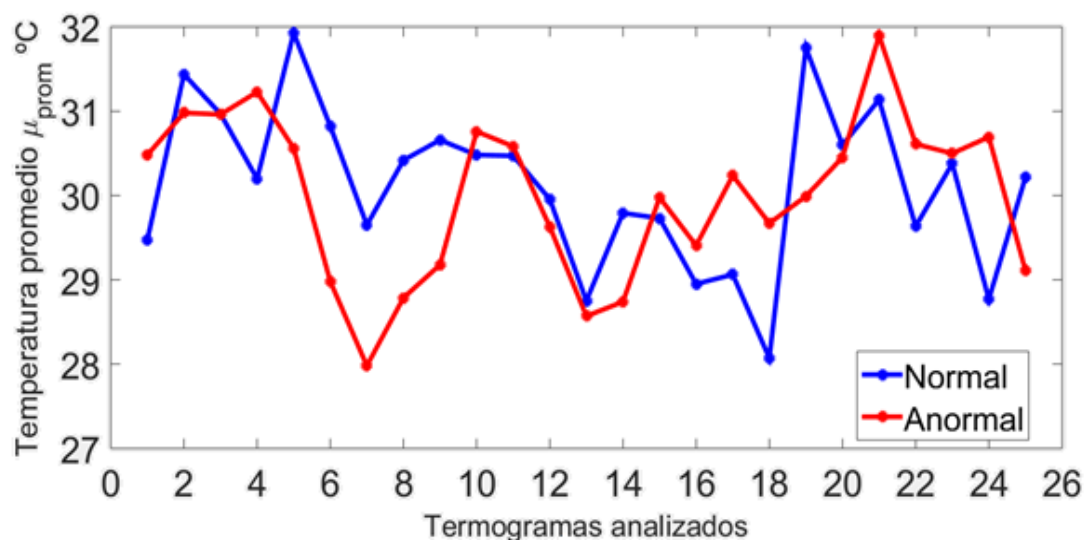


Figura 5.27: Temperatura promedio de la ROI μ_{prom} , de los 50 termogramas analizados separados por termogramas normales y anormales.

En las Figs. 5.29, 5.30, 5.31 y 5.32 se grafica la desviación estándar, el 90 percentil, la energía y la varianza de la ROI de cada termograma. Las curvas pertenecientes a las imágenes de termogramas normales y anormales se cruzan. Por lo que, este descriptor no será considerado en la clasificación.

5. Resultados

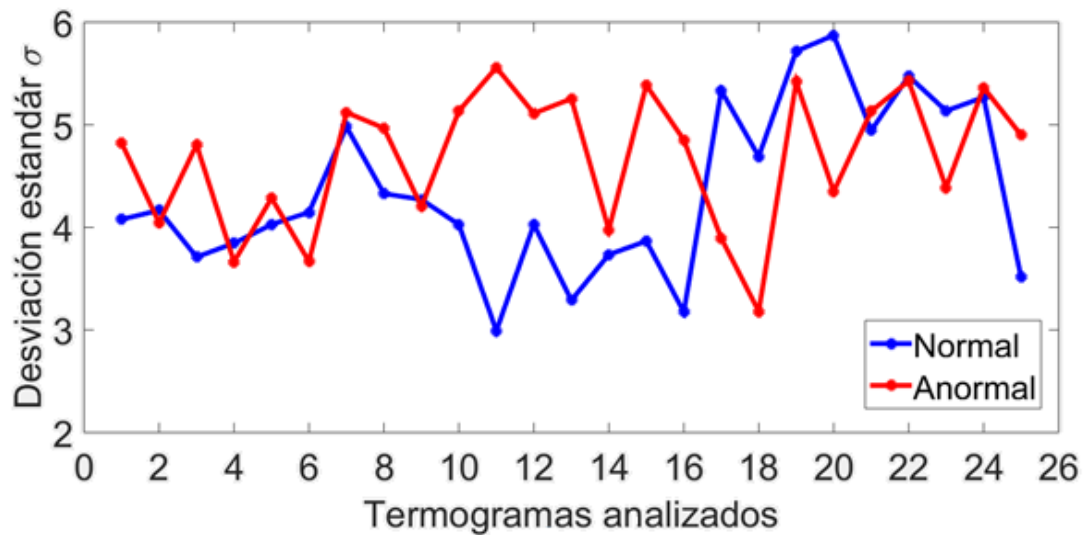


Figura 5.28: Desviación estándar de los 50 termogramas analizados separados por termogramas normales y anormales.

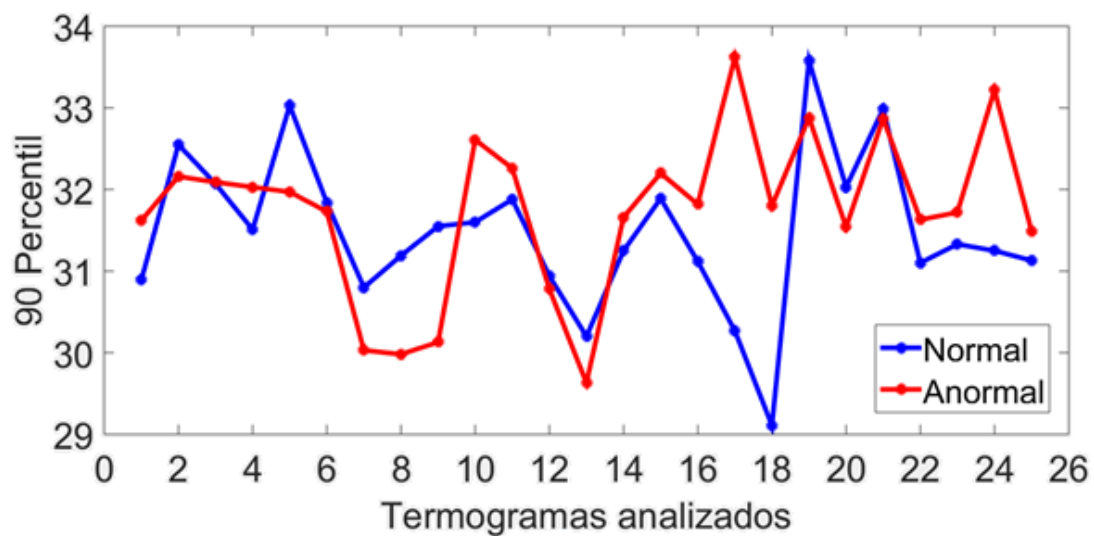


Figura 5.29: 90 percentil de los 50 termogramas analizados separados por termogramas normales y anormales.

5. Resultados

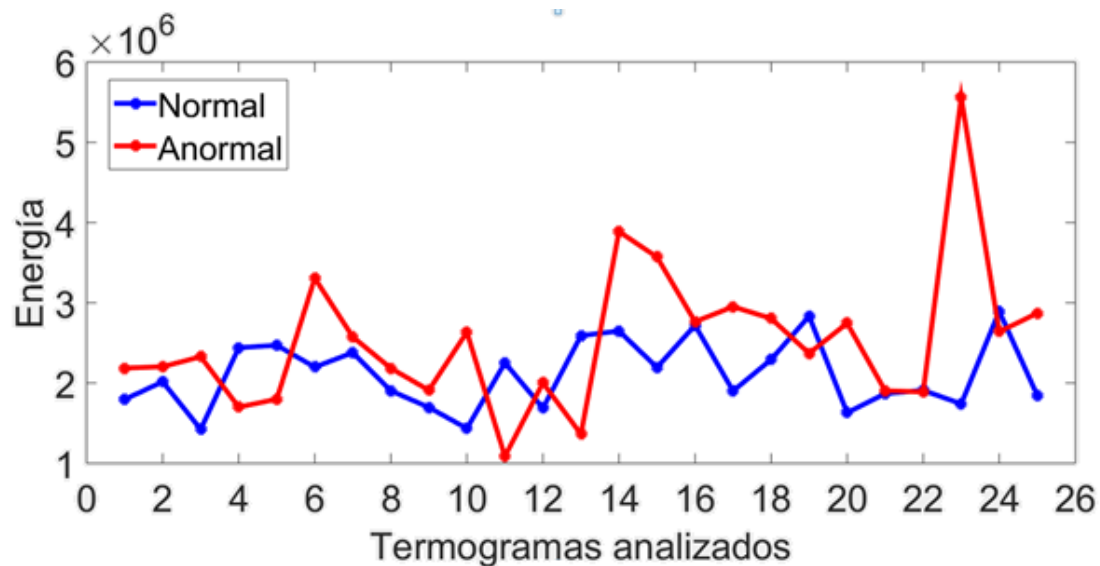


Figura 5.30: Valor de energía de los 50 termogramas analizados separados por termogramas normales y anormales.

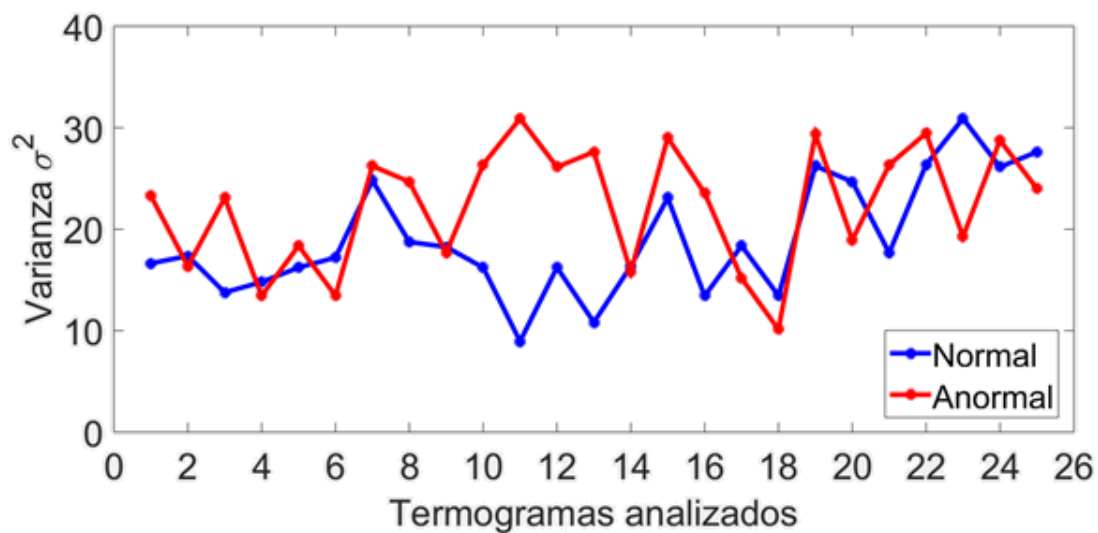


Figura 5.31: Varianza de los 50 termogramas analizados separados por termogramas normales y anormales.

5. Resultados

5.4. Temperatura promedio de regiones de la ROI que presentan $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$

Mediante la agrupación de patrones térmicos para destacar aquella región que pudiera estar ligada a una lesión mamaria, se obtuvo la temperatura promedio de la región de la ROI que presentan $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ en las mamas derecha e izquierda. Se realiza la comparación térmica como se muestra en la Fig. 5.32.

Es importante resaltar que los termogramas etiquetados como sanos en la base de datos DMR, el resultado de clasificación mediante la agrupación del patrón térmico es del 68 %. Para los termogramas etiquetados como enfermos se obtuvo el 68 % de clasificación presentan regiones con incrementos de temperatura de $3^{\circ}C$.

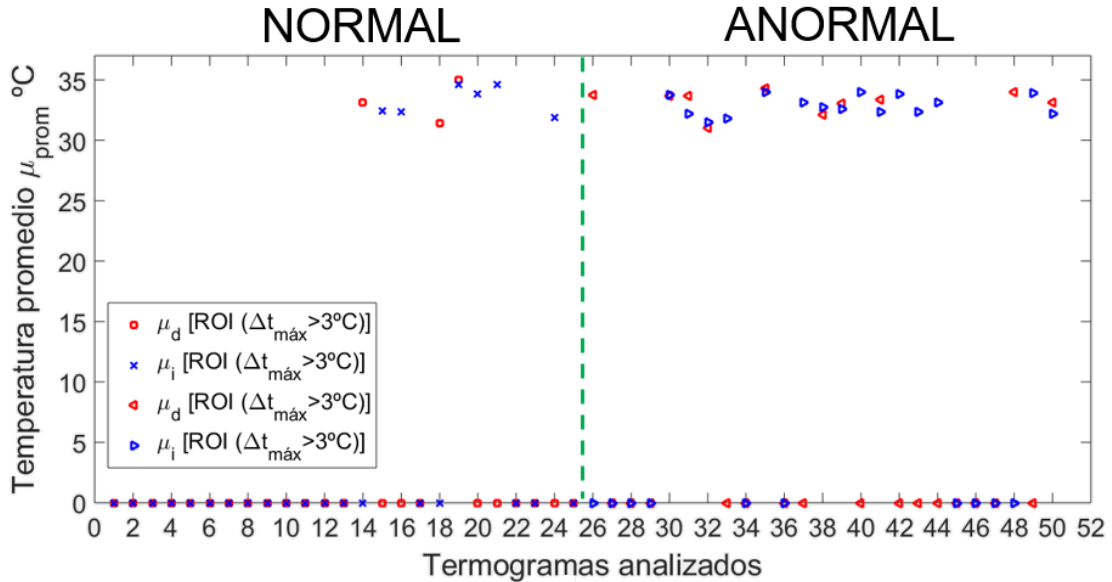


Figura 5.32: Temperatura promedio de la región que presenta cambios de temperatura $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ respecto a μ_{prom} , de los 50 termogramas analizados separados por termogramas normales y anormales.

También se observa que en los termogramas 17, 22, 23, 25, 27, 28, 29, 34, 36, 45, 46 y 47 no existen regiones con $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ dentro de los cuadrantes de mayor probabilidad de aparición de algún tipo de lesión.

5. Resultados

Como se puede observar en la Fig. 5.33, los termogramas 15, 16, 20, 21, 24, 40, 42, 43, 44, 49 y 50 son los que presentan una mayor variación en temperatura entre las dos mamas.

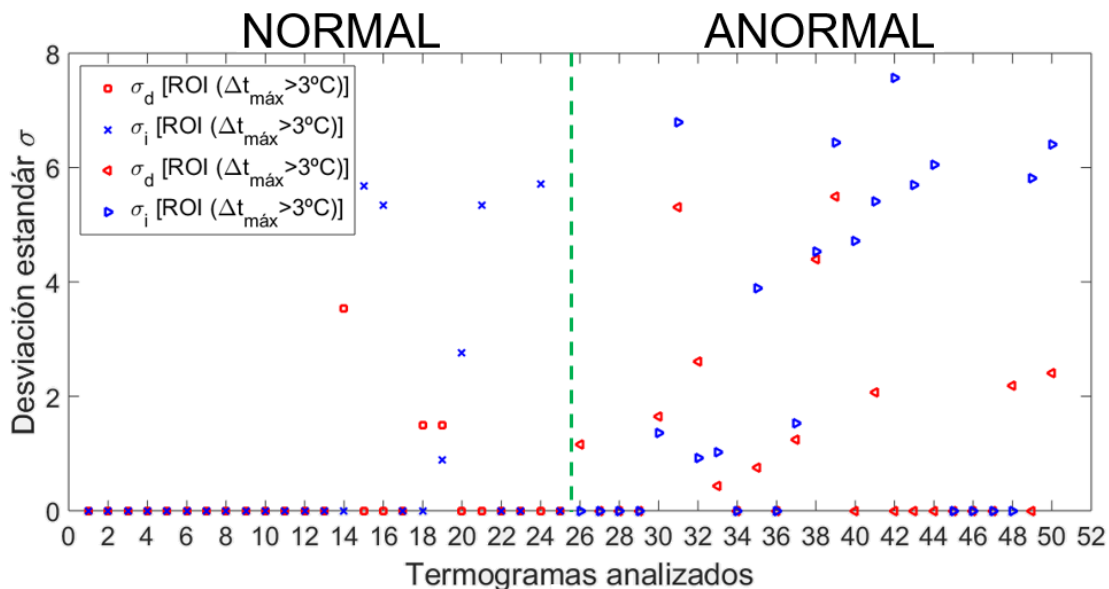


Figura 5.33: Desviación estándar de la región que presenta cambios de temperatura $\Delta t_{máx} > 3^{\circ}C$ respecto a μ_{prom} , de los 50 termogramas analizados separados por termogramas normales y anormales.

Como se puede observar en la Fig. 5.34, en los termogramas 14, 18, 48 y 26 el 90% de sus temperaturas están por debajo de $34.9^{\circ}C$ para la mama izquierda. A diferencia de la mama derecha en la cual no existen $\Delta t_{máx} > 3^{\circ}C$. En los termogramas 15, 16, 20, 21, 24, 40, 42, 44 y 49 el 90% de sus temperaturas están por debajo de $34.9^{\circ}C$ para la mama derecha, ya que, en la mama izquierda no existen $\Delta t_{máx} > 3^{\circ}C$.

5. Resultados

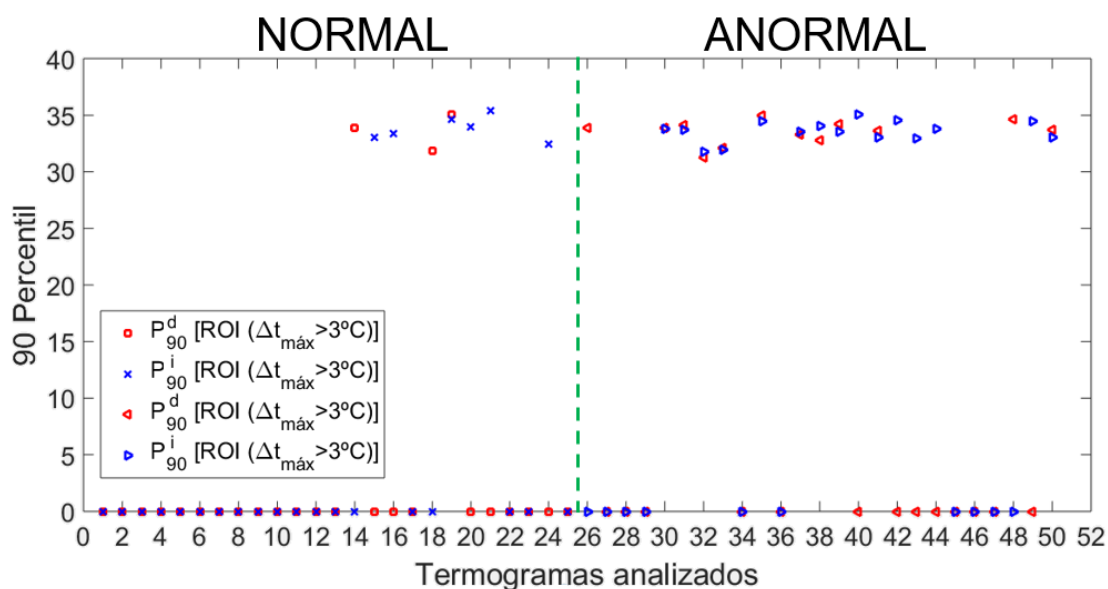


Figura 5.34: 90 percentil de la regi3n que presenta cambios de temperatura $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^\circ C$ respecto a μ_{prom} , de los 50 termogramas analizados separados por termogramas normales y anormales.

Como se puede observar en la Fig. 5.35, en los termogramas 15, 21, 24, 41, 42, 43, 44 y 49 se encuentra la mayor varianza entre las mamas derecha e izquierda. Lo anterior es un **indicador de asimetría t3rmica**.

En la Fig. 5.36, el termograma 42 presenta una mayor variaci3n en temperatura entre las dos mamas. Lo anterior es un **indicador de asimetría t3rmica**.

5. Resultados

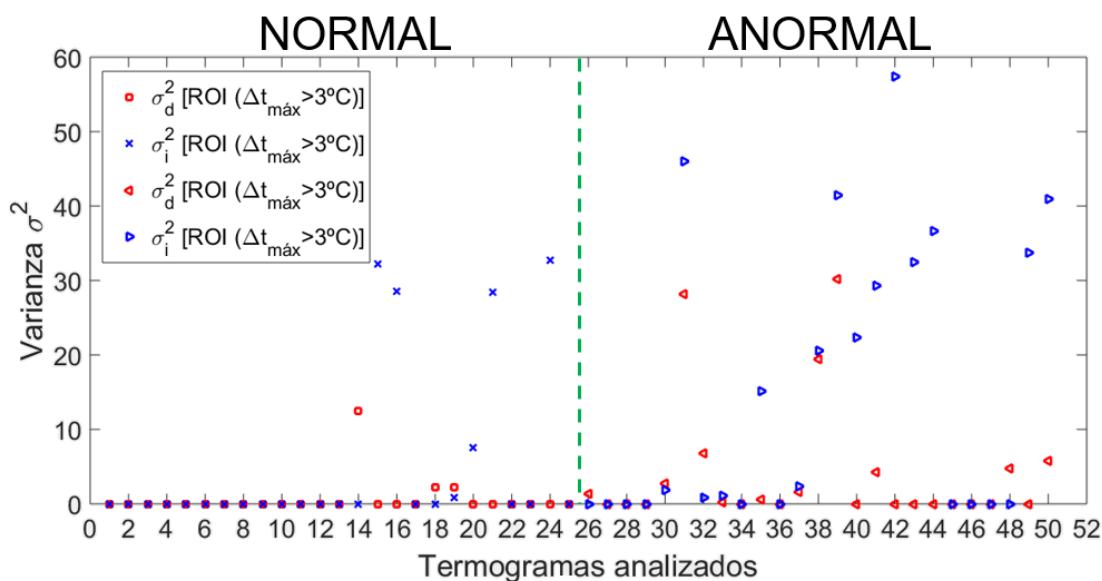


Figura 5.35: Varianza de la región que presenta cambios de temperatura $\Delta t_{máx} > 3^{\circ}C$ respecto a μ_{prom} , de los 50 termogramas analizados separados por termogramas normales y anormales.

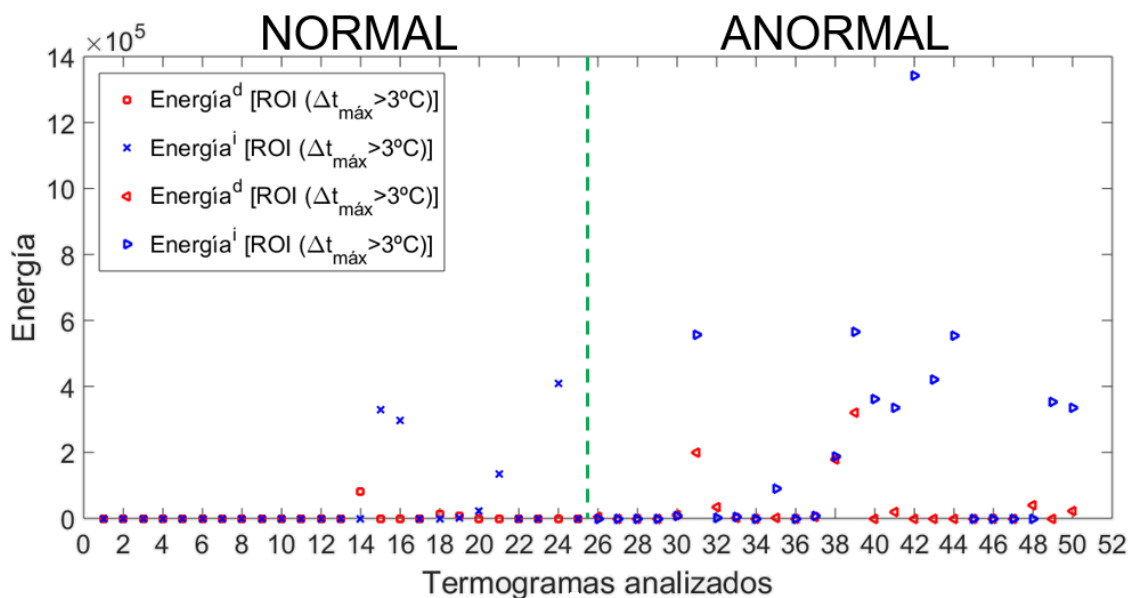


Figura 5.36: Valor de energía de la región que presenta cambios de temperatura $\Delta t_{máx} > 3^{\circ}C$ respecto a μ_{prom} , de los 50 termogramas analizados separados por termogramas normales y anormales.

5. Resultados

5.5. Temperatura promedio de regiones de la ROI que presentan $1.5^{\circ}C \leq \Delta t_{m\acute{a}x} \leq 3^{\circ}C$

Mediante la agrupación de patrones térmicos para destacar aquella región que pudiera estar ligada a una lesión mamaria, se obtuvo la temperatura promedio de la región de la ROI que presentan $1.5^{\circ}C \leq \Delta t_{m\acute{a}x} \leq 3^{\circ}C$ en las mamas derecha e izquierda. Se realiza la comparación térmica como se muestra en la Fig. 5.37.

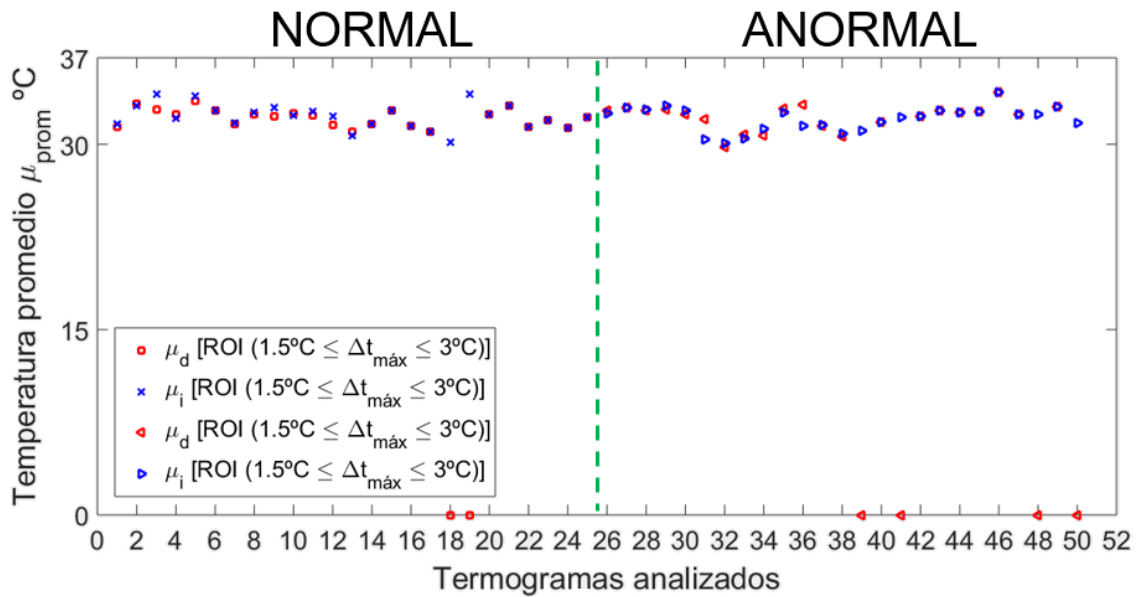


Figura 5.37: Temperatura promedio de la región con cambios de temperatura entre $1.5^{\circ}C \leq \Delta t_{m\acute{a}x} \leq 3^{\circ}C$ respecto a μ_{prom} , de los 50 termogramas analizados separados por termogramas normales y anormales.

Los termogramas 18, 19, 39, 41, 48 y 50 presentan promedios de temperatura distintos entre cada una de las mamas. Lo que indica una mayor asimetría térmica entre cada una de las mamas. En la mama derecha de los termogramas mencionados no existen regiones con $1.5^{\circ}C \leq \Delta t_{m\acute{a}x} \leq 3^{\circ}C$ dentro de los cuadrantes de mayor probabilidad de aparición de algún tipo de lesión.

5. Resultados

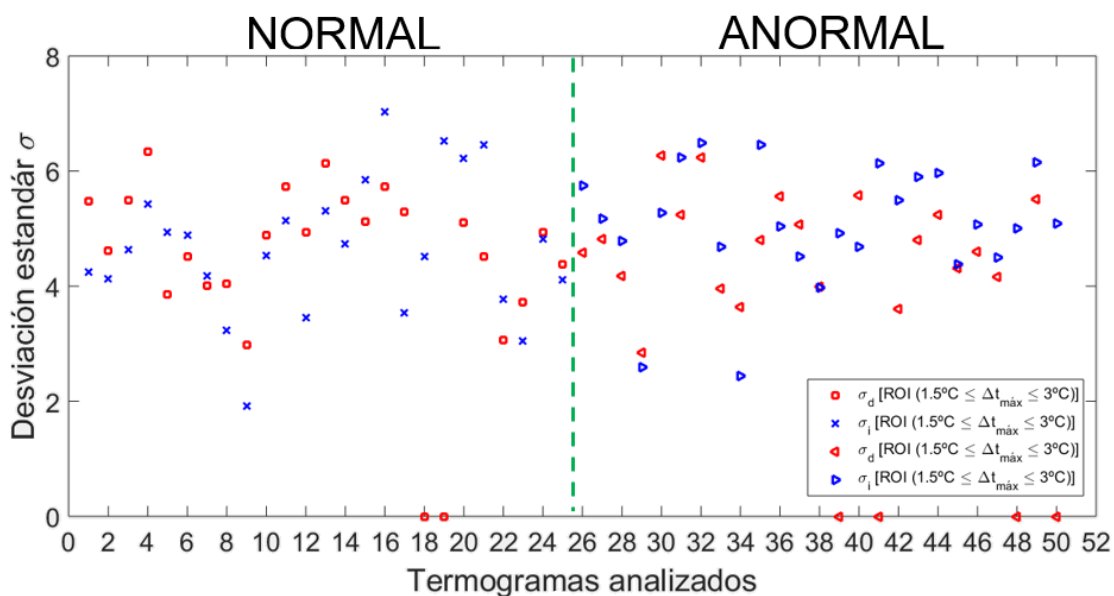


Figura 5.38: Desviación estándar de la región con cambios de temperatura entre $1,5^{\circ}C \leq \Delta t_{máx} \leq 3^{\circ}C$ respecto a μ_{prom} , de los 50 termogramas analizados separados por termogramas normales y anormales.

Como se puede observar en la Fig. 5.38, en los termogramas 18, 19, 31, 32, 39, 41, 48 y 50 presentan la mayor **asimetría térmica**. Ya que, en la mama derecha de los termogramas mencionados no existen regiones con $1,5^{\circ}C \leq \Delta t_{máx} \leq 3^{\circ}C$ dentro de los cuadrantes de mayor probabilidad de aparición de algún tipo de lesión.

5. Resultados

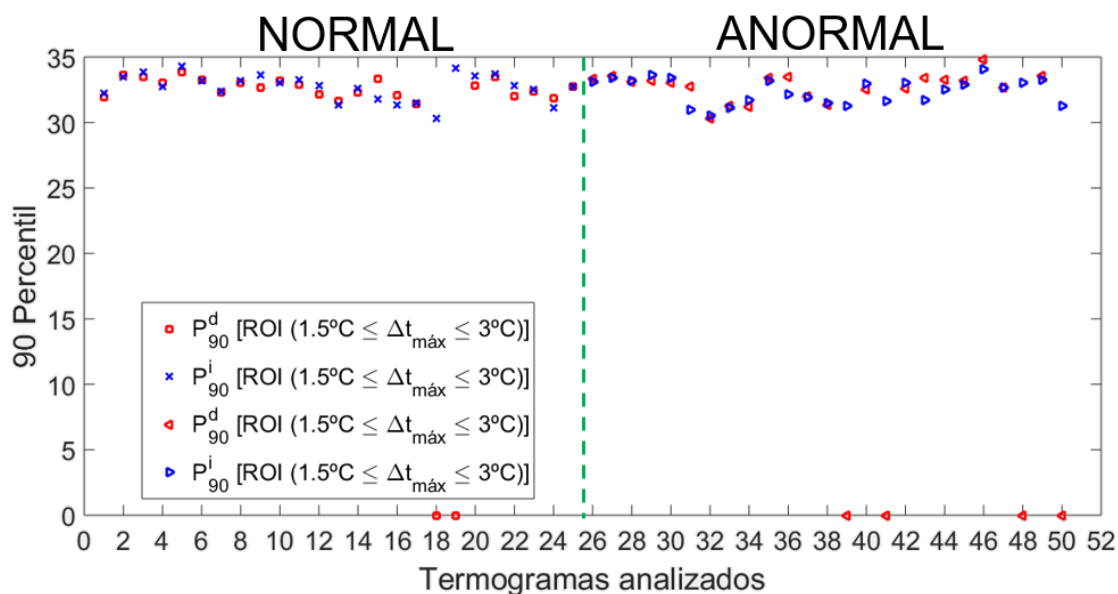


Figura 5.39: 90 percentil de la región con cambios de temperatura entre $1,5^{\circ}C \leq \Delta t_{máx} \leq 3^{\circ}C$ respecto a μ_{prom} , de los 50 termogramas analizados separados por termogramas normales y anormales.

Como se puede observar en la Fig. 5.39 el 90% de sus temperaturas están por debajo de $34,5^{\circ}C$ para los termogramas etiquetados como normales y $33,9^{\circ}C$ para los termogramas etiquetados como anormales. Además los termogramas 18, 19, 31, 32, 39, 41, 48 y 50 presentan la mayor **asimetría térmica**. Como se puede observar en la Fig. 5.40, en los termogramas 18, 19, 39, 41, 48 y 50 se encuentra la mayor varianza entre las mamas derecha e izquierda. Lo anterior es un **indicador de asimetría térmica**.

Como se puede observar en la Fig. 5.41, en los termogramas 15, 16, 31, 39, 41, 49 y 50 presentan la mayor **asimetría térmica**.

5. Resultados

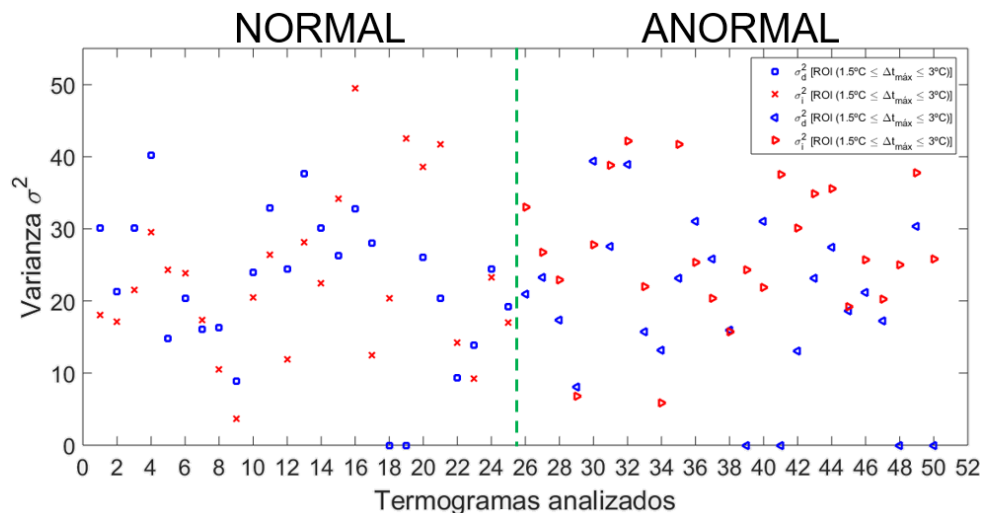


Figura 5.40: Varianza de la región con cambios de temperatura entre $1,5^{\circ}C \leq \Delta t_{máx} \leq 3^{\circ}C$ respecto a μ_{prom} , de los 50 termogramas analizados separados por termogramas normales y anormales.

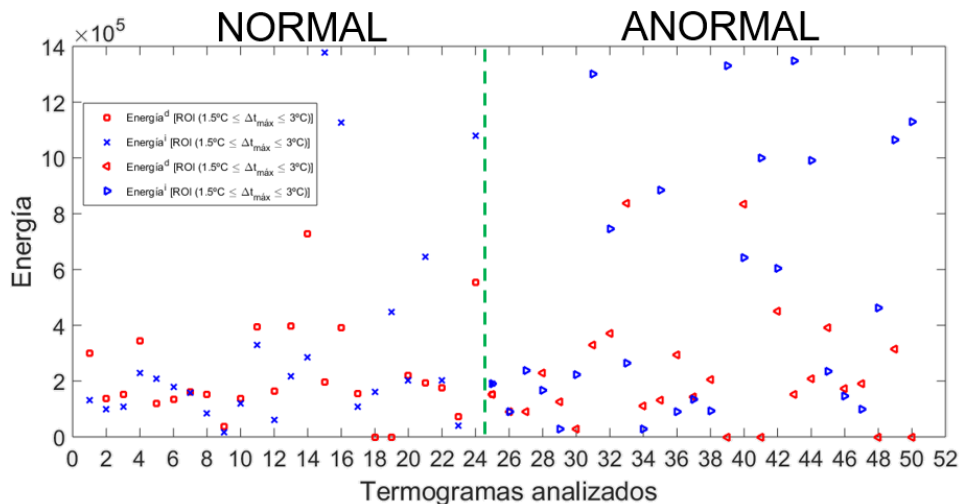


Figura 5.41: Valor de energía de la región con cambios de temperatura entre $1,5^{\circ}C \leq \Delta t_{máx} \leq 3^{\circ}C$ respecto a μ_{prom} , de los 50 termogramas analizados separados por termogramas normales y anormales.

5. Resultados

5.6. Resultados de clasificación de acuerdo a la agrupación de patrones térmicos

5.6.1. Alertas altas

Los resultados de clasificación se basan en la información obtenida mediante la extracción de características clásicas de la región que presenta un $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ de los 50 termogramas analizados normales y anormales de la base de datos pública. En las Tabla 5.1-5.4 , separados por resultados en voluntarios sanos y enfermos respectivamente.

No. de termograma	14	15	16	18	19	20	21	24
$t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$	■	■	■	■	■	■	■	■
Cuadrante	1	1- 5	3- 5	1	3- 5	3	3	3
$\Delta\mu_{prom} = \mu_{prom}^d - \mu_{prom}^i$	■	■	■	■	■	■	■	■
$\Delta\sigma = \sigma^d - \sigma^i$		■	■				■	■
$\Delta P_{90} = P_{90}^d - P_{90}^i$	■	■	■	■		■	■	■
$\Delta\sigma^2 = (\sigma^2)^d - (\sigma^2)^i$		■	■				■	■
Alerta alta	■	■	■	■		■	■	■

Tabla 5.1: Termogramas etiquetados como sanos en la base de datos DRM que presentan una mayor asimetría térmica entre cada una de las mamas.

No. de termograma	26	30	31	32	33	35	37
$t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$	■	■	■	■	■	■	■
Cuadrante	1	3	1, 2, 3, 4, 5	3	3	3, 4, 5	1
$\Delta\mu_{prom} = \mu_{prom}^d - \mu_{prom}^i$	■	■	■	■	■	■	■
$\Delta\sigma = \sigma^d - \sigma^i$	■					■	
$\Delta P_{90} = P_{90}^d - P_{90}^i$	■						
$\Delta\sigma^2 = (\sigma^2)^d - (\sigma^2)^i$			■			■	
Alerta alta	■		■			■	

Tabla 5.2: Termogramas etiquetados como enfermos en la base de datos DMR que presentan una mayor asimetría térmica entre cada una de las mamas.

5. Resultados

No. de termograma	38	39	40	41	42
$t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}\text{C}$	■	■	■	■	■
Cuadrante	1	1	3, 4, 5	1, 2, 3, 4, 5	1, 2, 3, 4, 5
$\Delta\mu_{prom} = \mu_{prom}^d - \mu_{prom}^i$	■	■	■	■	■
$\Delta\sigma = \sigma^d - \sigma^i$			■	■	■
$\Delta P_{90} = P_{90}^d - P_{90}^i$			■		■
$\Delta\sigma^2 = (\sigma^2)^d - (\sigma^2)^i$		■	■	■	■
Alerta alta		■	■	■	■

Tabla 5.3: Termogramas etiquetados como enfermos en la base de datos DMR que presentan una mayor asimetría térmica entre cada una de las mamas.

No. de termograma	43	44	48	49	50
$t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}\text{C}$	■	■	■	■	■
Cuadrante	1, 2, 3, 4, 5	1, 2, 3, 4, 5	1	1-5	3, 4, 5
$\Delta\mu_{prom} = \mu_{prom}^d - \mu_{prom}^i$	■	■	■	■	■
$\Delta\sigma = \sigma^d - \sigma^i$	■	■	■	■	■
$\Delta P_{90} = P_{90}^d - P_{90}^i$		■	■	■	
$\Delta\sigma^2 = (\sigma^2)^d - (\sigma^2)^i$	■	■		■	■
Alerta alta	■	■	■	■	■

Tabla 5.4: Termogramas etiquetados como enfermos en la base de datos DRM que presentan una mayor asimetría térmica entre cada una de las mamas.

Los termogramas 1 – 13, 17, 22, 23, y 25, etiquetados como sanos en la base de datos DMR no presentan incrementos $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}\text{C}$, a diferencia de los termogramas de la tabla 5.1, donde están marcados por ■. Además de la ubicación en alguno de los cuadrantes con mayor probabilidad de ocurrencia de aparición de una lesión.

Con el objetivo de cuantificar la simetría térmica entre las mamas derecha e izquierda se calcularon las siguientes diferencias;

$$\Delta\mu_{prom} = \mu_{prom}^d - \mu_{prom}^i > \varepsilon_{\mu} \quad \text{con } \varepsilon_{\mu} = 25 \quad (5.1)$$

$$\Delta\sigma = \sigma^d - \sigma^i > \varepsilon_{\sigma} \quad \text{con } \varepsilon_{\sigma} = 5 \quad (5.2)$$

$$\Delta P_{90} = P_{90}^d - P_{90}^i > \varepsilon_{\mathbf{p}} \quad \text{con } \varepsilon_{\mathbf{p}} = 30 \quad (5.3)$$

5. Resultados

$$\Delta\sigma^2 = (\sigma^2)^d - (\sigma^2)^i > \varepsilon_{\sigma^2} \quad \text{con } \varepsilon_{\sigma^2} = 30 \quad (5.4)$$

Como resultado de los 25 termogramas etiquetados como sanos, se encontró que los 7 termogramas 14, 15, 16, 18, 20, 21 y 24 tienen las características de una **alerta alta**.

Los termogramas 27-29, 34, 36, 45-47 etiquetados como enfermos en la base de datos DMR no presentan incrementos $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^\circ C$. A diferencia de los termogramas de las Tablas 5.2-5.4 que presentan incrementos $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^\circ C$.

5.6.2. Alerta intermedias

Los resultados de clasificación se basan en la información obtenida mediante la extracción de características clásicas de la región que presenta un $1.5^\circ C \leq \Delta t_{m\acute{a}x} \leq 3^\circ C$ de los 50 termogramas analizados normales y anormales de la base de datos pública se muestran en las Tabla 5.5-5.7, separados por resultados en voluntarios sanos y enfermos respectivamente.

No. de termograma	19
$1,5^\circ C \leq \Delta t_{m\acute{a}x} \leq 3^\circ C$	■
Cuadrante	1
$\Delta\mu_{prom} = \mu_{prom}^d - \mu_{prom}^i$	■
$\Delta\sigma = \sigma^d - \sigma^i$	■
$\Delta P_{90} = P_{90}^d - P_{90}^i$	■
$\Delta\sigma^2 = (\sigma^2)^d - (\sigma^2)^i$	■
Alerta intermedia	■

Tabla 5.5: Termograma 19 etiquetados como sano en la base de datos DRM presentan una mayor asimetría térmica entre cada una de las mamas.

No. de termograma	27	28	29	30	32	33
$1,5^\circ C \leq \Delta t_{m\acute{a}x} \leq 3^\circ C$	■	■	■	■	■	■
Cuadrante	3, 4	1,2,3, 4, 5	3,4	3, 4, 5	1, 3, 4	1-5
$\Delta\mu_{prom} = \mu_{prom}^d - \mu_{prom}^i$	■	■	■	■	■	■
$\Delta\sigma = \sigma^d - \sigma^i$	■	■	■	■	■	■
$\Delta P_{90} = P_{90}^d - P_{90}^i$		■		■	■	
$\Delta\sigma^2 = (\sigma^2)^d - (\sigma^2)^i$	■	■	■	■	■	■
Alerta intermedia	■	■	■	■	■	■

Tabla 5.6: Termogramas etiquetados como enfermos en la base de datos DRM que presentan una mayor asimetría térmica entre cada una de las mamas.

5. Resultados

No. de termograma	34	36	39	45
$1,5^{\circ}\text{C} \leq \Delta t_{m\acute{a}x} \leq 3^{\circ}\text{C}$	■	■	■	■
Cuadrante	1, 2, 3, 4, 5	1, 2, 3, 4, 5	1, 3, 4, 5	1, 2, 3, 4
$\Delta\mu_{prom} = \mu_{prom}^d - \mu_{prom}^i$	■	■	■	■
$\Delta\sigma = \sigma^d - \sigma^i$	■	■	■	■
$\Delta P_{90} = P_{90}^d - P_{90}^i$		■	■	
$\Delta\sigma^2 = (\sigma^2)^d - (\sigma^2)^i$	■		■	■
Alerta intermedia	■	■	■	■

Tabla 5.7: Termogramas etiquetados como enfermos que presentan una mayor asimetría térmica entre cada una de las mamas.

No. de termograma	46	47
$1,5^{\circ}\text{C} \leq \Delta t_{m\acute{a}x} \leq 3^{\circ}\text{C}$	■	■
Cuadrante	1, 2, 3, 4	3, 4, 5
$\Delta\mu_{prom} = \mu_{prom}^d - \mu_{prom}^i$	■	■
$\Delta\sigma = \sigma^d - \sigma^i$	■	■
$\Delta P_{90} = P_{90}^d - P_{90}^i$		
$\Delta\sigma^2 = (\sigma^2)^d - (\sigma^2)^i$	■	■
Alerta intermedia	■	■

Tabla 5.8: Termogramas etiquetados como enfermos que presentan una mayor asimetría térmica entre cada una de las mamas.

Con el objetivo de cuantificar la simetría térmica entre las mamas derecha e izquierda se calcularon las siguientes diferencias;

$$\Delta\mu_{prom} = \mu_{prom}^d - \mu_{prom}^i > \varepsilon_{\mu} \quad \text{con } \varepsilon_{\mu} = 25 \quad (5.5)$$

$$\Delta\sigma = \sigma^d - \sigma^i > \varepsilon_{\sigma} \quad \text{con } \varepsilon_{\sigma} = 3 \quad (5.6)$$

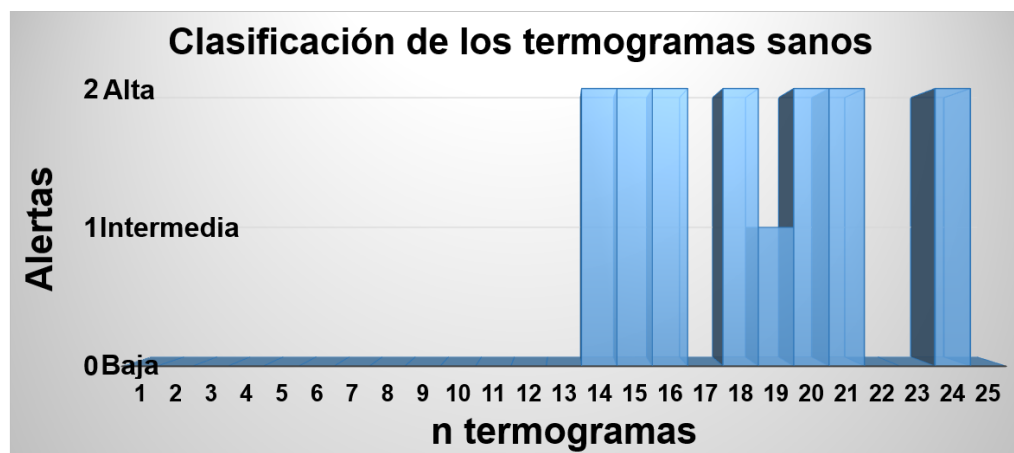
$$\Delta P_{90} = P_{90}^d - P_{90}^i > \varepsilon_{\mathbf{p}} \quad \text{con } \varepsilon_{\mathbf{p}} = 30 \quad (5.7)$$

$$\Delta\sigma^2 = (\sigma^2)^d - (\sigma^2)^i > \varepsilon_{\sigma^2} \quad \text{con } \varepsilon_{\sigma^2} = 15 \quad (5.8)$$

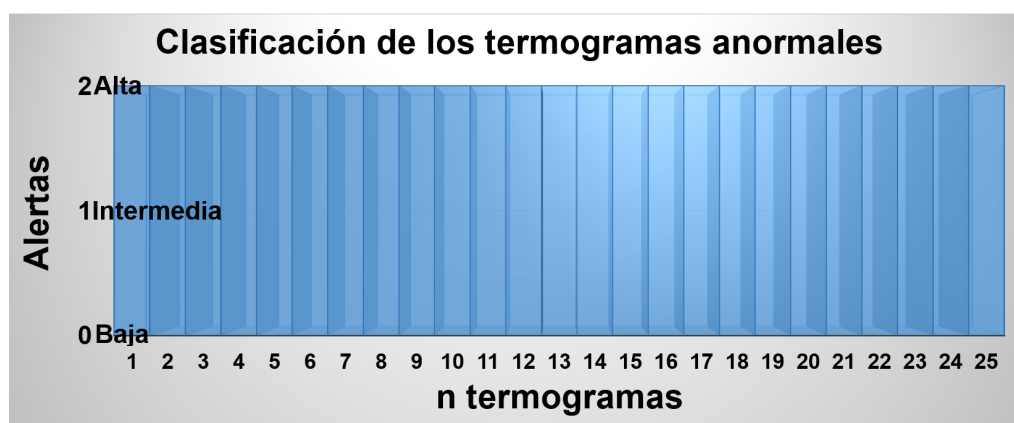
5.6.3. Clasificación de los termogramas sanos

Por medio de la **puntuación a cada termograma** se clasificaron los 17 de 25 termogramas etiquetados como sanos presentan alerta baja, 7 alerta alta y 1 presenta alerta intermedia.

5. Resultados



De la misma forma la clasificación de los termogramas anormales se basa en la **puntuación a cada termograma** de los cuales 25 de 25 termogramas etiquetados como anormales presentan alerta alta.



Las medidas de características del algoritmo propuesto para la segmentación semiautomática de termogramas mamarios y la agrupación del patrón térmico se muestra en la tabla siguiente,

Medidas de características	Valor
Especificidad	69 %
Sensibilidad	100 %
Exactitud	66 %

Tabla 5.9: Medidas de características de los 50 termogramas analizados.

5.7. Conclusiones

En la literatura existen varios trabajos que muestran diferentes métodos para la segmentación de la ROI de forma manual o automática en termogramas mamarios. En este trabajo nos enfocamos a la segmentación de la mama izquierda y mama derecha de manera semiautomática. La cual le permita al usuario manipular algunos valores como lo es, la detección del límite inferior, la detección de contornos y la selección de la región para la búsqueda de la curvas inframamarias. Para esto nos basamos en el trabajo de Dayakshini Sathish et al. [39], donde además se realiza una mejora al trabajo expuesto por Sathish. En la región de interés, se agruparon los cambios térmicos con el método explicado en el capítulo 3 sección 3.3. El patrón térmico agrupado por colores permite aislar la región que corresponde a una lesión. Considerando que lo importante es la zona con temperaturas más altas, es decir, que están por encima de 3°C respecto a la temperatura promedio corporal μ_{prom} .

Los algoritmos implementados en el desarrollo del software para la segmentación semiautomática permite aislar la región de interés que corresponde a la mama. Una vez aislada la información térmica de la ROI se realizó la agrupación del patrón de temperaturas por medio de un mapa de colores que representan una alerta alta en color rojo, alerta intermedia en color amarillo, alerta baja en color verde, el color azul son temperaturas que no presentan ninguna alerta y el color negro representa las temperaturas que no corresponden a la ROI. Esta implementación permite al experto enfocarse en la zona que presenta un cambio de temperatura, es decir facilita la búsqueda de incrementos de temperaturas que pueden estar asociados con una probable lesión. La agrupación de las temperaturas por medio de un mapa de colores sirve de apoyo para el análisis de cambios térmicos. Los resultados obtenidos empleando las técnicas descritas en este trabajo fueron comparados con la información previa de clasificación de la misma base de datos. Por lo tanto, se logró clasificar el 72 % de los termogramas etiquetados como sanos con alerta baja. El 68 % de los voluntarios enfermos con una alerta baja, el 28 % con alerta alta y 4 % con alerta intermedia estos resultados se basan mediante la información de la temperatura promedio de la región que presenta un $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}\text{C}$ y $1.5 \leq \Delta t_{m\acute{a}x} \leq 3^{\circ}\text{C}$.

Respecto a los termogramas etiquetados como anormales el 100 % presentaron incrementos de temperatura $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}\text{C}$ en la ROI y en alguno de cuadrantes 1-5. Además de asimetría térmica entre las mamas basada en métricas estadísticas.

Por medio del método segmentación semiautomática se logró segmentar el 100 % de los termogramas, ya que por medio de la manipulación del software se ajustaron valores que permitieron segmentar los 50 termogramas. Además se obtuvo un 69 % de **especificidad**, 100 % de **sensibilidad** y el 66 % de **exactitud**.

Bibliografía

- [39] Dayakshini Sathish, Surekha Kamath, Keerthana Prasad, Rajagopal Kadavigere Roshan J. Martis, “*Asymmetry analysis of breast thermograms using automated segmentation and texture features*”, *Signal, Image and Video Processing*, **11**(4),745–752 (2016).

Capítulo 6

Conclusiones

Mediante la revisión del estado del arte se encontraron diversas técnicas para la detección de lesiones mamarias, desde los exámenes clínicos tradicionales hasta los métodos de Diagnóstico Asistido por Computadora (CAD). El CAD es un examen por medio de una imagen, es una forma en que los médicos puedan ver lo que sucede dentro del cuerpo. Esta evaluación envía y/o recibe formas de energías (como rayos X, radiación infrarroja, ondas de sonido, partículas radiactivas o campos magnéticos) a través del organismo. Los tejidos del cuerpo cambian los patrones de energía para hacer una imagen. Estas imágenes muestran cómo se ve y funciona su interior para que los médicos puedan ver los cambios que pueden ser causados por enfermedades como el cáncer.

Una técnica complementaria y relativamente nueva para la detección de posibles lesiones mamarias la termografía mamaria, la cual hace uso de tecnología infrarroja. En la literatura se presentan resultados que justifican a la termografía para la detección temprana del cáncer de mama.

Se investigaron diversos métodos para el análisis y procesamiento de termogramas mamarios, enfocándonos en los métodos de segmentación de forma manual, automática y semiautomática. El enfoque de este trabajo se centró principalmente en la Segmentación semiautomática de termogramas mamarios para la posible detección de lesiones usando la base de datos pública perteneciente al laboratorio de visión por computadora del departamento de Ciencias Computacionales de la Universidad Federal Fluminense en Rio de Janeiro Brasil DMR. DMR contiene información de vista frontal y lateral de imágenes termográficas y de mamografías.

Se implementó y mejoro una técnica de segmentación que limita la región de la mama derecha y mama izquierda, mediante: a) La eliminación fondo basada en el histograma, b) El incremento en contraste de las imágenes termográficas mamarias, c) La extracción de n puntos de las curvas inframamarias, d) detector de bordes,

6. Conclusiones

e) Se localizó el límite inferior inframamario por medio del método de perfil de proyección horizontal (HPP) de forma automática, se realizó f) El ajuste de los n puntos inframamarios usando polinomios de orden cúbico y g) localización del punto de intersección de las curvas. Para aislar la ROI se localizó el área bajo las curvas y mediante la creación de una máscara binaria se determinó el límite inferior de la ROI. Y se finalizó la segmentación de la ROI por medio de la búsqueda del h) Límite superior. Cabe mencionar que el método de segmentación es de forma semiautomática. Por medio de este método se logró segmentar el 100 % de los termogramas.

La segmentación de la ROI es relevante, ya que, permite limitar la información perteneciente a las mamas para el análisis simétrico de las temperaturas. Se implementaron algoritmos para la interpretación y caracterización para cada uno de los termogramas mamarios usando descriptores estadísticos básicos: 1) El promedio corporal, 2) Los incrementos de temperatura en la ROI, 3) La temperatura máxima, 4) La media aritmética, 5) La desviación estándar, 6) El 90 percentil, 7) La asimetría térmica, 8) La localización de máximas temperaturas en alguno de los 5 cuadrantes.

Por medio de un algoritmo se realizó la agrupación de patrones térmicos para para destacar aquella región que pudiera estar ligada a una lesión mamaria, agrupando los rangos según la alerta: 1) Rango 1 (ROJO) alerta alta, 2) Rango 2 (AMARILLO) alerta intermedia, 3) Rango 3 (VERDE) alerta baja, 3) Rango 4 (AZUL) denota la temperatura ambiente, la cual es proporcional al tejido sano, 4) Rango 4 (NEGRO) representa la zona del fondo o fuera de la ROI.

Se diseñó una interfaz en la plataforma de Matlab para el proceso de segmentación semiautomática de la ROI utilizando los algoritmos mencionados en el capítulo 2. Esta aplicación permite la manipulación de ciertos valores para no omitir o eliminar información correspondiente a la ROI.

Se presentó la comparación del análisis térmico de la región que presenta una alerta alta. Los termogramas etiquetados como sanos en la base de datos DMR se clasificaron como sanos 17 de 25, mediante la agrupación del patrón térmico, a diferencia de los termogramas etiquetados como enfermos los cuales se clasificaron como enfermos 17 de 25.

En el análisis simétrico de las temperaturas correspondientes a la mama derecha y mama izquierda se realizó mediante la agrupación del patrón térmico del cual se obtuvieron resultados de clasificación del 68 % de los termogramas etiquetados como sanos no presentaron incrementos de temperatura $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ en la ROI y en alguno de cuadrantes 1-5 de mayor probabilidad de aparición de alguna lesión, el 28 % presentaron alerta alta debido a que existen regiones con $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ en algunos de los cuadrantes mayor probabilidad de aparición de alguna lesión y el 4 % presento alerta intermedia ya que existen regiones con $1.5 \leq \Delta t_{m\acute{a}x} \leq 3^{\circ}C$.

6. Conclusiones

Respecto a los termogramas etiquetados como anormales el 100% presentaron incrementos de temperatura $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ en la ROI y en alguno de cuadrantes 1-5. Ademas de asimetra termica entre las mamas basada en metricas estadisticas. Ademas se obtuvo un 69% de **especificidad**, 100% de **sensibilidad** y el 66% de **exactitud**.

El metodo de segmentacion semiautomatico de termogramas mamarios para la deteccion de posibles lesiones propuesto en este trabajo de tesis permite al experto enfocarse en la region que presenta una alerta alta sin descartar las demas regiones. Es decir puede facilitar su trabajo debido a la agrupacion del patron termico, ya que, sirve de apoyo para resaltar los cambios de temperatura.

6.1. Trabajo a futuro

Como trabajo a futuro queda la clasificacion de los termogramas mamarios como sanos o no sanos usando el software de WEKA a partir de los descriptores mencionados en el capıtulo 3 y validar de forma cualitativa la informacion resultante con la previa en la base de datos DMR. Aplicar el metodo de segmentacion semiautomatica de la ROI para termogramas mamarios con vista lateral.

Capítulo 7

Apéndice

7.1. Ajuste de datos con un polinomio

Existen diversos métodos para el ajuste de datos que muestran un patrón marcado, representados por una línea recta o una curva, la cual podrá ser mas adecuada para ajustarse a los datos. Uno de los métodos es ajustar polinomios a los datos mediante *regresión polinomial*.

El proceso de mínimos cuadrados se puede aplicar al ajuste de datos con un polinomio de grado superior. Por ejemplo, si se ajusta un polinomio de segundo grado o cuadrático:

$$y = a_0 + a_1x + a_2x^2 \quad (7.1)$$

En este caso, la suma de los cuadrados de los residuos es,

$$S_r = \sum_{i=1}^n (y_i - a_0 - a_1x_i - a_2x_i^2)^2 \quad (7.2)$$

Para encontrar los coeficientes desconocidos, se obtiene la derivada de la ecuación (7.2) respecto a cada un de los coeficientes desconocidos del polinomio,

$$\frac{\partial S_r}{\partial a_0} = -2 \sum (y_i - a_0 - a_1x_i - a_2x_i^2) \quad (7.3)$$

$$\frac{\partial S_r}{\partial a_1} = -2 \sum x_i (y_i - a_0 - a_1x_i - a_2x_i^2) \quad (7.4)$$

$$\frac{\partial S_r}{\partial a_2} = -2 \sum x_i^2 (y_i - a_0 - a_1x_i - a_2x_i^2) \quad (7.5)$$

7. Apéndice

Estas ecuaciones se igualan a cero y se reordenan para desarrollar el siguiente conjunto de ecuaciones normales:

$$(n)a_0 + \left(\sum x_i\right) a_1 + \left(\sum x_i^2\right) a_2 = \sum y_i \quad (7.6)$$

$$\left(\sum x_i\right) a_0 + \left(\sum x_i^2\right) a_1 + \left(\sum x_i^3\right) a_2 = \sum x_i y_i \quad (7.7)$$

$$\left(\sum x_i^2\right) a_0 + \left(\sum x_i^3\right) a_1 + \left(\sum x_i^4\right) a_2 = \sum x_i^2 y_i \quad (7.8)$$

se puede observar que todas las sumatorias van desde $i = 1$ hasta n , dentro de las tres ecuaciones lineales se tienen tres incógnitas; a_0 , a_1 y a_2 . Dichas ecuaciones se pueden resolver mediante un sistema de ecuaciones.

7.1.1. Ejemplo de ajuste a un polinomio de segundo grado

A partir de los siguientes datos,

x_i	y_i
0	2,1
1	7,7
2	13,6
3	27,2
4	40,9
5	61,1
Σ	152,6

El resultado de los datos anteriores

$$\begin{aligned} m &= 2 & \sum x_i &= 15 & \sum x_i^4 &= 979 \\ n &= 6 & \sum y_i &= 152,6 & \sum x_i y_i &= 585,6 \\ \bar{x} &= 2,5 & \sum x_i^2 &= 55 & \sum x_i^2 y_i &= 585,6 \\ \bar{y} &= 25,433 & \sum x_i^3 &= 55 & & \end{aligned}$$

Entonces las ecuaciones lineales son,

$$\begin{bmatrix} 6 & 15 & 55 \\ 15 & 55 & 225 \\ 55 & 225 & 979 \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ a_2 \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} 152,6 \\ 585,6 \\ 2488,8 \end{Bmatrix}$$

Resolviendo estas ecuaciones por medio del método eliminación de Gauss se obtiene el valor de los coeficientes desconocidos $a_0 = 2,47857$, $a_1 = 2,35929$ y $a_2 = 1,86071$. Entonces, la ecuación cuadrática por mínimos cuadrados es,

$$y = 2,47857 + 2,35929x + 1,86071x^2 \quad (7.9)$$

7. Apéndice

El ajuste del polinomio de segundo grado se muestra en la Fig. 7.1.

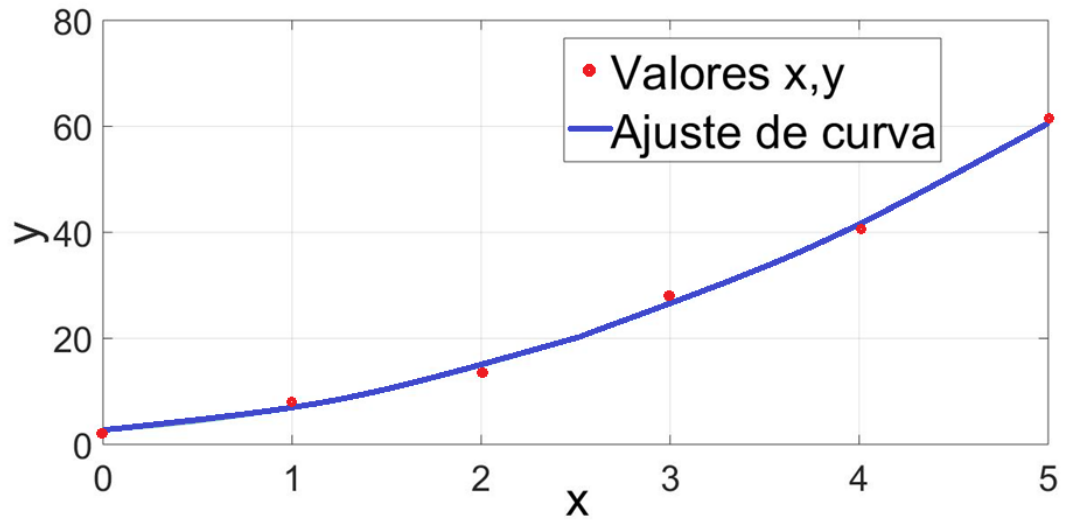


Figura 7.1: Ajuste de de datos por medio de un polinomio de segundo grado.

7.2. Apéndice A

7.2.1. Termogramas etiquetados como sanos en la base de datos DMR

En las siguientes Figs. 7.2-7.13 se muestran los resultados del método de Segmentación semiautomática de termogramas mamarios para la detección de posibles lesiones.

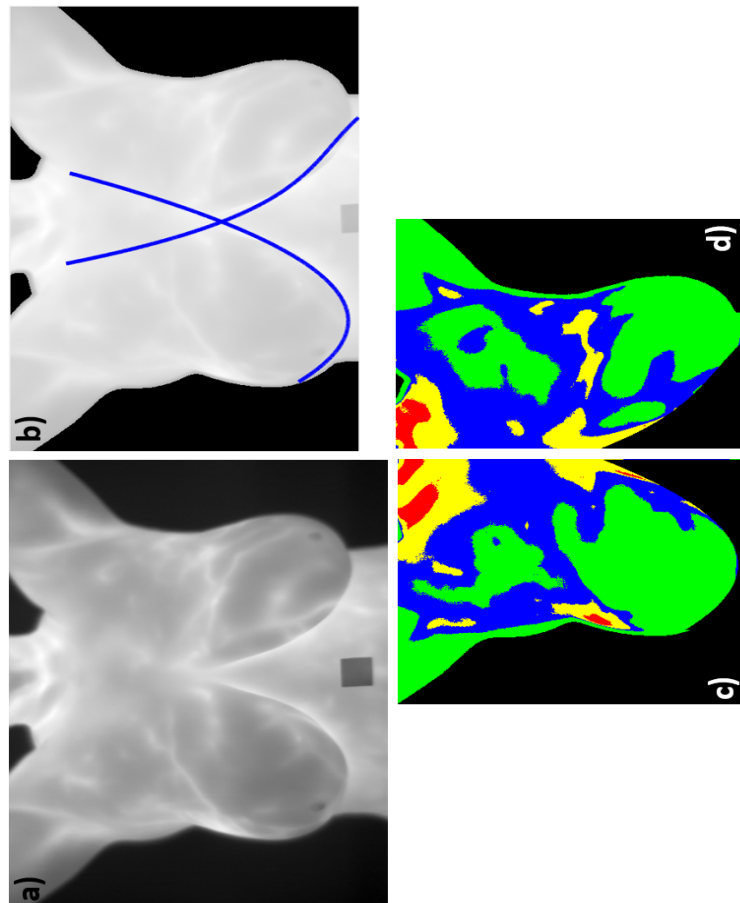


Figura 7.2: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $\Delta t_{máx} > 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.

7. Apéndice

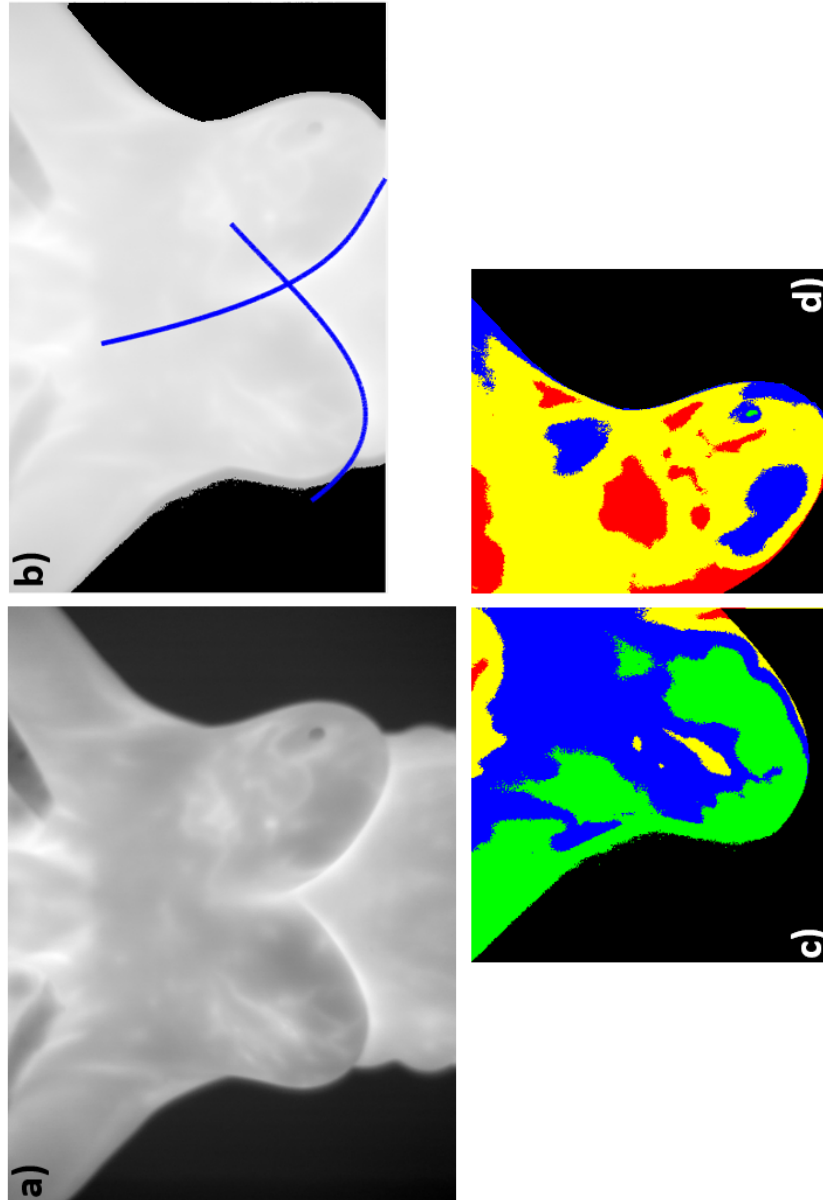


Figura 7.3: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $\Delta t_{máx} > 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.

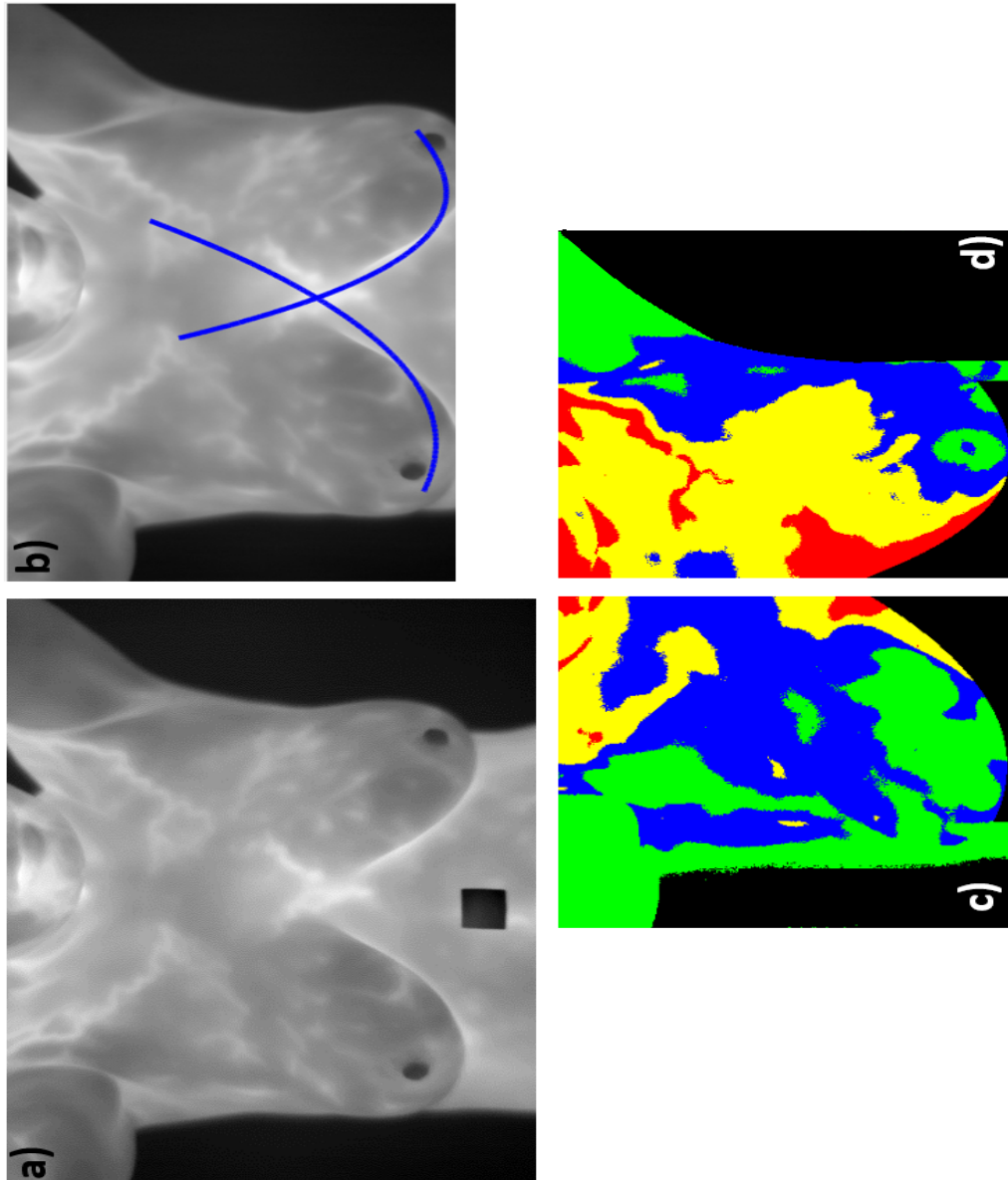


Figura 7.4: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $\Delta t_{máx} > 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.

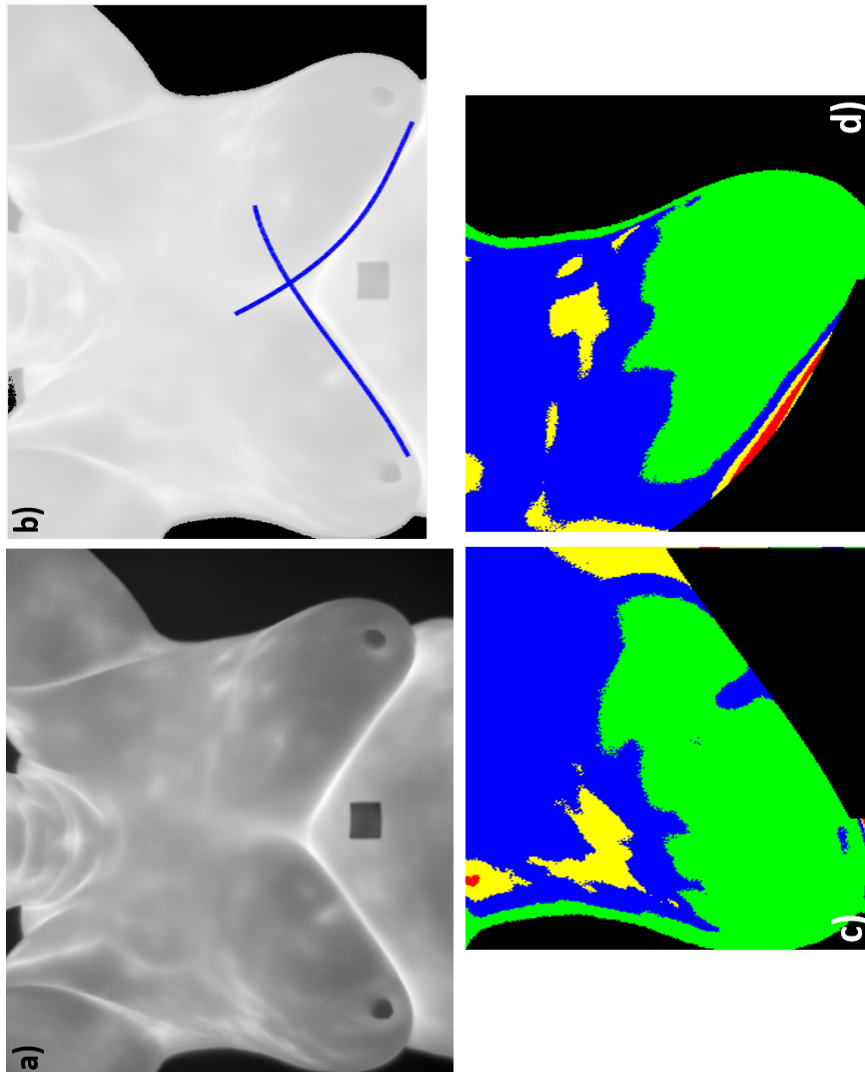


Figura 7.5: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $1.5 \leq \Delta t_{m\acute{a}x} \leq 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.

7. Apéndice

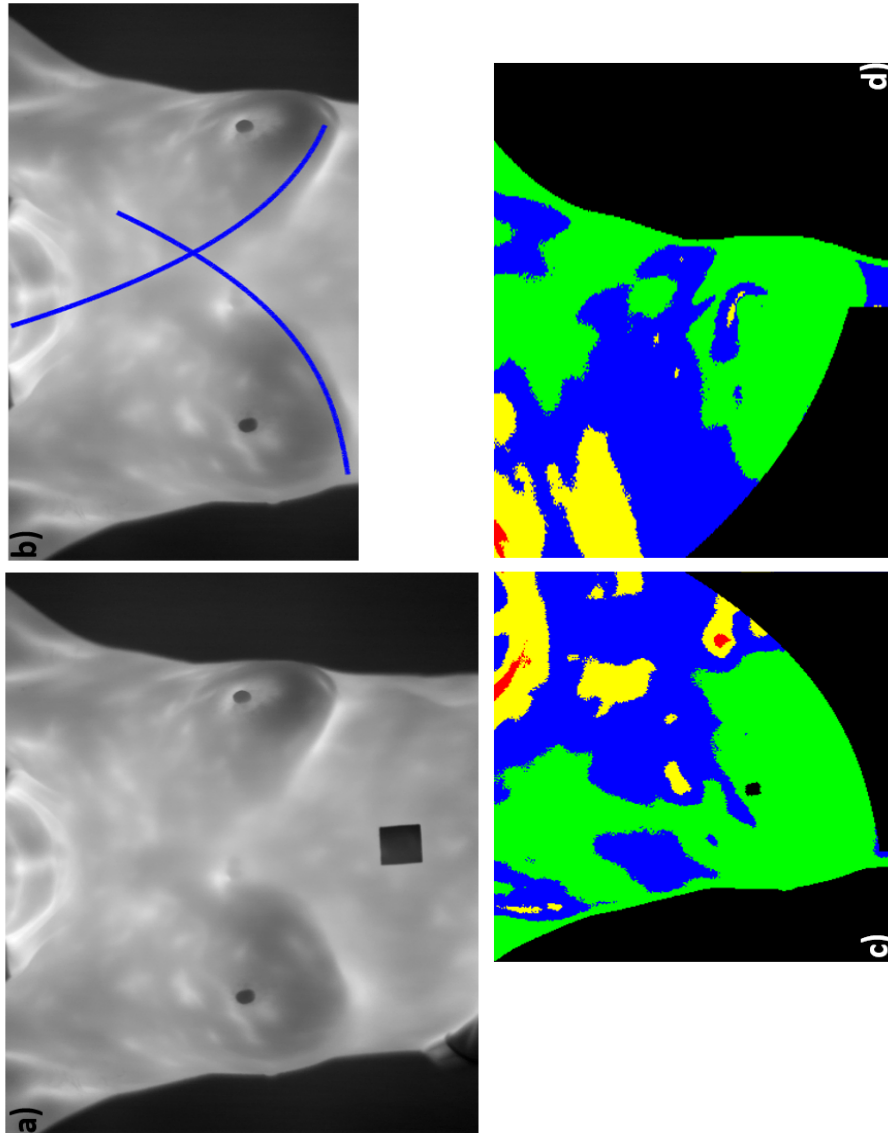


Figura 7.6: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $\Delta t_{máx} > 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.

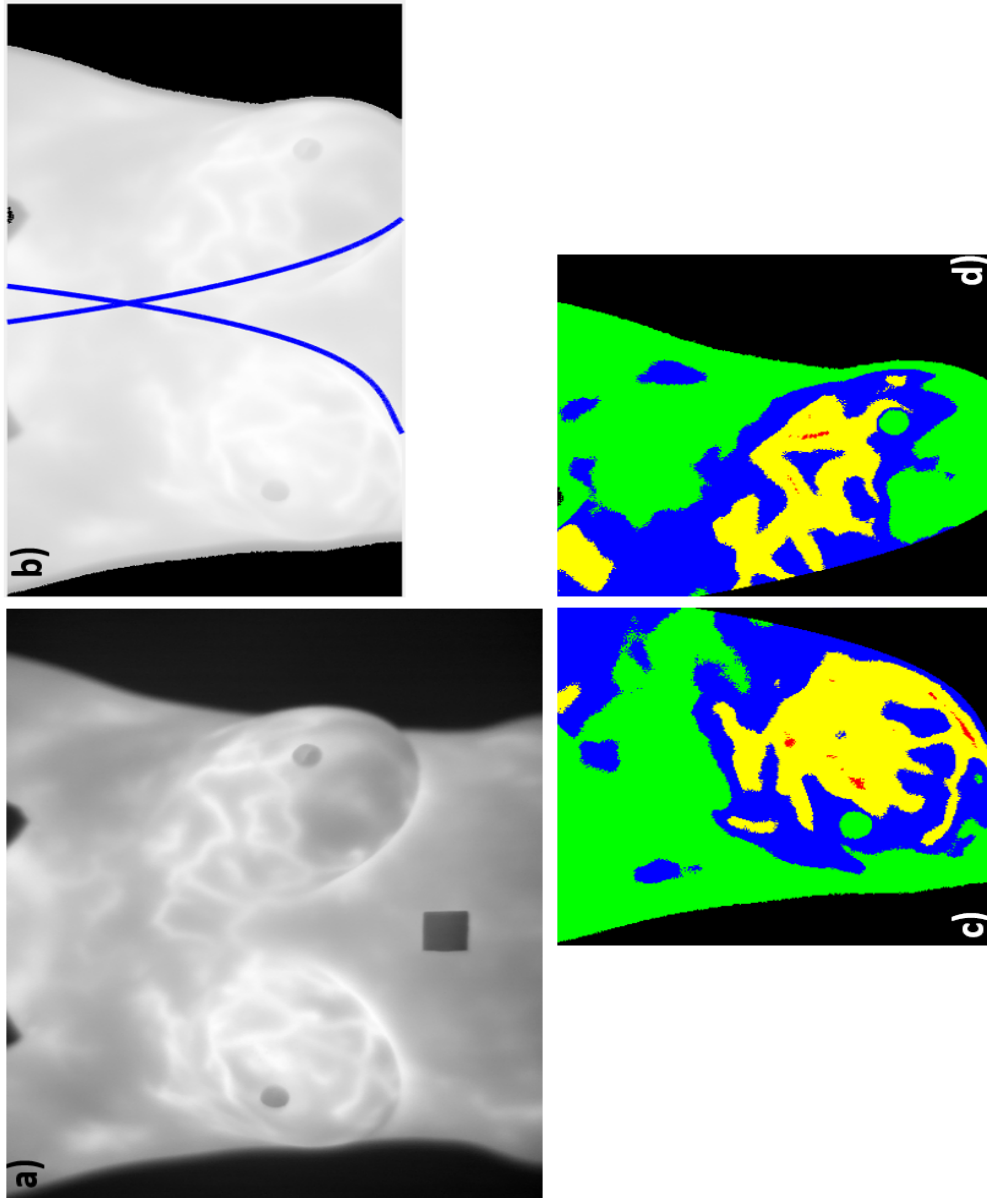


Figura 7.7: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $\Delta t_{máx} > 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.

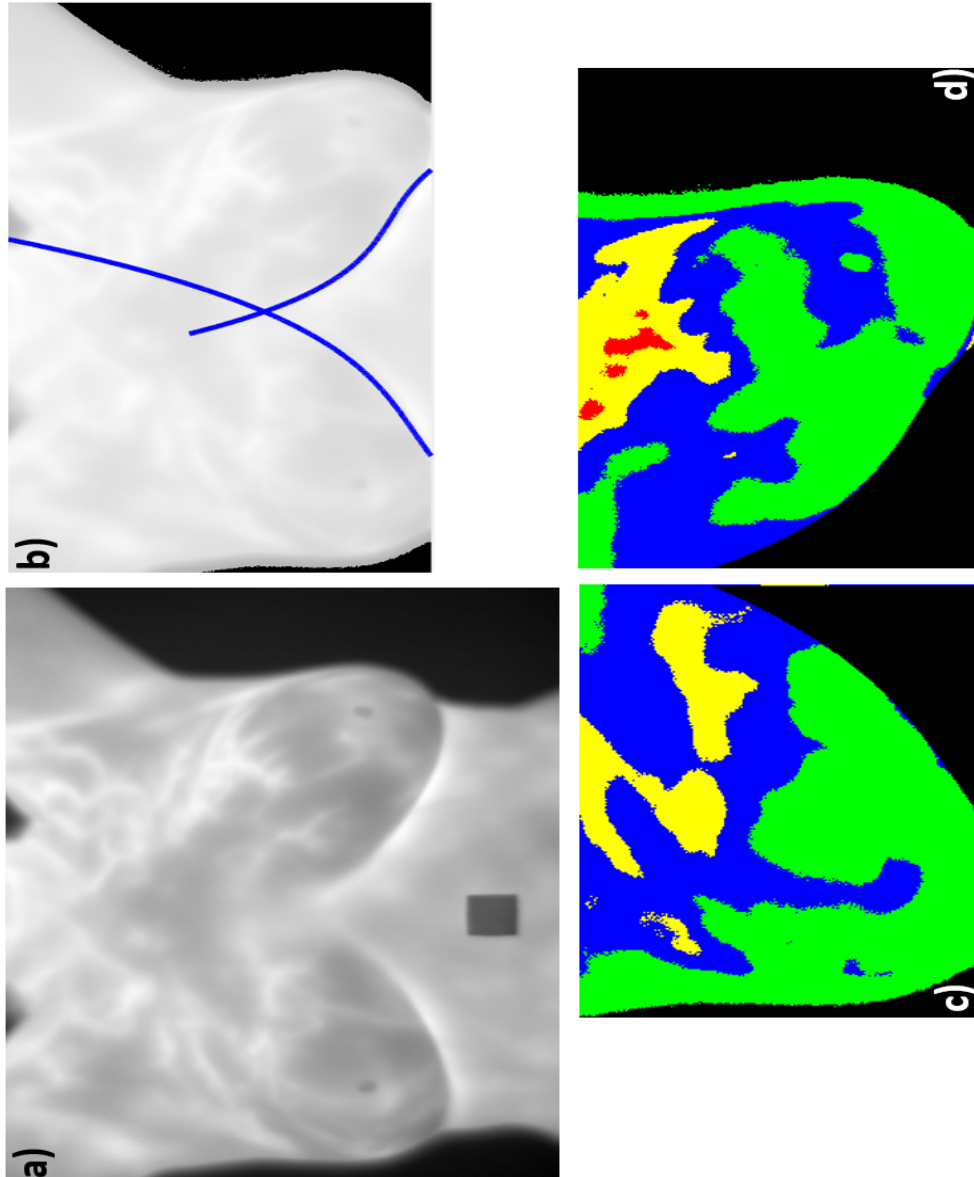


Figura 7.8: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $\Delta t_{máx} > 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.

7. Apéndice

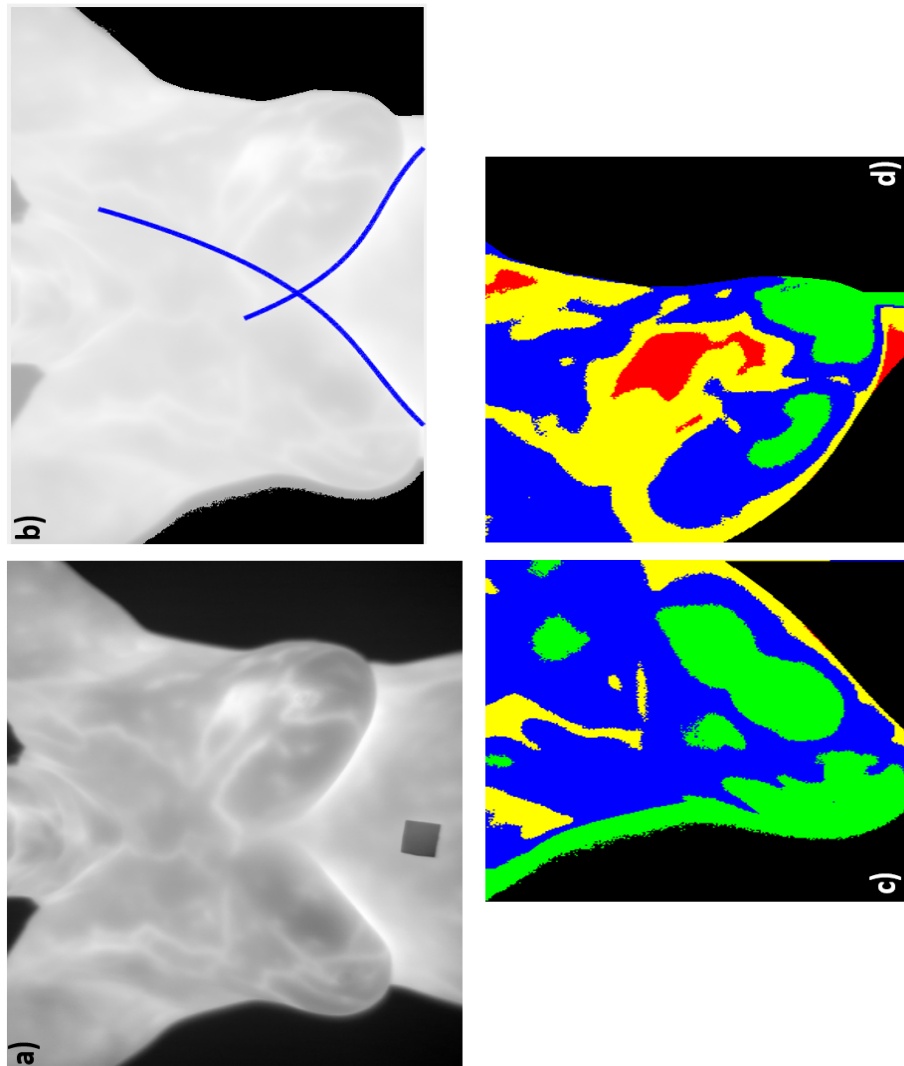


Figura 7.9: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $\Delta t_{m\acute{a}x} > 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.

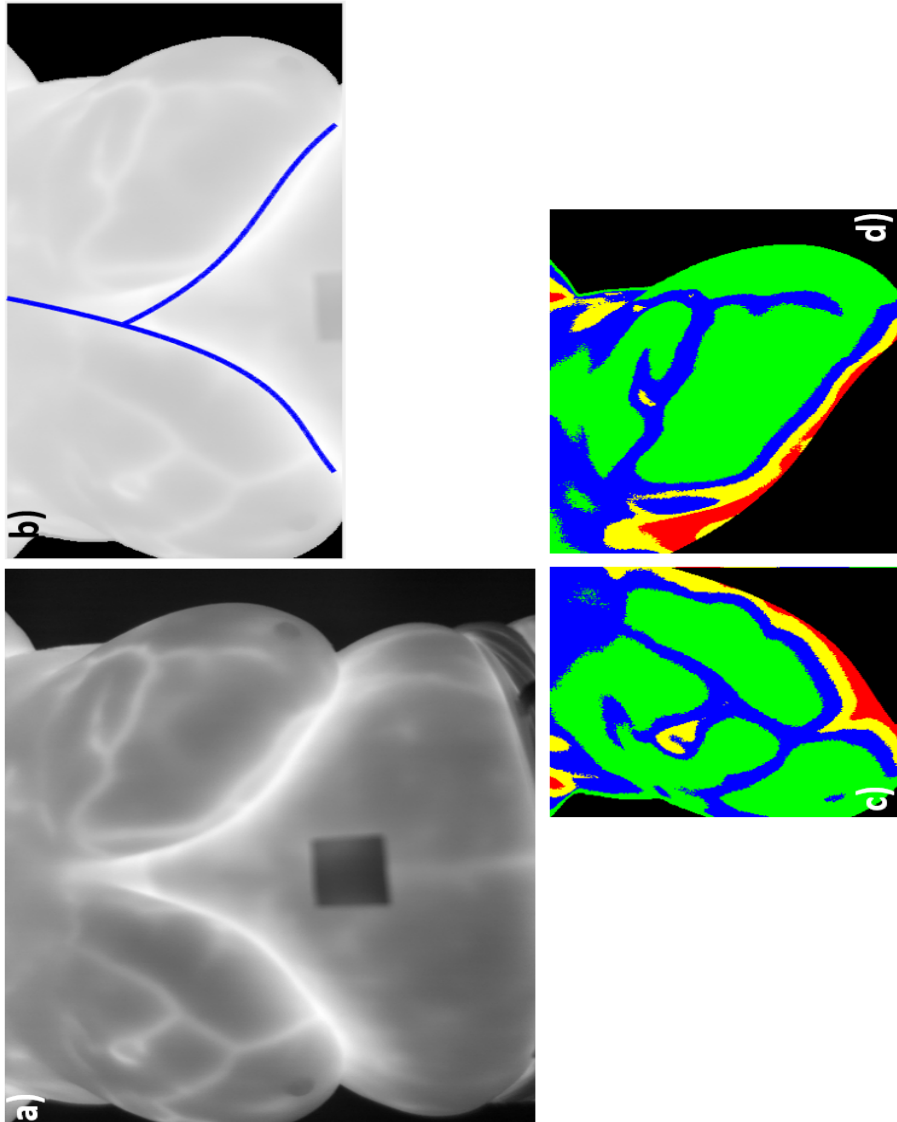


Figura 7.10: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $1.5 \leq \Delta t_{m\acute{a}x} \leq 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.

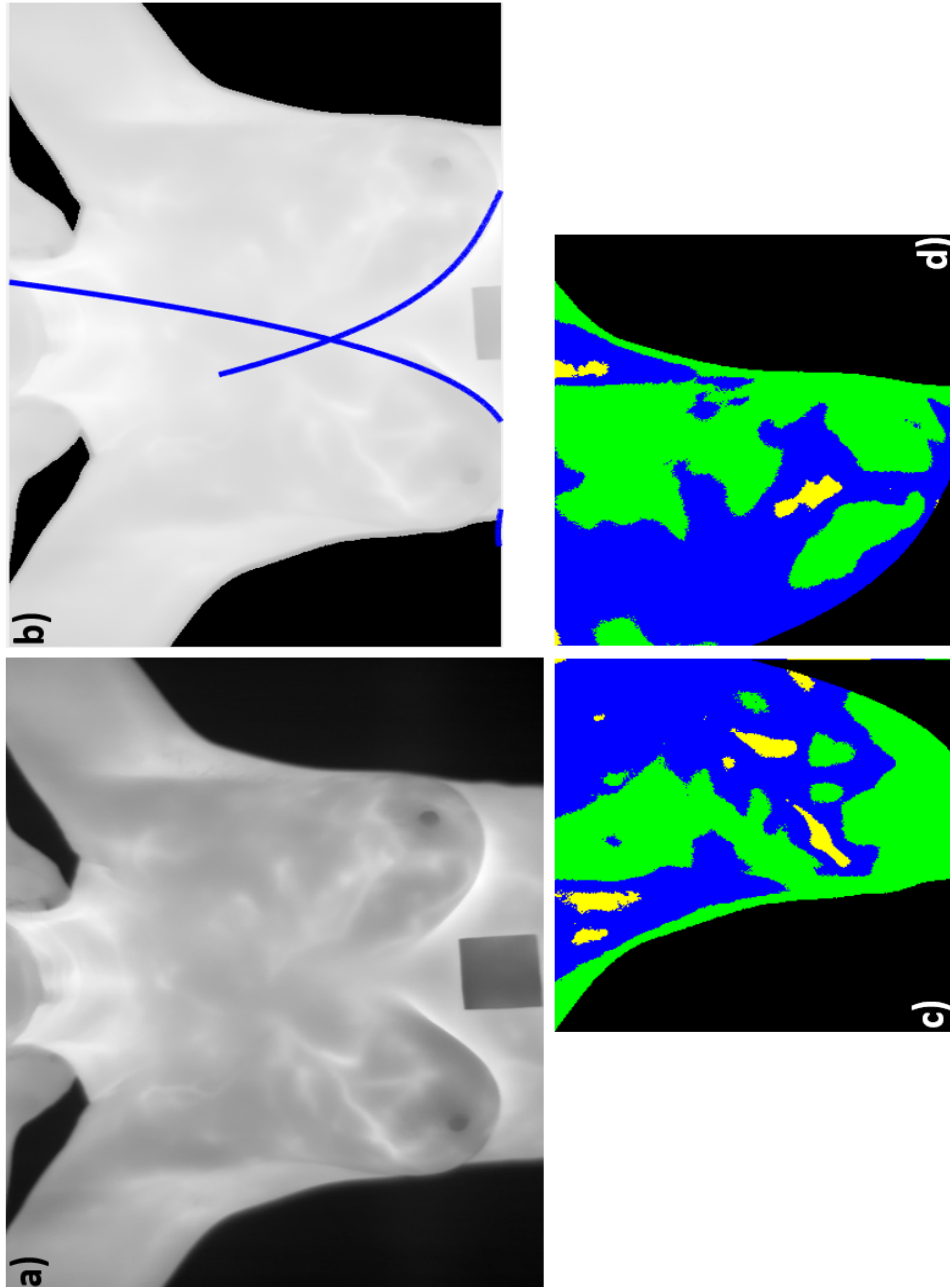


Figura 7.11: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $1.5 \leq \Delta t_{m\acute{a}x} \leq 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.

7. Apéndice

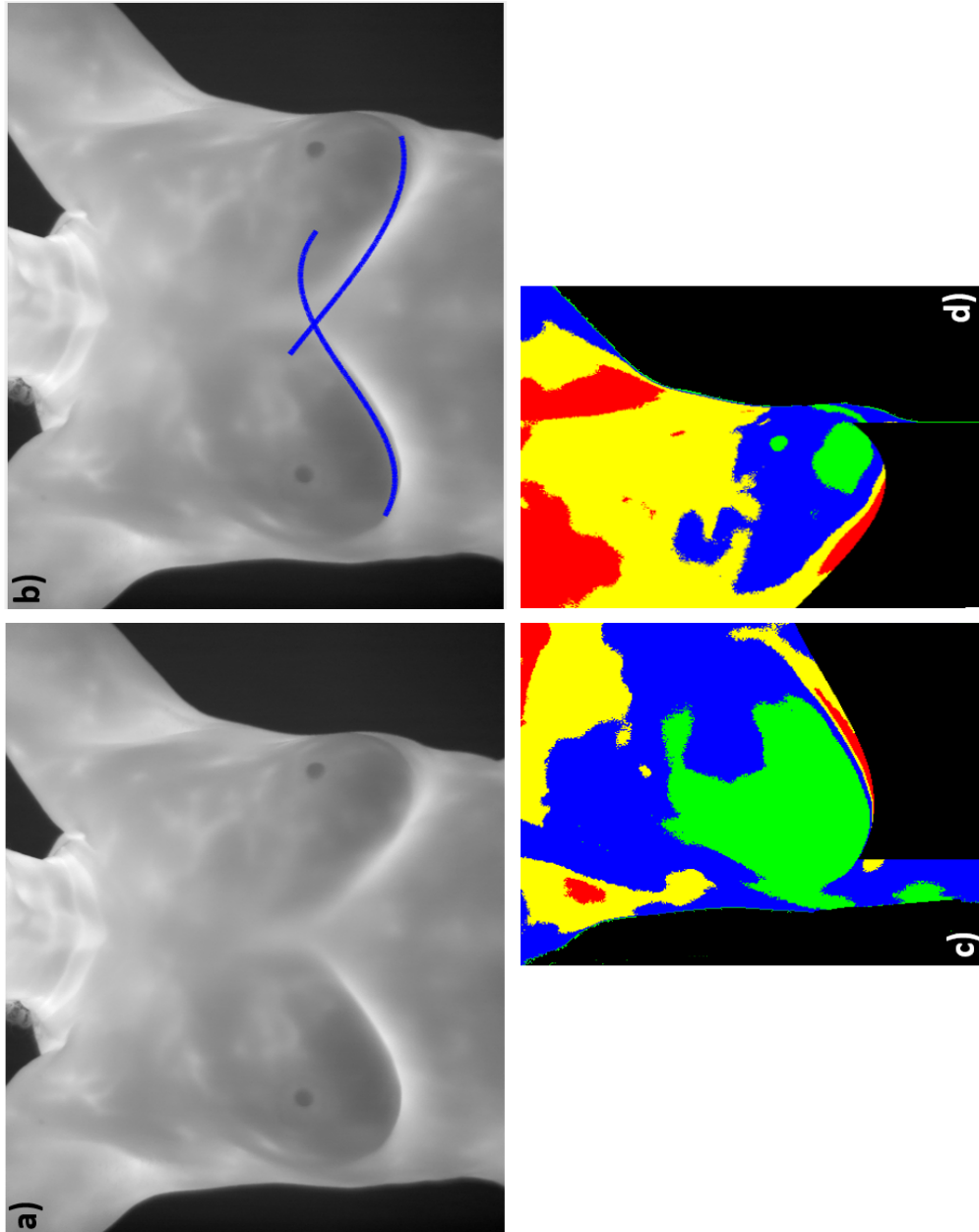


Figura 7.12: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $\Delta t_{máx} > 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.

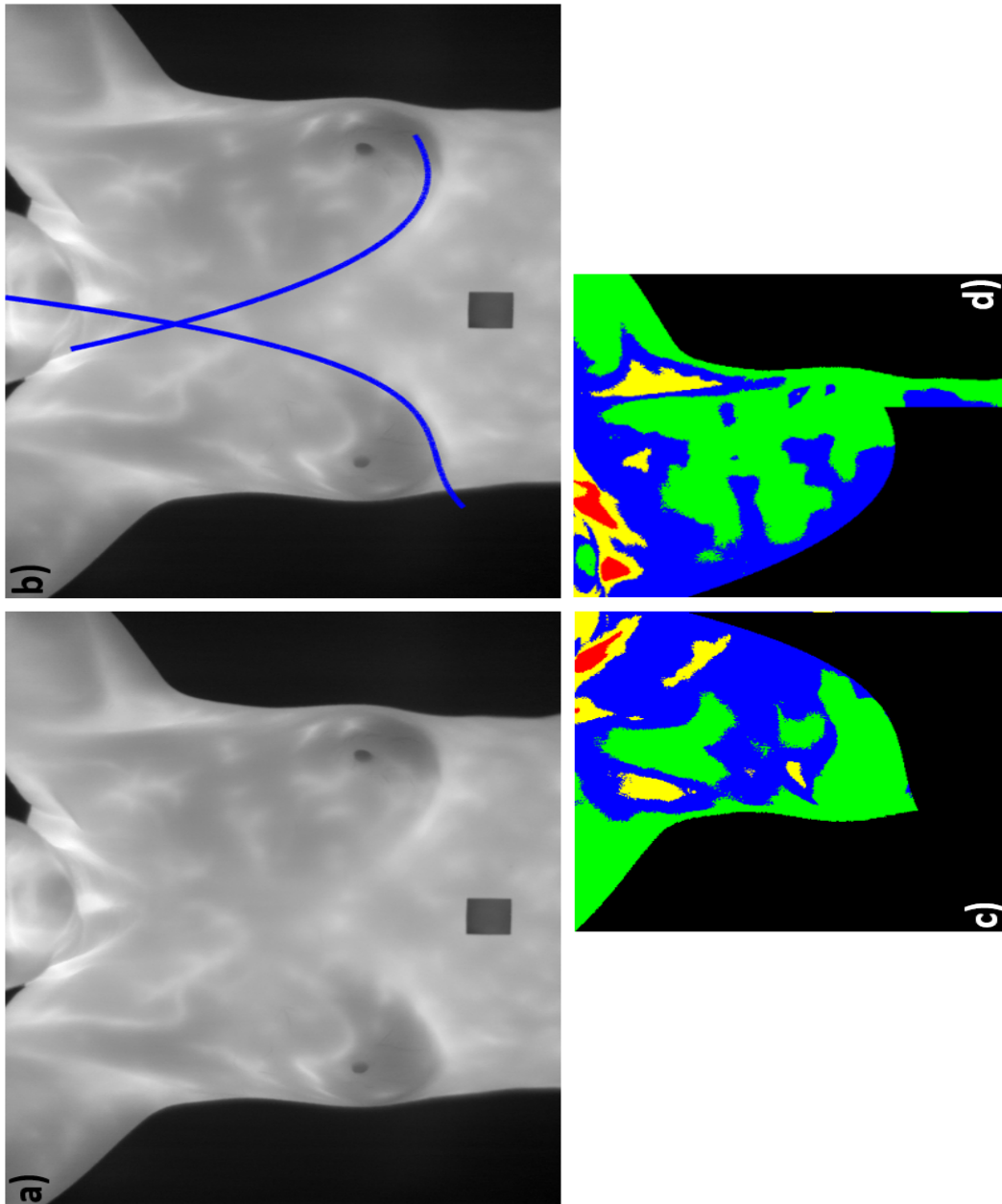


Figura 7.13: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $1.5 \leq \Delta t_{m\acute{a}x} \leq 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.

7.3. Apéndice B

7.3.1. Termogramas etiquetados como enfermos en la base de datos DMR

En las siguientes Figs. 7.14-7.24 se muestran los resultados del método de Segmentación semiautomática de termogramas mamarios para la detección de posibles lesiones.

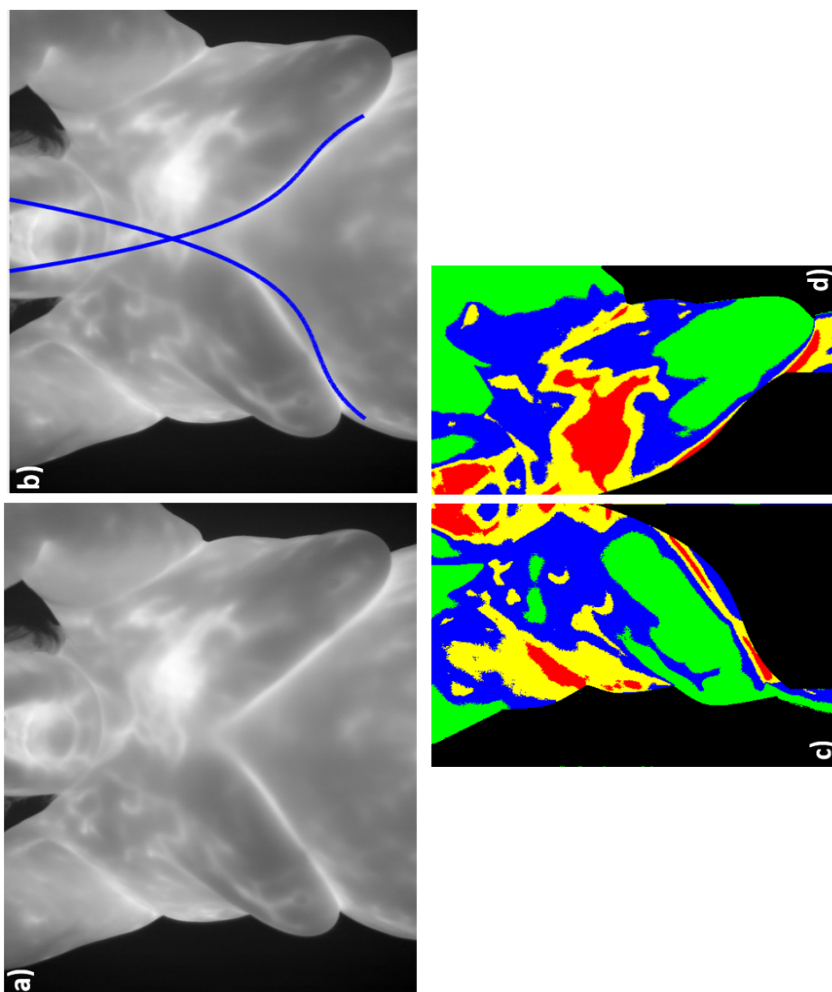


Figura 7.14: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $\Delta t_{máx} > 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.

7. Apéndice

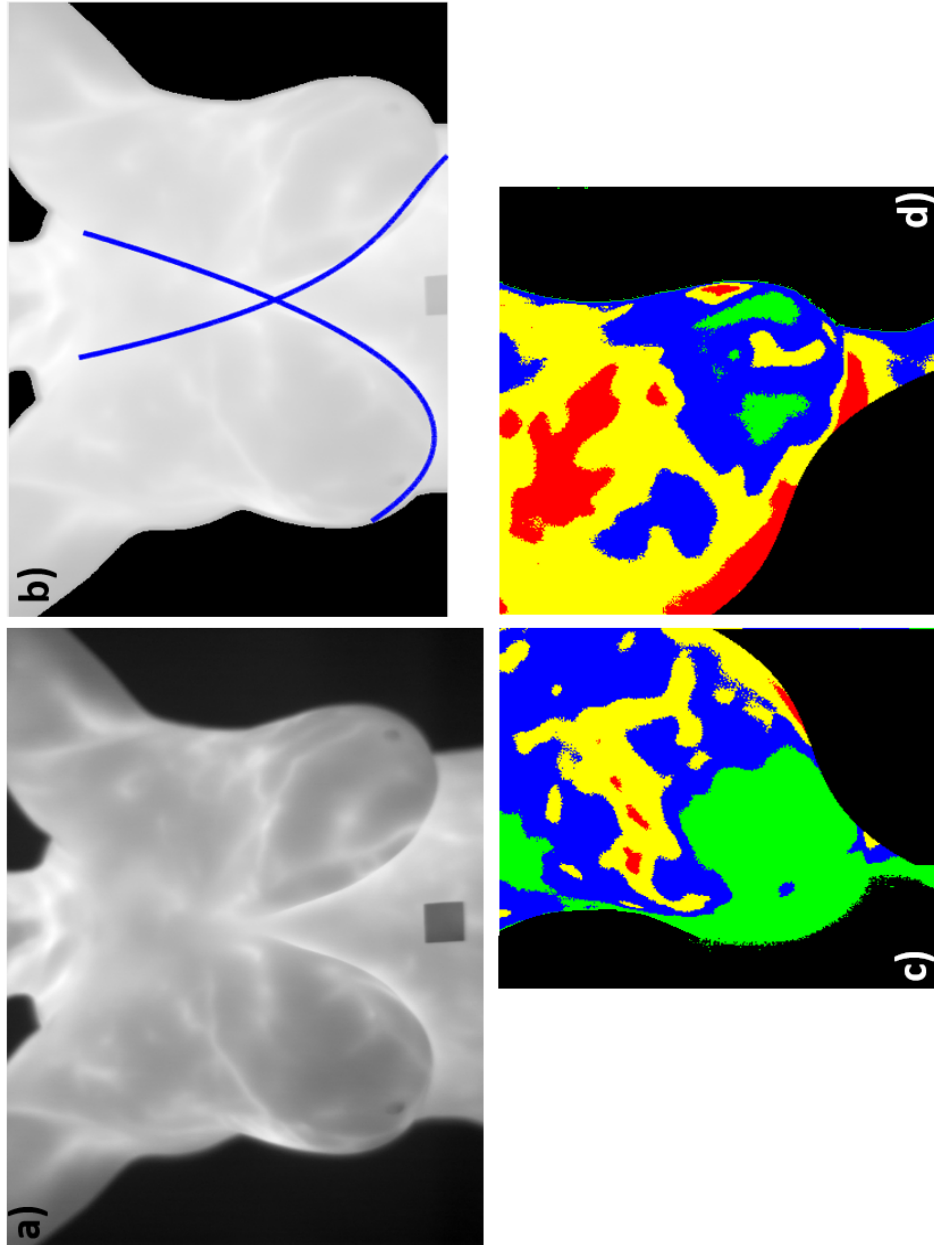


Figura 7.15: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $\Delta t_{máx} > 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.

7. Apéndice

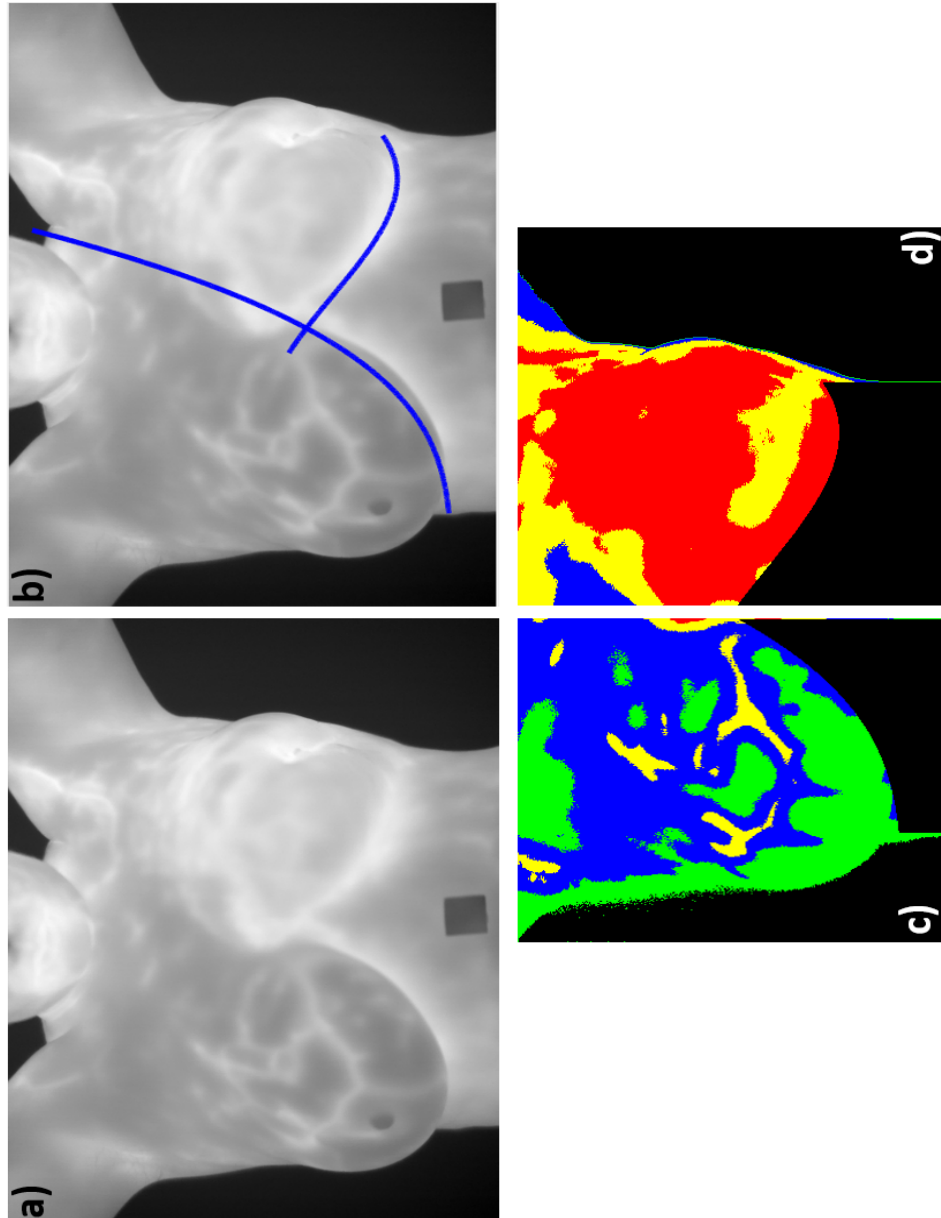


Figura 7.16: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $\Delta t_{máx} > 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.

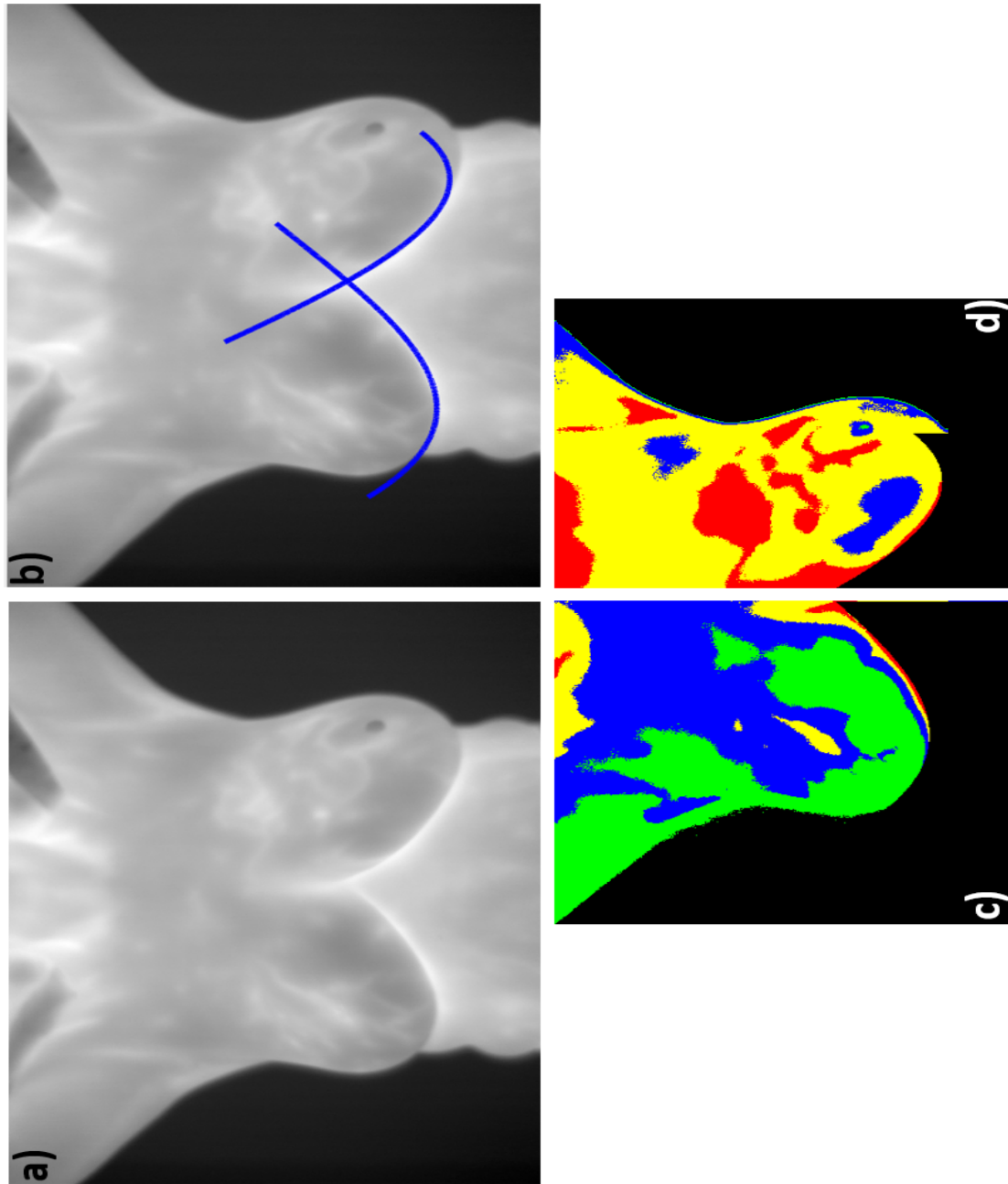


Figura 7.17: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $\Delta t_{máx} > 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.

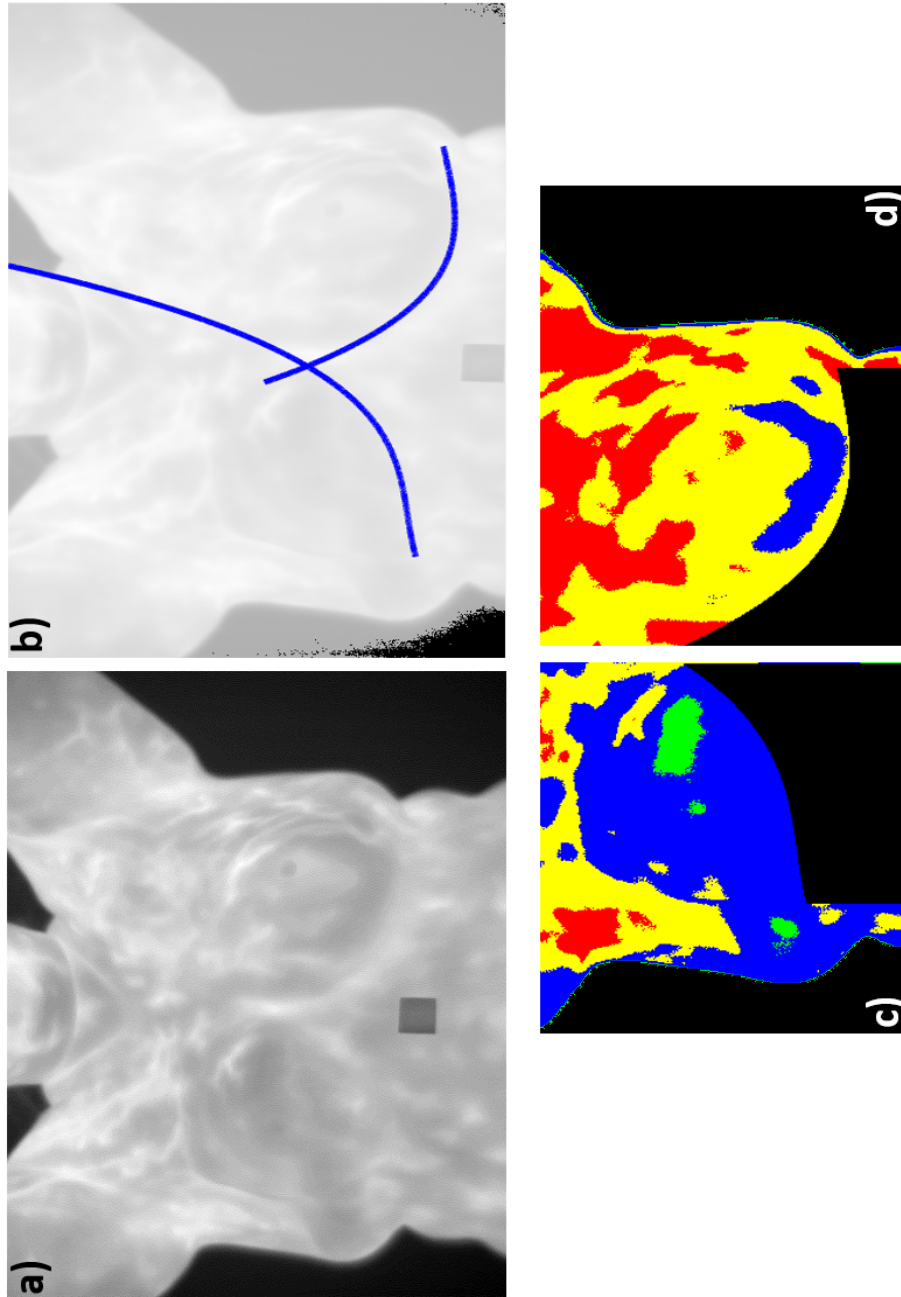


Figura 7.18: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $\Delta t_{máx} > 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.

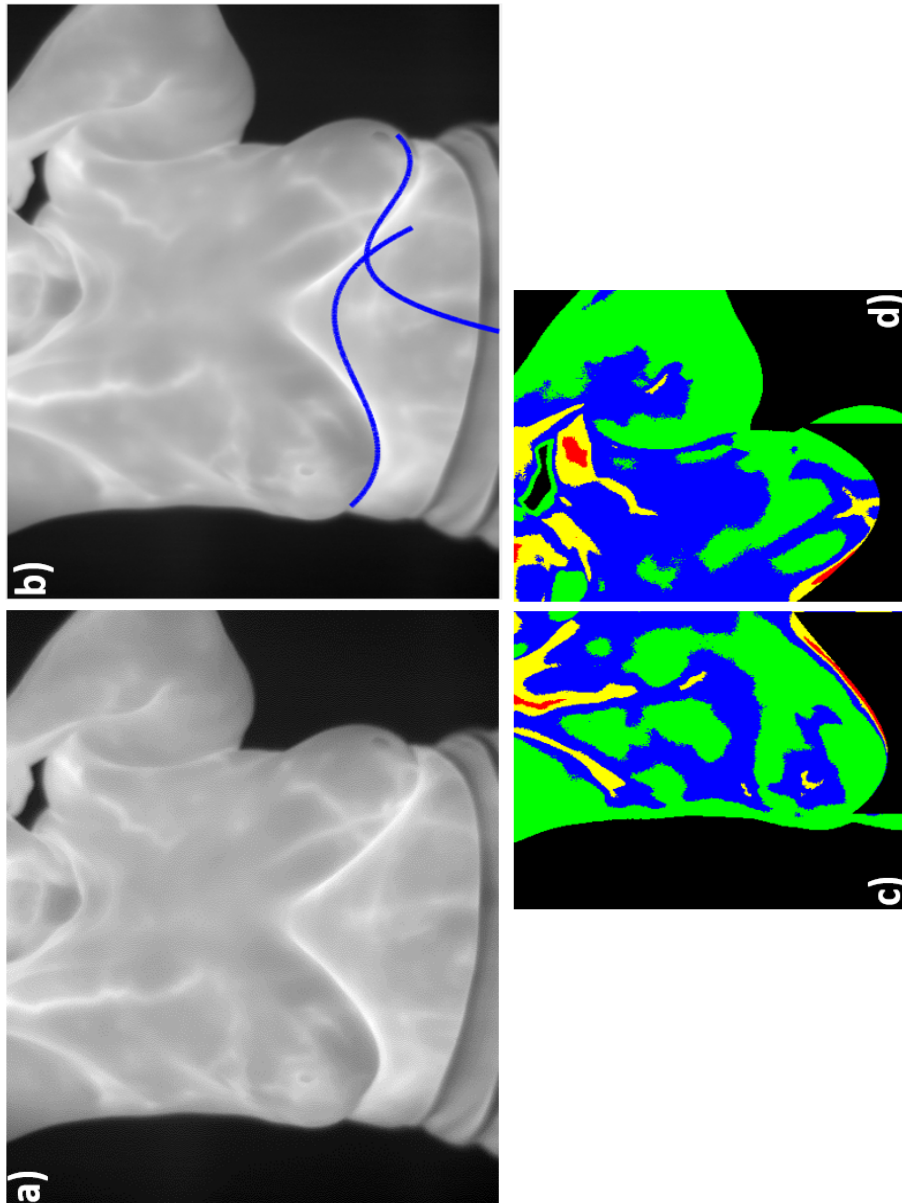


Figura 7.19: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $1.5 \leq \Delta t_{m\acute{a}x} \leq 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.

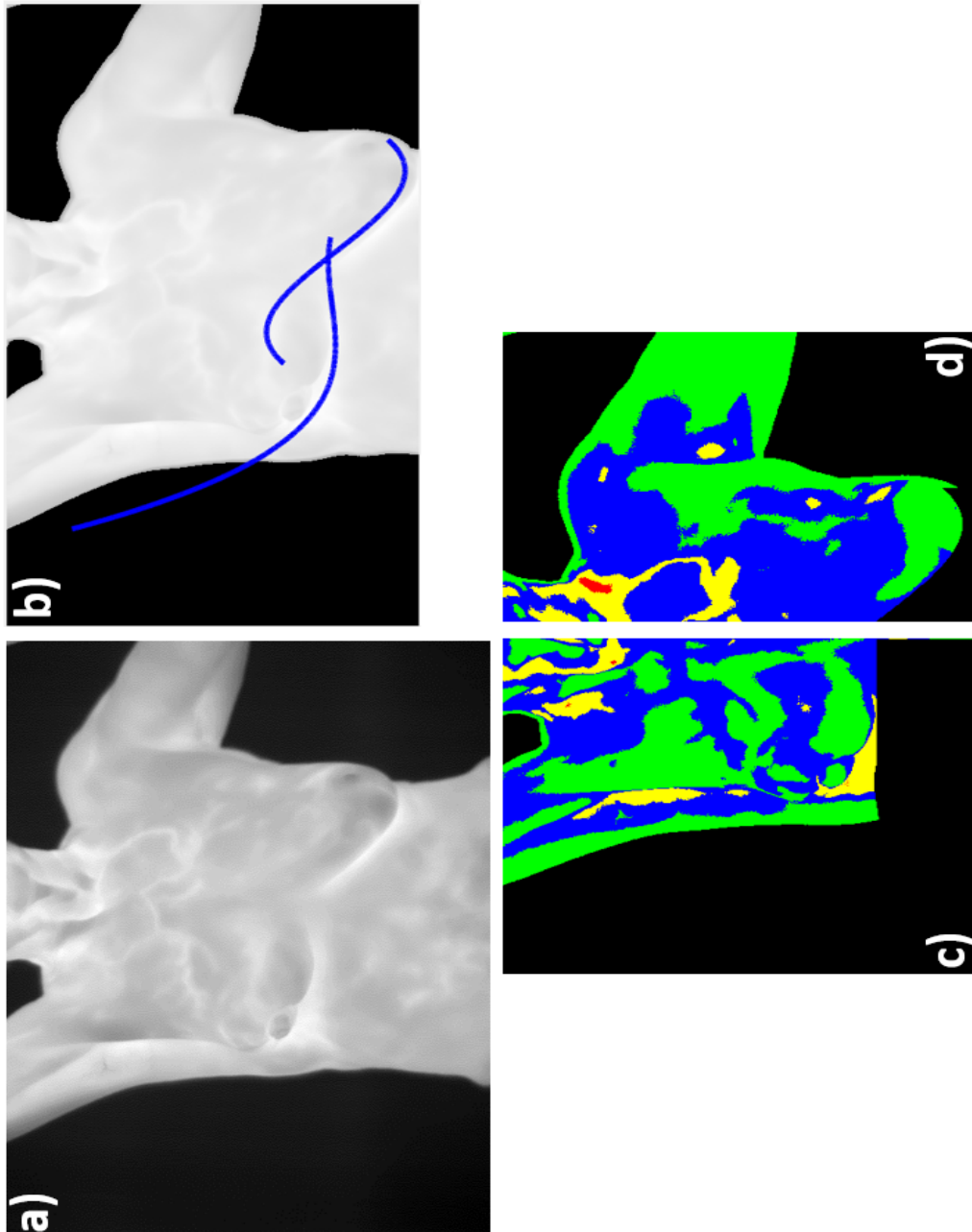


Figura 7.20: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $1.5 \leq \Delta t_{máx} \leq 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.

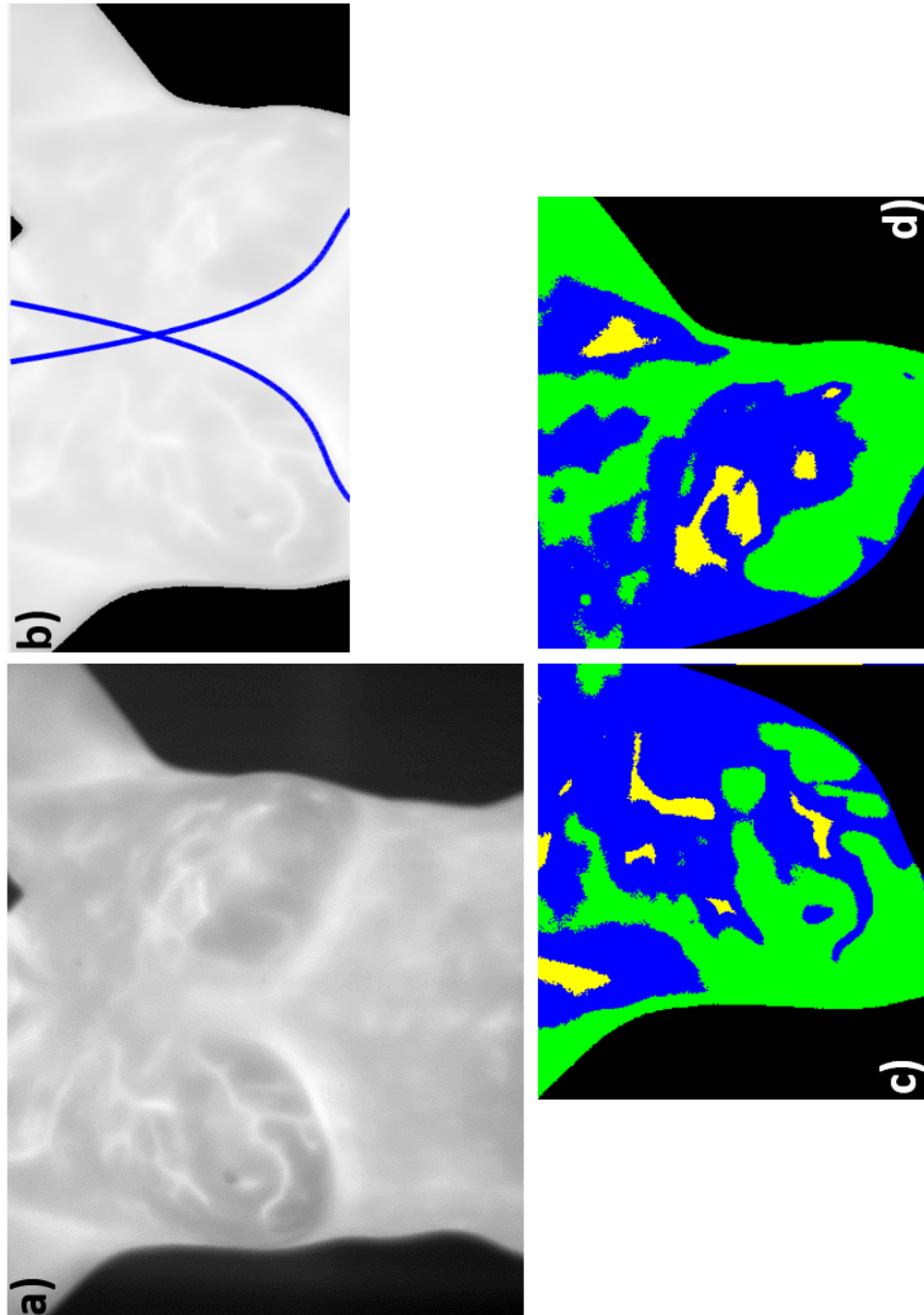


Figura 7.21: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $1.5 \leq \Delta t_{máx} \leq 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color AMARILLO.

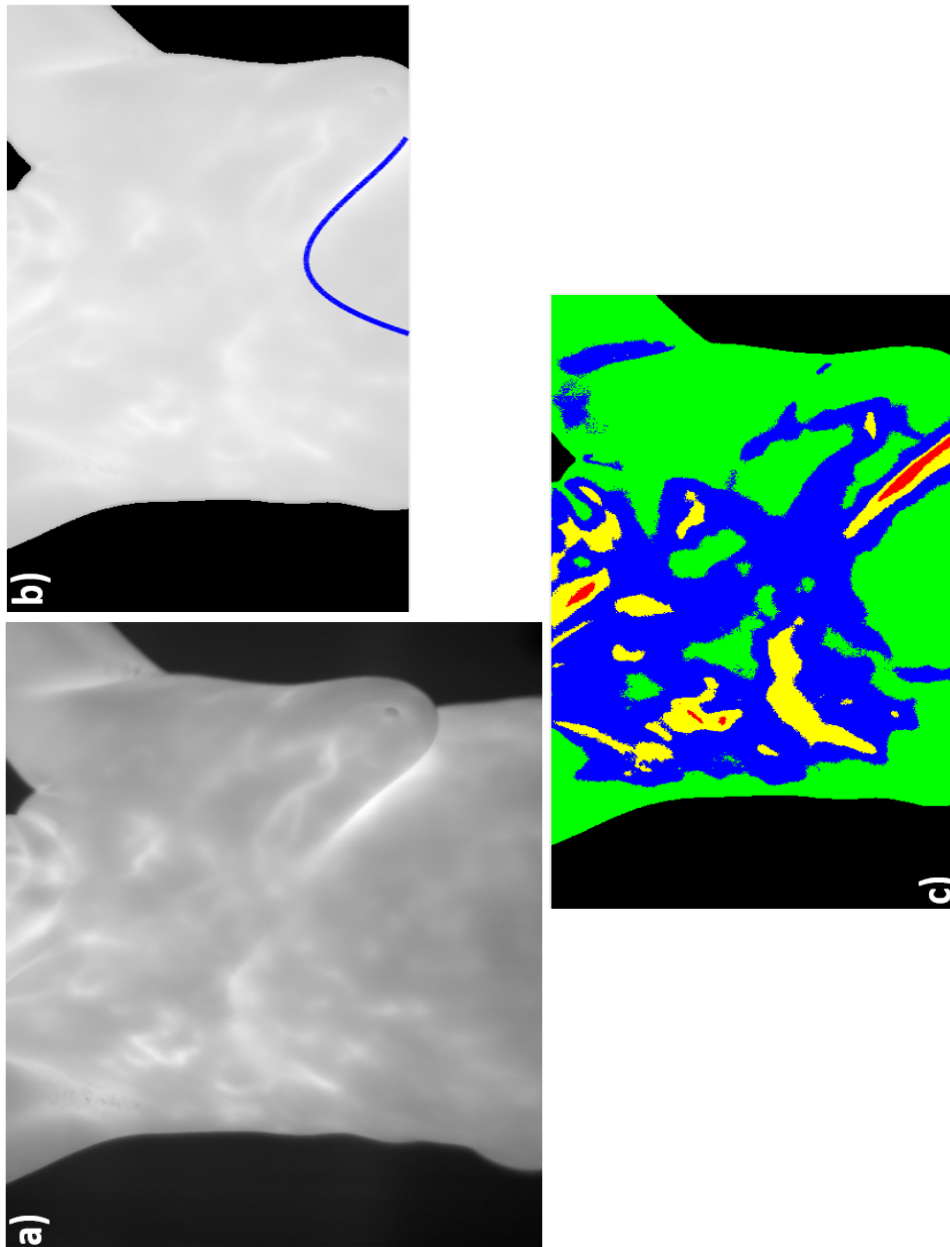


Figura 7.22: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $\Delta t_{máx} > 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.

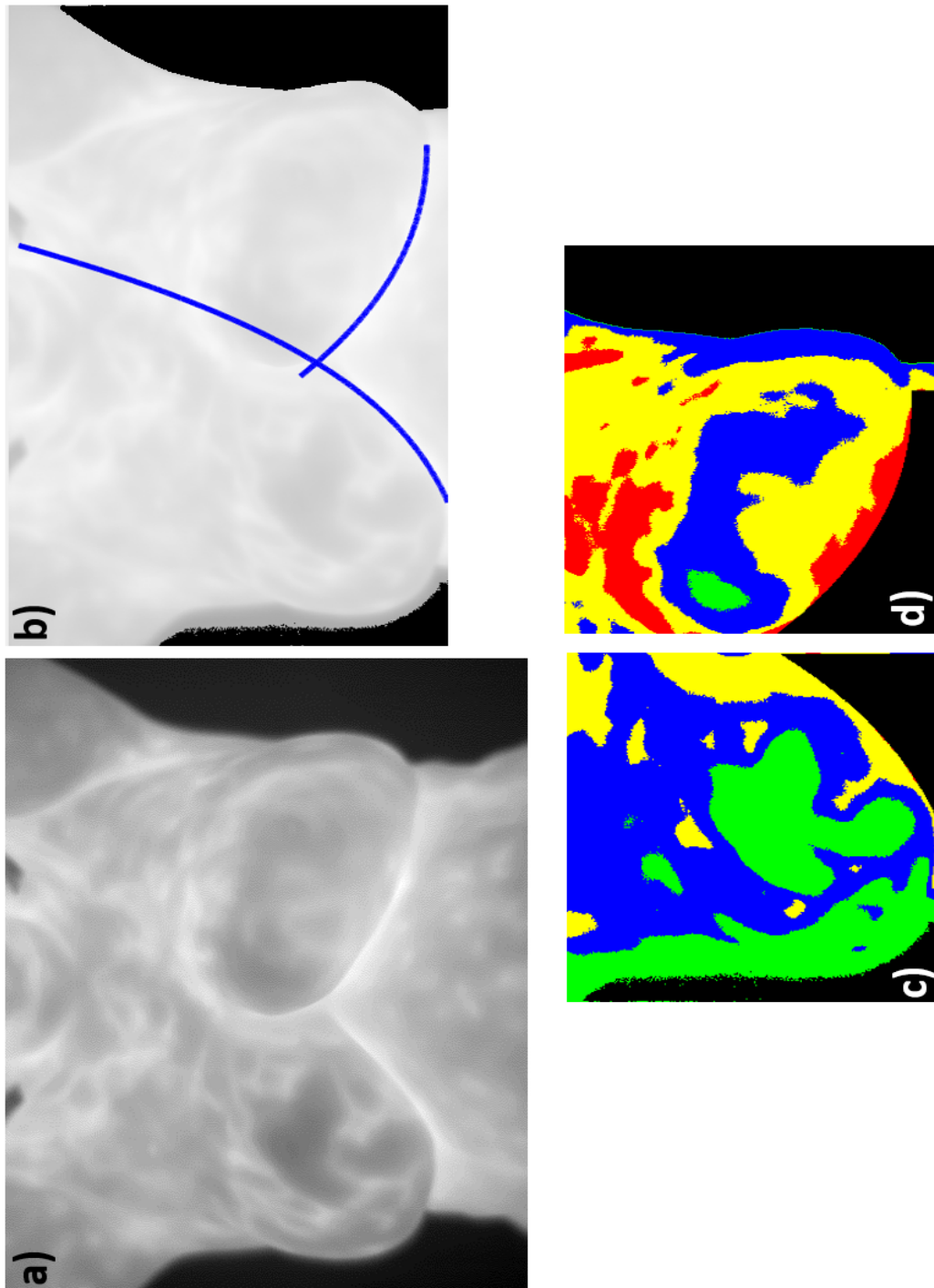


Figura 7.23: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $\Delta t_{máx} > 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.

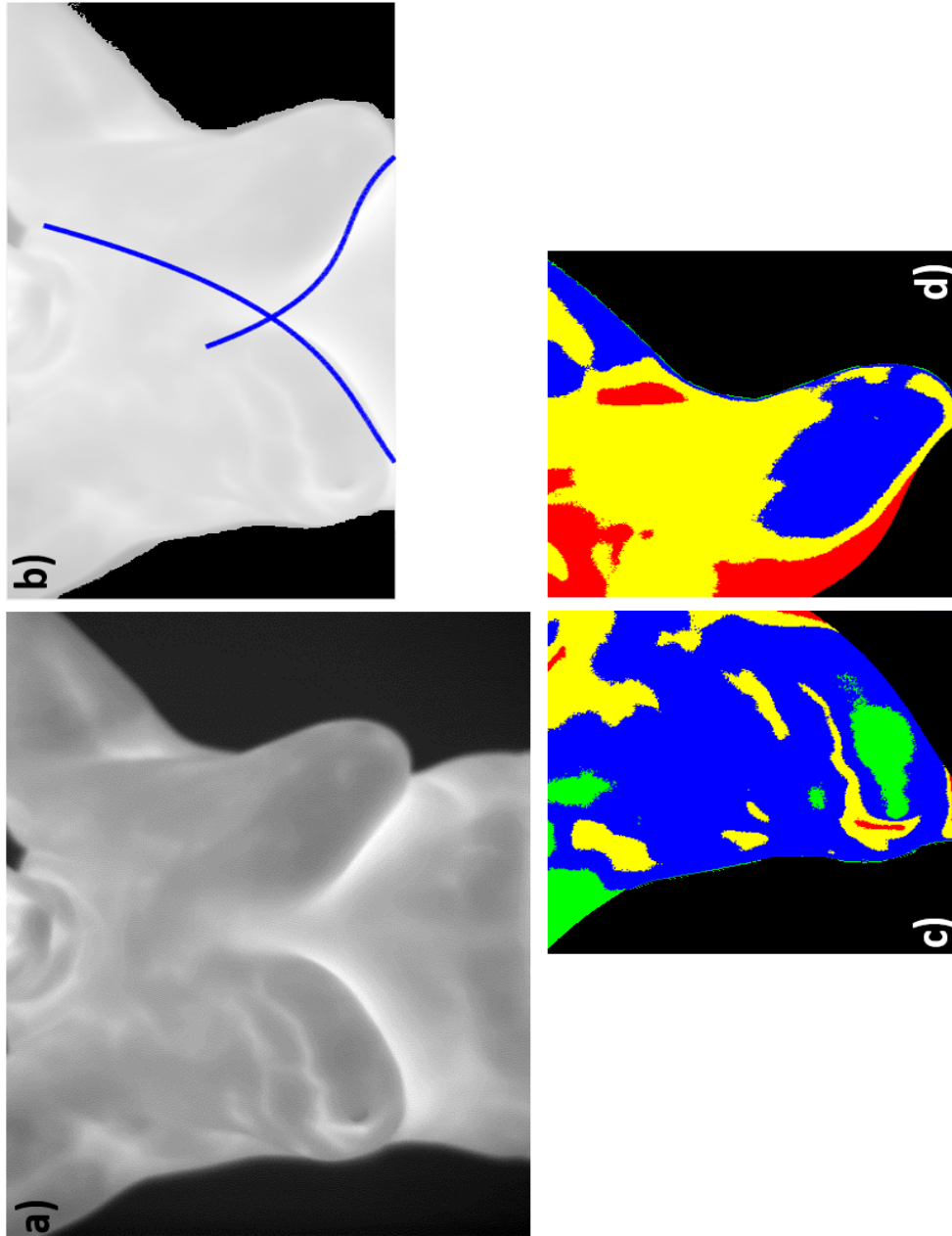


Figura 7.24: a) Termograma original, b) Ajuste de curvas polinomiales, c) Agrupación de patrones térmicos. En base al mapa de incrementos de temperatura. 1) No existe simetría térmica. 2) Existe $\Delta t_{máx} > 3^{\circ}C$ en la zona de la ROI, etiquetado en color ROJO.

Bibliografía

- [40] Raymond P. Canale and Steven C. Chapra, " *Métodos Numéricos para ingenieros*", 6ed., 417-432 (2011)