

1. INTRODUCCIÓN	5
2. REVISIÓN DEL ESTADO DEL ARTE	6
2.1. ABORDAJE QUIRÚRGICO DEL CÁNCER DE MAMA	6
2.2. EVALUACIÓN ESTÉTICA OBJETIVA DE LA RECONSTRUCCIÓN MAMARIA POST-MASTECTOMÍA	10
2.3. SISTEMAS DE AYUDA A LA DECISIÓN CLÍNICA	16
2.4. REVISIÓN DE LOS MÉTODOS DE SEGMENTACIÓN DE IMÁGENES	20
3. MATERIAL Y MÉTODOS	25
3.1. PROTOCOLO DE ADQUISICIÓN DE IMÁGENES	26
3.2. ADQUISICIÓN DE LAS IMÁGENES	29
3.3. PREPROCESADO MANUAL DE LAS IMÁGENES	30
3.4. SEGMENTACIÓN DE LA SILUETA Y OBTENCIÓN DE REFERENCIAS GLOBALES	32
3.5. PARCELACIÓN DE LA IMAGEN	34
3.6. DETECCIÓN DE LA ESCOTADURA SUPRAESTERNAL	37
3.7. DETECCIÓN DE LAS AXILAS	40
3.8. DETECCIÓN DE LOS PEZONES	41
3.9. DETECCIÓN DEL SURCO SUBMAMARIO	46
3.10. DETECCIÓN DEL OMBLIGO	51
4. RESULTADOS	53
4.1. ENTORNO DE PROGRAMACIÓN	53
4.2. CONJUNTO DE IMÁGENES EMPLEADO PARA LA VALIDACIÓN	53
4.3. METODOLOGÍA DE EVALUACIÓN DE LOS RESULTADOS	55
4.4. RESULTADOS OBTENIDOS	59
5. CONCLUSIONES	69
6. TRABAJO FUTURO	73
7. AGRADECIMIENTOS	75
8. ANEXO I – BIBLIOGRAFÍA	76
9. ANEXO II – TABLA DE ILUSTRACIONES	81

1. INTRODUCCIÓN

El presente documento representa la memoria científico-técnica del trabajo fin de máster “Detección automática de *landmarks* útiles para reconstrucción 3D y evaluación estética de la reconstrucción mamaria post-mastectomía”. Este trabajo se corresponde con la asignatura Proyecto Fin de Máster de la titulación Máster de Electrónica, Tratamiento de la Señal y Comunicaciones impartido en la Escuela Técnica Superior de Ingeniería perteneciente a la Universidad de Sevilla y está estrechamente relacionado con los contenidos desarrollados en la asignatura Imagen, Vídeo y Televisión, perteneciente a la titulación anteriormente mencionada, y adscrita al departamento de Teoría de la Señal y Comunicaciones de la Universidad de Sevilla.

Cabe reseñar que este trabajo se ha realizado en el marco del proyecto “Herramienta de Reconstrucción Tridimensional A Partir de Fotografías Digitales para Uso Clínico en Reconstrucción Mamaría Post-mastectomía (RENACER)” financiado por la Consejería de Salud y Bienestar Social de la Junta de Andalucía en el marco de la convocatoria Subvenciones para la Financiación de la investigación, desarrollo e innovación (I+D+i) biomédica y en ciencias de la salud en Andalucía, en la línea de proyectos de investigación, desarrollo e innovación biomédica y en ciencias de la salud del año 2012 con una subvención total de 36.124,95 € (PI-0223-2012). La Investigadora Principal de este proyecto, la doctora Dña. Carmen Serrano Gotarredona, ha realizado también las labores de tutorización y seguimiento de este trabajo fin de máster.

2. REVISIÓN DEL ESTADO DEL ARTE

En este apartado haremos una revisión de los métodos de abordaje quirúrgico para el cáncer de mama así como los métodos actuales de planificación quirúrgica de reconstrucción mamaria post-mastectomía. Tras esto, haremos un repaso acerca de los avances en los sistemas de ayuda a la decisión clínica desde el punto de vista histórico, entrando más en detalle en aquéllos sistemas con mayor relación con el caso que nos ocupa. Por último, haremos una revisión acerca del estado del arte de los algoritmos de segmentación y detección haciendo uso de técnicas de tratamiento digital de imágenes que son de interés para este proyecto.

2.1. ABORDAJE QUIRÚRGICO DEL CÁNCER DE MAMA

El cáncer de mama es el tipo de cáncer más común en mujeres tanto en los países desarrollados como en los países en vías de desarrollo. Se estima que en el año 2011 alrededor de 508.000 mujeres perecieron por esta causa (1). Aunque comúnmente se relaciona el cáncer de mama con los países desarrollados, casi el 50% de los casos de cáncer de mama y el 58% de las muertes tienen lugar en los países en vías de desarrollo. Las tasas de supervivencia del cáncer de mama tienen una alta variabilidad fuertemente dependiente del país que consideremos, variando desde el 80% en Norte América, Suecia y Japón, alrededor del 60% en países con ingresos medios, y por debajo del 40% en países con bajos ingresos (2). La baja tasa de supervivencia en los países menos desarrollados se debe principalmente a la falta de programas de detección precoz, dando como resultado una alta proporción de pacientes en los que la enfermedad se diagnostica en una fase tardía, así como por la falta de equipamiento para el diagnóstico y el tratamiento.

En el pasado, el tratamiento quirúrgico para el cáncer de mama consistía esencialmente en aplicar uno de los dos procedimientos conocidos hasta la fecha: mastectomía o lumpectomía (ver Figura 1).

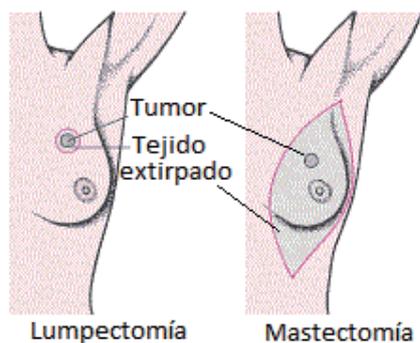


Figura 1. Ilustración de los procedimientos quirúrgicos de lumpectomía y mastectomía.

La mastectomía es el procedimiento a través del cual la mama es completamente extirpada. Hay cinco clases de mastectomía: mastectomía simple o total, mastectomía radical modificada, mastectomía radical, mastectomía parcial y mastectomía subcutánea. La mastectomía simple o total consiste en la extirpación de todo el tejido mamario. Además, ocasionalmente los nodos linfáticos también son extirpados dado que se encuentran completamente rodeados del tejido mamario que es eliminado durante la cirugía. En este procedimiento quirúrgico, no se extirpa tejido muscular subyacente a la mama. En la mastectomía radical modificada tanto el tejido mamario como los nodos linfáticos axilares central, braquial, pectoral y sub-escapular son extirpados (ver Figura 2). La mastectomía radical es el tipo de mastectomía más invasiva, en la que el cirujano extirpa tanto el tejido mamario como todos los nodos linfáticos axilares y el tejido muscular subyacente al tejido mamario. Este procedimiento, aunque era el más utilizado en el pasado, actualmente solo se lleva a cabo en contadas ocasiones dado que en la mayoría de los casos la mastectomía radical modificada se ha evidenciado ser igual de efectiva y con efectos menos desfiguradores para la paciente.

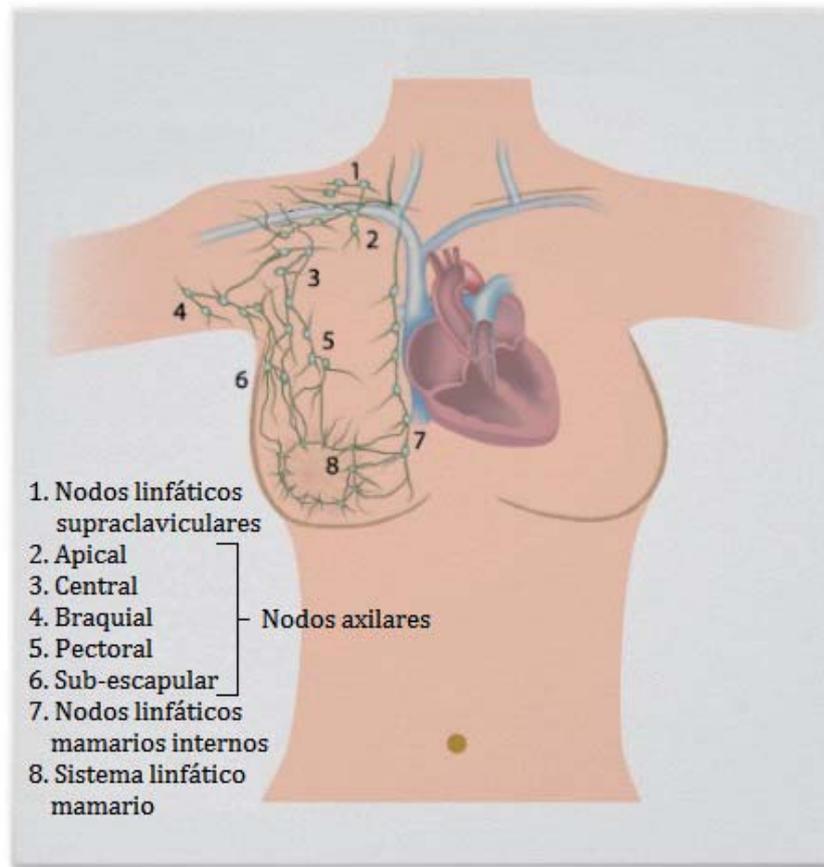


Figura 2. Distribución y clasificación de los nodos linfáticos supraclaviculares, axilares y mamarios.

En la mastectomía parcial, la parte del tejido mamario afectado por el tumor es extirpada junto con una parte de tejido sano circundante. En la mastectomía subcutánea, todo el tejido mamario es extirpado, dejando intacto el pezón. Este último método quirúrgico se aplica con menor frecuencia que la mastectomía total o simple, dado que no se extirpa totalmente el tejido mamario y, por tanto, existe mayor probabilidad de que el cáncer se reproduzca posteriormente. Algunos médicos también han hecho notar que la reconstrucción mamaria tras una mastectomía subcutánea puede resultar en un mayor grado de deformación y falta de sensibilidad en el pezón. Dado lo controvertido de esta técnica quirúrgica, los médicos suelen recomendar en su lugar la realización de una mastectomía total o simple (3).

La lumpectomía es una técnica quirúrgica más conservadora que la mastectomía. Técnicamente, la lumpectomía es similar a la mastectomía parcial, ya que se extirpa solo una parte del tejido mamario junto con el tumor y parte del tejido sano circundante. La cantidad de tejido extirpado puede variar enormemente en función de diversos factores como las características de la paciente, del tumor y de la fase en que se encuentre el tumor. La paciente normalmente suele tratarse con radioterapia tras la lumpectomía (3).

Por tanto, un buen resultado estético es una buena meta del tratamiento del cáncer de mama, estando estrechamente relacionado con la rehabilitación psicosocial y la calidad de vida de la paciente. La importancia de un buen resultado estético está ampliamente reconocida por la comunidad de expertos en este campo, aunque es un hecho que el buen resultado estético no se alcanza muy a menudo. Un enfoque conservativo en el tratamiento hace posible controlar la enfermedad de forma local con una tasa de supervivencia similar a la obtenida con la mastectomía y con mejores resultados estéticos (4). Un concepto básico del tratamiento conservativo es que debe haber una cantidad suficiente de tejido sano extirpado para tener un margen quirúrgico de tejido libre de neoplasias. Cuanto mayor es la cantidad de tejido sano extirpado, menor es la probabilidad de desarrollo de nuevos tumores.

Al mismo tiempo, la probabilidad de una recaída local debida al crecimiento de una neoplasia residual también es menor. Sin embargo, cuanto mayor es la cantidad de tejido eliminado, menor es la probabilidad de obtener una reconstrucción satisfactoria desde el punto de vista estético. Esta situación queda ilustrada en la Figura 3.

El resultado de la reconstrucción quirúrgica depende de varios factores, la mayoría de ellos difíciles de evaluar, y esta situación lleva por tanto a una variabilidad muy significativa en los resultados obtenidos. Por este motivo, es fundamental realizar una evaluación de los procedimientos quirúrgicos existentes en base a su resultado estético mediante el uso de herramientas cuantitativas.

Aunque las técnicas quirúrgicas conservadoras han sido vastamente estudiadas, formas de evaluación diferentes y prácticas médicas heterogéneas han contribuido en la obtención de resultados estéticos diferentes. Tal y como sugiere este escenario, la evaluación de los resultados estéticos debería ser una práctica obligatoria en cualquier institución que lleve a cabo tratamientos quirúrgicos para el cáncer de mama, contribuyendo de esta forma a la mejora de las estrategias actuales permitiendo la identificación de variables con un impacto significativo en el resultado estético final.

Para el proceso de evaluación de los resultados estéticos tras un tratamiento conservativo, existen algunos puntos importantes que deben considerarse, como por ejemplo determinar qué factores del tratamiento tienen un impacto crucial en el resultado estético, qué parámetros o características deben ser tenidas en cuenta para la evaluación estética del tratamiento, cómo deben ser evaluadas las pacientes (escalas, tiempo tras la intervención) y

qué métodos o soluciones tecnológicas están actualmente disponibles para llevar a cabo esta evaluación (5).

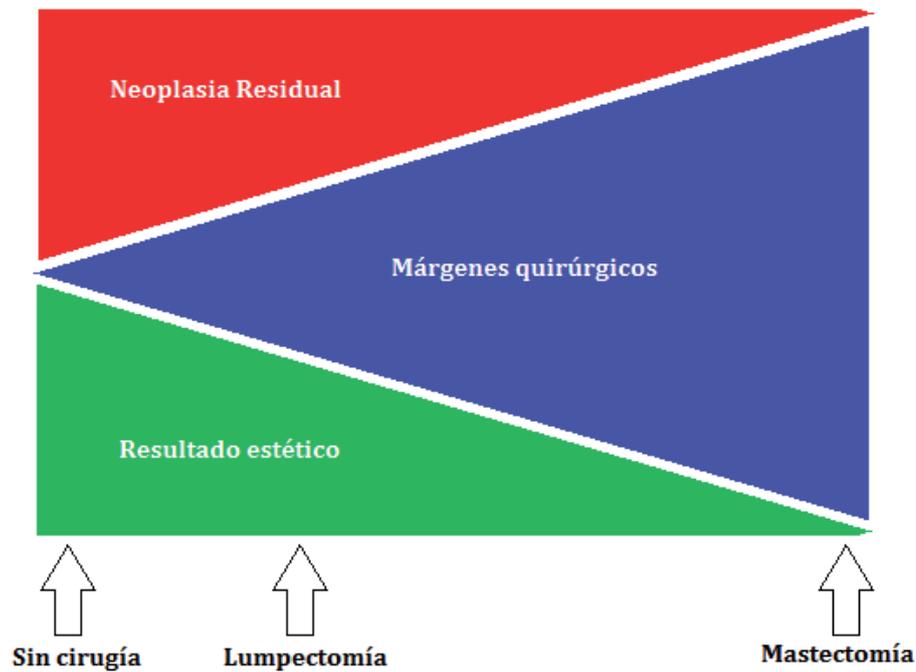


Figura 3. Comparativa entre procedimientos quirúrgicos.

2.2. EVALUACIÓN ESTÉTICA OBJETIVA DE LA RECONSTRUCCIÓN MAMARIA POST-MASTECTOMÍA

Dado que este proyecto fin de máster surge a raíz de la realización del anteriormente mencionado proyecto de investigación RENACER, a continuación detallamos los antecedentes relevantes en esta línea de investigación.

ANTECEDENTES DEL PROYECTO RENACER

Los cambios en la apariencia como resultado del tratamiento del cáncer de mama tienen un impacto considerable en la calidad de vida de los supervivientes de un carcinoma mamario, pero los enfoques actuales en la evaluación de las características mamarias son muy limitados. Incluso para los cirujanos plásticos más experimentados, la descripción de cómo diferentes aspectos de la morfología mamaria influyen en la evaluación estética global constituye un reto. Más aún, es muy difícil describir y definir adecuadamente qué parámetros buscamos para facilitar la cuantificación.

La prevención y los nuevos tratamientos han incrementado de manera considerable las tasas de supervivencia tras cáncer de mama de tal forma que, la mayoría de las mujeres que presentan uno en estadios tempranos tienen una expectativa de muchos años de vida tras el diagnóstico. Además de continuar mejorando los métodos de detección y las tasas de supervivencia, es necesario un mayor desarrollo en los aspectos que influyen en la calidad de vida de los supervivientes de un carcinoma mamario. Uno de estos factores clave y determinante es el cambio de apariencia que tiene lugar como consecuencia del tratamiento quirúrgico del cáncer de mama.

El objetivo de la reconstrucción mamaria es recrear una silueta mamaria que sea satisfactoria para la paciente, facilitando un adecuado ajuste psicosocial de la misma. Actualmente, médicos, pacientes y otros observadores evalúan características de las mamas reconstruidas, tales como simetría y proporción, de una forma subjetiva y cualitativa (6). Sin embargo, tales métodos suelen estar basados en escalas vagamente definidas con altas tasas de variabilidad inter e intra-observador. La naturaleza cualitativa de estas mediciones también restringe los análisis que pueden llevarse a cabo sobre estos parámetros. Los actuales abordajes cuantitativos en las mediciones estéticas de la mama incluyen mediciones en el cuerpo de la paciente (antropometría) (7) (8), y medidas bidimensionales (2D) (9) (10) o tridimensionales (11) (12).

Con el fin de alcanzar resultados estéticos satisfactorios, podría considerarse la planificación quirúrgica adaptada y basada en un concepto visual fiable del resultado quirúrgico y la valoración 3D de la morfología mamaria como un valor adicional. Unas mamas proporcionadas y con una morfología dentro de los cánones estéticos han sido siempre un atributo primario del atractivo femenino. La morfología mamaria juega un papel importante en los sentimientos de género de autoestima y adecuación de las mujeres en la sociedad actual. Volúmenes mamarios o morfologías inadecuadas pueden provocar complejos, generar sentimientos de repulsa o incomodidad y motivar a las mujeres a consultar a cirujanos plásticos con el fin de mejorar su apariencia estética.

Los resultados estéticos satisfactorios están esencialmente determinados por la forma y el tamaño de la mama y su posición sobre el pecho, entre otros factores (habilidad quirúrgica del cirujano, estado de salud del paciente, etc.). Las glándulas mamarias y las estructuras torácicas son únicas para cada paciente. Estas y otras particularidades anatómicas hacen necesario un enfoque individualizado a la hora de elegir un implante mamario o un volumen de simetrización de la mama contralateral, así como su posición en el tórax de la paciente. En ausencia de un lenguaje visual común, las pacientes no suelen comprender de forma

adecuada la correlación entre la elección del implante y del volumen mamario, el posicionamiento en el tórax y el resultado final de la reconstrucción mamaria. Como consecuencia de esto último, las pacientes tienden a delegar este tipo de decisiones y consideraciones en su cirujano plástico. Los cirujanos realizan, por lo tanto, los procesos de reconstrucción y simetrización mamaria en función de su propia experiencia la cual, no importa cuán amplia sea, sigue siendo un procedimiento subjetivo.

Normalmente, la necesidad de llevar a cabo un proceso de simetrización en reconstrucción mamaria depende del aspecto de la mama previo a la mastectomía, el deseo de la paciente, el resultado tras la mastectomía, el tipo de mastectomía y el método de reconstrucción elegido (7). Las relaciones en la simetría estética de las mamas son complejas, y el objetivo de la cirugía plástica es el de asegurar un adecuado resultado estético final, empezando por la mama contralateral, ya sea en la reconstrucción inmediata o en la diferida.

Independientemente del tipo de reconstrucción llevada a cabo, uno de los obstáculos que continúa limitando el éxito global de la reconstrucción mamaria es la incapacidad de los cirujanos plásticos para determinar objetivamente el volumen, forma y contorno de la mama. Actualmente, la mayor parte de los cirujanos basan sus reconstrucciones en el examen físico y la estimación visual del tamaño de la mama. Estas decisiones quirúrgicas fundamentales se toman la mayoría de las veces con arreglo a la intuición clínica y la experiencia propia. Desafortunadamente, este enfoque instintivo de alguna manera de la reconstrucción mamaria tendrá como consecuencia resultados sub-óptimos en un gran número de ocasiones.

El campo de la cirugía mamaria reconstructiva podría beneficiarse, por tanto, de la llegada de un método práctico para la valoración objetiva del volumen mamario. Esa herramienta, que podría proporcionar un enorme beneficio clínico, es la imagen 3D, utilizada de forma habitual en la industria para analizar objetos inanimados. La imagen 3D ha demostrado ser una herramienta indispensable en sectores como la ingeniería, archivos digitales, controles de calidad y animación. En los últimos años, la imagen 3D se ha empleado en numerosas especialidades médicas como son la odontología, la cirugía plástica y maxilofacial y la cirugía estética facial (13) (14) (15) (16) (17).

El equipo de la Unidad de Gestión de Cirugía Plástica y Grandes Quemados del Hospital Universitario Virgen del Rocío de Sevilla (España) presenta una gran experiencia en el uso de una herramienta de realidad virtual aplicada a la planificación y optimización de la cirugía llamada VirSSPA desde el año 2005, fecha en donde arranca el proyecto de

investigación subvencionado por la Consejería de Salud de la Junta de Andalucía para el diseño de la herramienta VirSSPA. VirSSPA permite a través de imágenes radiológicas en 2D en formato DICOM (TAC, RM, PET) generar un modelo en 3D del paciente en un PC convencional, con el fin de simular virtualmente la intervención quirúrgica y optar por la opción menos invasiva para el paciente. Este hecho posibilita al cirujano el anticiparse ante cualquier posible complicación que toda intervención quirúrgica conlleva al disponer de un mayor conocimiento interno de la patología, reduce tiempos y optimiza el proceso quirúrgico. La validez de la herramienta VirSSPA ha sido demostrada con resultados muy satisfactorios respecto a la reducción de tiempos quirúrgicos. En concreto en la reconstrucción mamaria post-mastectomía mediante microcirugía con tejidos tomados del abdomen, técnica DIEAP, se ha demostrado que se ha reducido en 2 horas (en un procedimiento quirúrgico de aproximadamente 10 horas de duración) y el 45% de las complicaciones postoperatorias y, en general, ha incrementado el éxito en una gran cantidad de procedimientos quirúrgicos, así como la satisfacción de las pacientes (18) (19) (20).

En este servicio se han realizado en los últimos 10 años unos 700 procedimientos de reconstrucción mamaria tras mastectomía/cuadrantectomía por cáncer de mama con la siguiente casuística:

Tabla 1. Casuística de las intervenciones realizadas en los últimos 10 años por el servicio de Cirugía del Hospital Universitario Virgen del Rocío para pacientes mastectomizadas.

Nº de pacientes	Nº de intervenciones/paciente
1	7
0	6
2	5
31	4
124	3
233	2
302	1

Una de las características que se desprenden de esta relación de casos es la elevada frecuencia con que las pacientes son sometidas a más de un procedimiento quirúrgico de reconstrucción. En ocasiones la reconstrucción se realiza en dos tiempos, pero con frecuencia la tercera y sucesivas intervenciones están relacionadas con asimetrías en volumen o en la posición de las mamas tras la reconstrucción. La simetría es una constante en la anatomía, y los cirujanos reconstructivos persiguen ese objetivo con ahínco.

Recientemente, las publicaciones de varios grupos de trabajo han identificado la cirugía mamaria como una importante área clínica que podría ser susceptible de beneficiarse de la imagen 3D (21) (22) (23) (24). Kovacs y col. han tratado de establecer técnicas de escaneado 3D mamario óptimas mediante la comparación de varios métodos en modelos inanimados. Los autores compararon después sus resultados con los obtenidos en pacientes y concluyeron que la imagen 3D de la mama es precisa y reproducible (22).

Tepper y col. han alcanzado conclusiones similares con respecto a la validación de la imagen 3D mamaria en sujetos humanos desarrollando un método para aislar la mama y recrear una pared torácica individualizada para cada paciente (21). Isogai y col. han publicado su éxito utilizando la imagen 3D para analizar la simetría postoperatoria en pacientes con reconstrucción mamaria (23).

Inicialmente el modelo 3D de las pacientes de reconstrucción mamaria en este servicio era obtenido en el programa informático VirSSPA a partir de imágenes radiológicas convencionales TAC, RM, etc. Las desventajas de esta técnica son su carácter invasivo y el coste de la exploración. Posteriormente, a fin de disminuir estas desventajas, introdujimos la técnica de escaneado superficial que permite obtener el modelo en 3D de la paciente sin la necesidad de radiarla. Además con el escaneado de superficie conseguimos un modelo en 3D en diferentes posiciones de afectación de la fuerza gravitatoria. Este hecho contrarresta la dificultad a la que se enfrentan los cirujanos cuando generan el modelo en 3D de la paciente a través de imágenes radiológicas, dado que dichas imágenes se capturan cuando la paciente se encuentra en posición horizontal, por lo que las mamas son deformadas por la fuerza de la gravedad si lo comparamos cuando la paciente se encuentra en posición vertical.

A través del proyecto de “Planificación quirúrgica virtual aplicada a pacientes con lipodistrofia facial adquirida en pacientes con VIH” financiado por la Fundación para la Investigación del Sida en España (FIPSE), la técnica de escaneado superficial en la UGC de Cirugía Plástica y Grandes Quemados del Hospital Universitario Virgen del Rocío se ha utilizado para el seguimiento del paciente y la planificación quirúrgica virtual, demostrándose los beneficios frente a otras técnicas de captación de imágenes (24) (25) (26). Tras verificar las ventajas de esta técnica no invasiva para el paciente, se ha trasladado su uso a pacientes mastectomizadas pendientes de reconstrucción mamaria para la planificación quirúrgica de la cirugía y se plantea su extensión a cualquier patología cuya área de afectación sea el contorno corporal. Un ejemplo podría ser también el control de la obesidad, crecimiento, etc. El escaneado de superficie no es invasivo, puede repetirse tantas veces como se quiera, sin que eso incremente el coste más allá del de adquisición del

dispositivo de captura. El inconveniente estriba en el elevado coste de estos aparatos que hace que no estén disponibles en entornos clínicos convencionales.

Partiendo de la hipótesis de que las pacientes sometidas a varios procedimientos de reconstrucción mamaria para lograr la simetría podrían beneficiarse de una mejora en la planificación quirúrgica y en la evaluación de los volúmenes necesarios para simetrizar la reconstrucción que aportan las técnicas basadas en imagen 3D, logrando así disminuir el número de intervenciones quirúrgicas por las que tienen que pasar, el objetivo del proyecto RENACER es introducir un nuevo procedimiento de adquisición de la información necesaria para la planificación quirúrgica virtual 3D en VirSSPA que fuera preciso, no invasivo, fiable y de bajo coste.

Es en este contexto en el que se enmarca este proyecto de investigación que busca dar respuesta a esta pregunta concreta: definir los requisitos y diseñar un sistema de adquisición de la información necesaria para la planificación quirúrgica virtual en 3D en pacientes de reconstrucción mamaria postmastectomía que sea homologable a los métodos de referencia, el escaneado de superficie.

Como un primer paso para la consecución de este objetivo general del proyecto RENACER, el presente proyecto fin de máster propone un algoritmo para la detección automática de las *landmarks* para la reconstrucción de un modelo tridimensional de la mama sana en pacientes que se han sometido a una mastectomía para, tras calcular su modelo simétrico, servir al cirujano plástico como base a la hora de realizar la planificación de la reconstrucción mamaria post-mastectomía.

Además, este proyecto fin de máster presenta igualmente un algoritmo para la detección automática de *landmarks* para la evaluación de la calidad estética de la reconstrucción mamaria post-mastectomía a partir de imágenes digitales bidimensionales. Este conjunto de puntos servirán para realizar el cálculo de una serie de medidas antropométricas que permitirán realizar una valoración del grado de simetría existente entre ambas mamas, realizando de esta forma una evaluación cuantitativa de la calidad de la reconstrucción mamaria. En la Figura 4 podemos apreciar dichas medidas antropométricas.

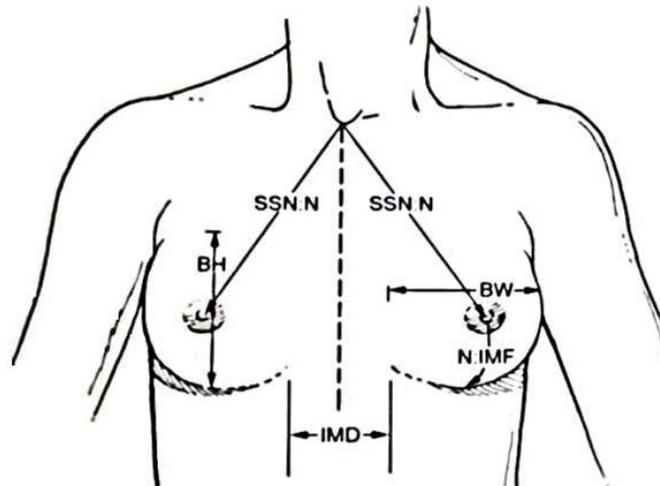


Figura 4. Medidas antropométricas para la evaluación de la simetría mamaria. SSN:N – Distancia entre escotadura supraesternal y pezón; BH – Altura de la mama; BW – Ancho de la mama; N:IMF – Distancia entre el pezón y el surco submamario; IMD – Distancia intermamaria.

Para poder realizar estas medidas, los puntos que deberán extraerse de la imagen son los siguientes:

- ✓ Escotadura supraesternal
- ✓ Pezón
- ✓ Punto más alto de la mama
- ✓ Punto más bajo de la mama
- ✓ Punto de la mama más alejado del eje cráneo-caudal
- ✓ Punto de la mama más cercano al eje cráneo-caudal

2.3. SISTEMAS DE AYUDA A LA DECISIÓN CLÍNICA

Los sistemas de ayuda a la decisión vieron la luz por primera vez, como la mayor parte de los grandes avances tecnológicos, de la mano de la industria armamentística. En 1965, Siderman et al (27) diseñó un sistema de radiofrecuencia que aumentaba la precisión de los impactos de artillería en áreas sin visibilidad haciendo uso de datos meteorológicos. No es hasta el año 1975 cuando empiezan a aparecer los primeros sistemas de ayuda a la decisión aplicados al ámbito clínico (28). Desde ese año hasta ahora, se han publicado más de 11800 artículos que hacen referencia a este tipo de sistemas en revistas científicas¹, con un crecimiento exponencial como se puede observar en la Figura 5.

¹ Resultado de realizar una búsqueda en *PubMed* con el término MeSH: “Clinical Decision Support System” (27/11/2014).

En la actualidad existe una tendencia creciente en la incorporación de herramientas de ayuda a la decisión en multitud de ámbitos profesionales, pero es, sin lugar a dudas, en el ámbito clínico donde la incorporación de estos sistemas está experimentando el mayor crecimiento conocido hasta la fecha.

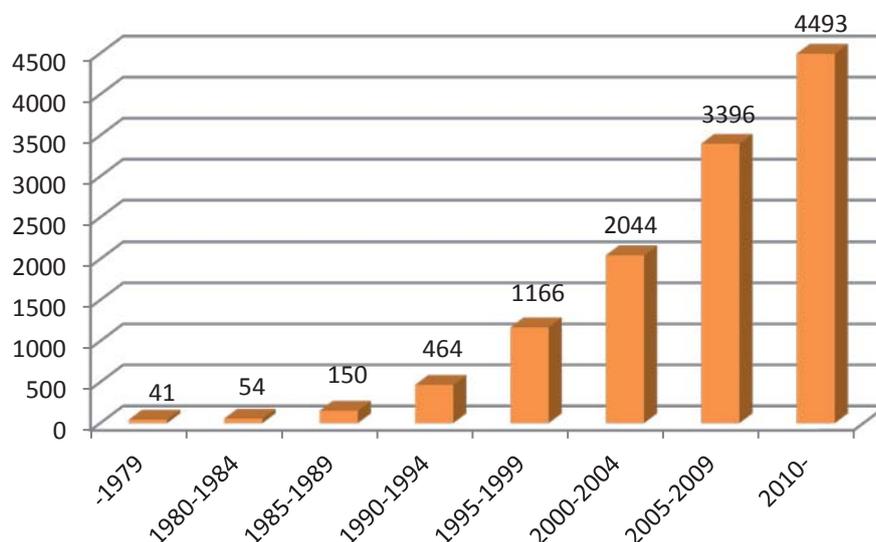


Figura 5. Evolución de publicaciones sobre sistemas de ayuda a la decisión clínica.

Algunos ejemplos de los diferentes sistemas de ayuda a la decisión clínica existentes en la actualidad se muestran a continuación con el propósito de ilustrar su heterogeneidad tanto a nivel tecnológico como a nivel de sofisticación de las técnicas que implementan:

- ✓ **Sistemas de Historia Clínica Electrónica (HCE).** Estos sistemas aumentan la disponibilidad, la accesibilidad y la fiabilidad de la información, y este hecho constituye en sí mismo un medio para facilitar la labor asistencial respecto a los sistemas de historia clínica basados en papel, por lo que pueden considerarse sistemas de ayuda a la decisión clínica. Un ejemplo de este tipo de sistemas lo encontramos en el Hospital Universitario Virgen del Rocío de Sevilla con su sistema HCE llamado Diraya (29).
- ✓ **Sistemas de avisos y alertas.** Este tipo de sistemas suelen hacer uso de ontologías, terminologías, guías clínicas interpretables por computador y bases de datos relacionales estandarizadas aplicadas sobre los sistemas de HCE para, por ejemplo, mostrar una alerta al médico en caso de recetar algún medicamento incompatible con la medicación actual del paciente o sugerir al médico una intervención basándose en la guía clínica correspondiente a las condiciones del paciente. Un ejemplo de este tipo de sistemas lo podemos encontrar en (30).

- ✓ **Sistemas de explotación de conocimiento.** Estos sistemas implementan técnicas avanzadas de procesamiento de lenguaje natural y minería de datos en combinación con clasificadores basados en inteligencia artificial (redes neuronales, árboles de decisión, redes bayesianas, etc.) para, partiendo de un conjunto de información heterogénea (clínica, genética, imágenes, etc.) referente a un paciente, en base al análisis de la información adquirida sobre pacientes con características similares, poder realizar predicciones acerca de, por ejemplo, la supervivencia del paciente y la efectividad del tratamiento. Un ejemplo de este tipo de sistemas es la plataforma tranSMART (31).
- ✓ **Sistemas de tratamiento digital de imágenes médicas.** Estos sistemas hacen uso de un amplio rango de técnicas de procesamiento digital de imágenes que van desde un simple ajuste en el contraste de la imagen hasta métodos automáticos de segmentación de lesiones en 3D basados en clasificadores complejos como sistemas expertos o redes neuronales. Estos sistemas proporcionan a los profesionales médicos ayuda a la decisión tanto en el ámbito clínico (por ejemplo, a la hora de planificar una intervención quirúrgica) como en el ámbito diagnóstico. Dentro de este apartado se enmarcan los desarrollos realizados en este proyecto fin de máster.

APLICACIONES A LA PLANIFICACIÓN QUIRÚRGICA POST-MASTECTOMÍA Y EVALUACIÓN ESTÉTICA

Profundizando en sistemas de soporte a la decisión clínica que se han utilizado con la finalidad de facilitar a los profesionales médicos la planificación quirúrgica de la reconstrucción mamaria postmastectomía y su posterior evaluación estética, podemos señalar los siguientes avances a lo largo de la historia.

Hasta hace pocos años, la única técnica empleada para la evaluación estética de la reconstrucción era la valoración subjetiva por uno o más observadores que se realizaba directamente sobre la paciente o a través de imágenes fotográficas de ella. La opinión acerca del resultado estético final era puesta en valor conforme a una serie de escalas existentes que clasificaban los resultados, normalmente comparando la mama operada con la mama contralateral. La escala utilizada con más frecuencia fue la introducida por Harris en 1979 (32). Sin embargo, esta escala presenta problemas relacionados con la interpretación de los resultados de los estudios que realizan este tipo de evaluación. Por ejemplo, la objetividad no está siempre garantizada, dado que la valoración es realizada a menudo por los mismos profesionales que están involucrados en el proceso de reconstrucción. Por tanto, la

reproducibilidad no suele ser alta (33) y además, cuando se analiza, el nivel de acuerdo inter-observador suele ser bajo o moderado (34).

Posteriormente, se introdujeron métodos objetivos en un intento de superar esta falta de objetividad y reproducibilidad. Estos métodos consistían en la comparación de ambos pechos a través de la colocación de marcas en las pacientes (o en fotografías de ellas) y la realización de mediciones siguiendo dichas marcas (35) (36). Casi todas las medidas sugeridas en la literatura que reflejan la asimetría en los pechos han sido analizadas bajo el foco de la variabilidad intra e inter-observador. Sin embargo, los estudios actualmente disponibles acerca de las metodologías existentes para evaluar los resultados estéticos continúan mostrando una falta significativa de estandarización tanto en el modelo de evaluación utilizado como en los factores que se incluyen en esta evaluación y los instrumentos utilizados para este análisis.

Existía por tanto la necesidad de reemplazar por una herramienta objetiva validada la evaluación realizada por expertos de los resultados estéticos tras un tratamiento quirúrgico conservativo para las pacientes de cáncer de mama. Esta herramienta debería ser fácil de usar y tener un gran nivel de reproducibilidad para que fuera aceptada por los posibles usuarios. Un ejemplo de una herramienta de este tipo es la "*Breast Analysis Tool (BAT)*" (Herramienta para el Análisis del Pecho) desarrollada por Fitzal et al. (37). Otra potente herramienta para realizar una evaluación objetiva del resultado estético tras la cirugía de reconstrucción mamaria postmastectomía es la llamada BCCT.core, desarrollada por Cardoso y Cardoso (38). Esta herramienta de soporte a la decisión clínica trata de compensar la falta de este tipo de sistemas software proporcionando una herramienta cuyo objetivo es mejorar la asistencia de la paciente de cáncer de mama. BCCT.core es un sistema semiautomático capaz de realizar una evaluación objetiva global de los resultados estéticos tras una cirugía de reconstrucción mamaria mediante la extracción automática de varias características de fotografías frontales de pacientes, entre otras, asimetría mamaria, cambios en la pigmentación de la piel debido a la radioterapia o cicatrices quirúrgicas. En una fase posterior, se aplica un algoritmo de "*Machine Learning*" (aprendizaje máquina) para predecir el resultado estético haciendo uso de un conjunto de características de entrenamiento (39). Aunque innovador y reproducible, esta herramienta adolece de falta de trazabilidad del modelo de predicción estética resultante respecto a las medidas de entrada, además de ser una herramienta completamente basada en imágenes frontales de la paciente, sin tener en cuenta imágenes de perfil u oblicuas que permitirían realizar una valoración tridimensional de los resultados estéticos.

Ahora, más que nunca, adquiere gran relevancia la comparación de los resultados tras el tratamiento quirúrgico así como la predicción de estos resultados antes de que la intervención tenga lugar. Por lo tanto, hay una necesidad de tener una herramienta capaz de simular las opciones quirúrgicas y los resultados en términos de volumen, pérdida o ganancia, y de facilitar a los pacientes una mejor educación respecto a las opciones de intervención quirúrgica. Una herramienta más precisa y objetiva capaz de predecir los resultados quirúrgicos para guiar tanto a la paciente como al cirujano en el proceso de planificación partiendo de la detección automática de *landmarks* para este proceso sería de gran ayuda para poder realizar una evaluación objetiva y reproducible de los resultados estéticos de la reconstrucción mamaria postmastectomía.

2.4. REVISIÓN DE LOS MÉTODOS DE SEGMENTACIÓN DE IMÁGENES

La segmentación consiste en la detección de una o varias partes determinadas de una imagen u objeto. De forma más precisa, se puede decir que la segmentación de una imagen es el proceso de asignación de una etiqueta a cada píxel de la imagen, de forma que los píxeles que compartan la misma etiqueta también tendrán características visuales similares (40).

Todos los métodos de segmentación de alguna forma u otra, están basados en los siguientes principios:

- ✓ Detección de discontinuidades en niveles de gris, que consiste en segmentar la imagen en base a grandes cambios en los niveles de gris entre los píxeles.
- ✓ Detección de similitud en niveles de gris, en el que, al contrario que en el método anterior, las divisiones en la imagen se realizan agrupando los píxeles que tienen unas características similares.

Las técnicas de segmentación de imágenes son aplicadas al dominio de las imágenes médicas para, por ejemplo, localizar tumores y otras patologías, realizar medidas de volúmenes de tejidos, facilitar la cirugía guiada por computador, planificación del tratamiento y estudio de la estructura anatómica, entre otras aplicaciones.

Una taxonomía común a la hora de clasificar los métodos de segmentación es la que se elabora en base al enfoque utilizado. Otros autores, como González et al. (41), realizan esta

clasificación en función del objetivo de la segmentación. En los siguientes apartados se desarrolla dicha taxonomía.

MÉTODOS BASADOS EN LA UMBRALIZACIÓN AUTOMÁTICA DEL HISTOGRAMA

El principal objetivo de estos métodos es conseguir convertir una imagen en escala de grises (o en color) en una imagen binaria, normalmente para diferenciar el fondo del objeto que deseamos segmentar. Los métodos basados en la umbralización automática del histograma suelen ser sencillos de implementar y muy eficientes en comparación con otros métodos de segmentación de imágenes. En la siguiente figura se muestra el histograma correspondiente a una imagen monocromática.

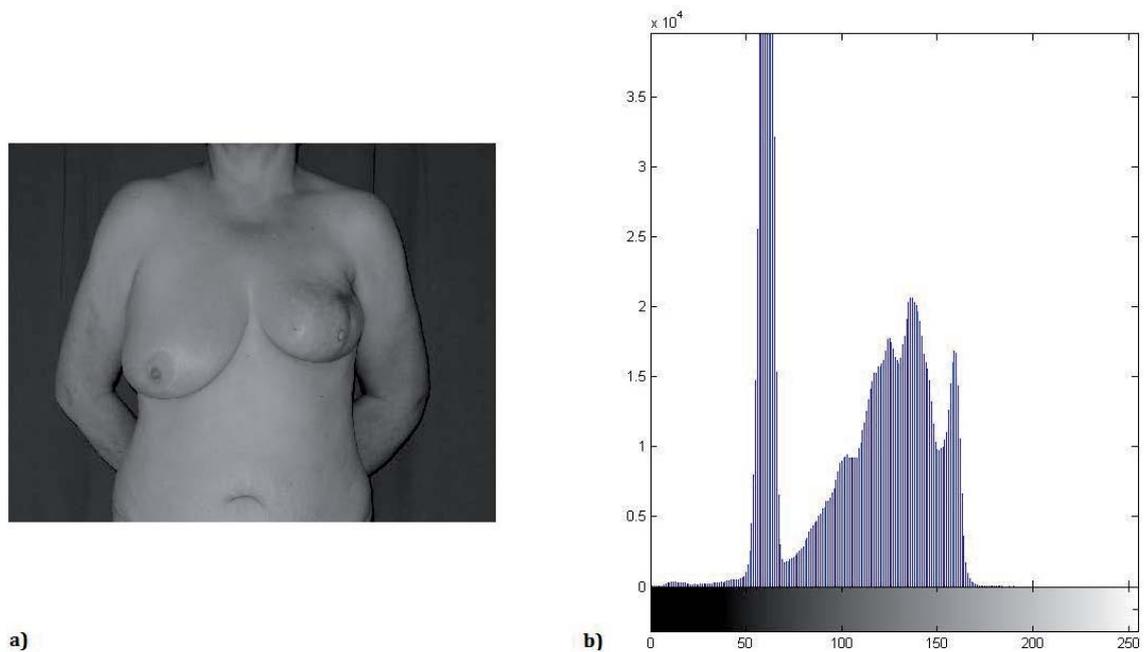


Figura 6. a) Canal verde de una imagen RGB. b) Histograma correspondiente a la imagen a).

Para binarizar una imagen de forma automática, en primer lugar necesitamos definir un umbral de forma no supervisada. Este umbral puede ser único (o global) para toda la imagen o pueden ser diferentes umbrales para diferentes partes de la imagen. En este último caso, normalmente se habla de umbrales adaptativos, lo que es particularmente útil cuando la imagen presenta variaciones en el fondo debidas a una iluminación no uniforme.

MÉTODOS BASADOS EN CLASIFICACIÓN ITERATIVA DE PÍXELES

La aproximación (42) es un enfoque de clasificación iterativa en el cual la decisión de clasificar cada píxel de una imagen puede ser tomada en bloque para todos los píxeles. Las

decisiones tomadas para píxeles del vecindario en una iteración son tenidas en cuenta en la iteración siguiente. Existen fundamentalmente dos tipos de aproximación: probabilística y difusa. Para la probabilística, supongamos un conjunto de píxeles $\{f_1, f_2, \dots, f_n\}$ que van a ser clasificados en m clases $\{C_1, C_2, \dots, C_m\}$. Asumimos que para cada pareja de asignaciones a clases $f_i \in C_j$ y $f_h \in C_k$ existe alguna medida cuantitativa de compatibilidad $C(i, j; h, k)$, es decir, la asignación de cada píxel a alguna clase depende de las asignaciones del resto de píxeles. Parece razonable asumir que un valor positivo de esta medida indicaría compatibilidad con dicha clase, uno negativo indicaría incompatibilidad mientras que un valor nulo o cero indicaría indiferencia con ambas clases. Una formulación general para estos métodos sería la siguiente: sea p_{ij} la probabilidad de que un píxel $f_i \in C_j$, siendo $1 \leq i \leq n$ y $1 \leq j \leq m$, con $0 \leq p_{ij} \leq 1$, $\sum_j p_{ij} = 1$. Si p_{hk} es alta y $C(i, j; h, k)$ es positivo, aumentaremos p_{ij} dado que es compatible con que el hecho muy probable de que $f_h \in C_k$. Del mismo modo, si p_{hk} es alta y $C(i, j; h, k)$ es negativo, reduciremos el valor de p_{ij} , dado que es incompatible con el hecho de que $f_h \in C_k$. Por otra parte, si p_{hk} es baja o $C(i, j; h, k)$ es cercano a cero, el valor de p_{ij} no cambiará, ya que o $f_h \in C_k$ es muy poco probable, o es irrelevante para $f_i \in C_j$. El caso de la aproximación difusa se trata de manera similar a la descrita para la probabilística.

Uno de los algoritmos más utilizados en la literatura para la asignación de píxeles a diferentes clases, llamado *k-means*, estaría englobado dentro de los algoritmos de aproximación iterativa.

DETECCIÓN DE BORDES

En una imagen, un borde se considera una propiedad perteneciente a un píxel individualmente y se calcula en función del comportamiento de la imagen en el vecindario del píxel en cuestión. Es una variable vectorial que consta de dos componentes: magnitud y dirección. La magnitud del borde es la magnitud del gradiente, y la dirección es igual a la del gradiente rotada -90° . La dirección del gradiente representa la dirección de máximo crecimiento de la función, en este caso, desde un nivel de gris bajo (cercano a negro) a un nivel de gris alto (cercano a blanco). Dado que usualmente las regiones en la imagen tienen un valor homogéneo de nivel de gris, su borde se encuentra en aquellos píxeles en los que la función de la imagen varía bruscamente. En la siguiente figura podemos observar algunos de los perfiles de borde más típicos.

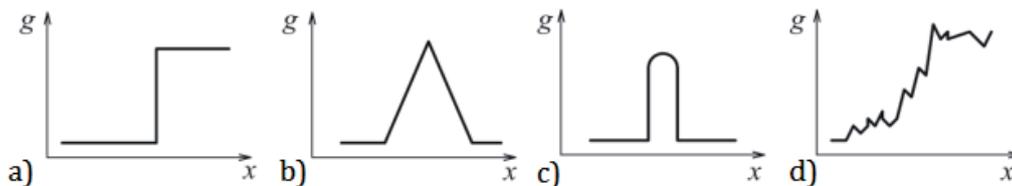


Figura 7. Tipos de borde comunes: a) Escalón. b) Tejado. c) Línea. d) Ruidoso

OTROS MÉTODOS DE SEGMENTACIÓN

Dada la extensa literatura acerca de los diferentes métodos de segmentación, y dado que el objetivo de este capítulo es presentar al lector los métodos de segmentación que han resultado más relevantes para la elaboración de este trabajo fin de máster, a continuación se presentan, de manera más escueta, otros métodos de segmentación existentes en la literatura. Para aquéllos lectores que quieran profundizar más sobre estos métodos, se aconseja la lectura de las siguientes fuentes bibliográficas: (43), (44), (45).

1. Métodos de crecimiento de regiones

El primer método de crecimiento de regiones fue el método de crecimiento de regiones a partir de semillas. Este método toma un conjunto de semillas como entrada junto con la imagen. Las semillas marcan cada uno de los objetos que tienen que ser segmentados. Las regiones crecen iterativamente mediante la comparación de todos los píxeles vecinos no asignados a ninguna región. La diferencia entre el valor de la intensidad de un píxel y el de la media de la región, se utiliza como una medida de similitud. Para imágenes con diferentes texturas se han desarrollado procedimientos más sofisticados de crecimiento de regiones, por ejemplo, haciendo uso de estadísticos de primer y segundo orden para la evaluación de la condición de inclusión del píxel candidato en la región (46).

Una variante del método de crecimiento de regiones empleada a menudo en el dominio del tratamiento de imágenes médicas son las técnicas de división y fusión de regiones (*Split-and-merge*). La metodología consiste en dividir inicialmente la imagen en varias regiones y posteriormente fusionar o dividir dichas regiones según alguna regla de homogeneidad. Al igual que el método de crecimiento de regiones, esta variante es muy sensible a la inicialización. Sin embargo, su aplicación en la segmentación de imágenes médicas abarca grandes lesiones cerebrales (47), vasculatura de la retina (48) y nódulos pulmonares (49).

2. Métodos de propagación de curvas (*level-set*)

La propagación de curvas es una técnica popular en el análisis de imágenes para la segmentación, seguimiento y reconstrucción en 3D de objetos, entre otras aplicaciones. La idea central de este enfoque consiste en hacer evolucionar un contorno hacia el menor potencial de una función de coste que, en su definición, refleje la tarea a la que está dirigida, pudiéndose imponer ciertas limitaciones respecto a la suavidad de dicho contorno (50).

3. Métodos de inferencia estadística óptima

La segmentación estadística de imágenes supone la obtención de modelos probabilísticos paramétricos y no paramétricos de la apariencia y/o forma del objeto a segmentar, así como un criterio de inferencia óptima (Bayesiana o de máxima similitud) (51). Modelos de densidad de probabilidad no paramétricos populares son los que hacen uso de las estimaciones basadas en el vecino más k -cercano (*k-nearest neighbor*) y las basadas en la ventana de Parzen (52). Modelos paramétricos populares hacen uso de representaciones analíticas manejables que permitan un aprendizaje de los parámetros factible computacional o analíticamente. En particular, la estimación basada en el criterio de máxima similitud (MLE) de los parámetros de un modelo Gaussiano son analíticos, concretamente, la media y la matriz de covarianza para un conjunto dado de muestras de entrenamiento, mientras que los parámetros de un modelo de mezcla de Gaussianas (las medias, matrices de covarianza y probabilidades *a priori* de las componentes Gaussianas) son calculados en parte de forma numérica y en parte de forma analítica con técnicas de maximización de la esperanza (EM) (53).

4. Métodos de modelado en dos niveles basado en los campos aleatorios de Markov-Gibbs (MGRF)

Estos modelos asumen que cada imagen observada es una muestra de dos procesos aleatorios interrelacionados, de forma que el proceso de nivel bajo (condicional) y el de nivel alto (incondicional) representan a la imagen original g y al mapa de las regiones m que se desea segmentar respectivamente. El modelo MGRF de dos niveles viene dado por la densidad de probabilidad conjunta, siendo $p(g, m) = p(g|m)P(m)$ la densidad de probabilidad condicional de una imagen g dado un mapa de regiones m , y $P(m)$ es la distribución de probabilidad incondicional de los mapas m .

3. MATERIAL Y MÉTODOS

En este capítulo detallaremos los materiales que se han utilizado para la realización de este proyecto fin de máster.

En primer lugar se estableció un protocolo de adquisición de imágenes de forma que detalles tales como la resolución de la imagen, condiciones de iluminación y de encuadre fueran lo más estandarizado posible con el objetivo de minimizar los trabajos de preprocesamiento de las imágenes. Tras establecer este protocolo, se procedió a la adquisición de las imágenes siguiendo las pautas determinadas por este protocolo. Una vez adquiridas las imágenes, se les realizó un preprocesamiento digital para adecuarlas al entorno de trabajo y, posteriormente, se les aplicaron los métodos de segmentación, parcelación y detección que se detallarán más adelante en este documento. En la siguiente figura se ilustra metodología que se ha seguido para la realización de este proyecto:



Figura 8. Metodología seguida en el proyecto

Dentro del bloque de procesado, se ha seguido el siguiente flujo de trabajo para la obtención de las *landmarks*:

1. Segmentación de la silueta
2. Parcelación de la imagen según medidas antropométricas
3. Detección de la escotadura supraesternal
4. Detección de las axilas

5. Detección de los pezones
6. Detección del surco submamario
7. Detección del ombligo

La metodología seguida en cada uno de estos casos se desarrolla en profundidad en los siguientes apartados.

3.1. PROTOCOLO DE ADQUISICIÓN DE IMÁGENES

En este apartado se describen los requisitos que se deben cumplir para la adquisición de imágenes que han servido para el diseño de los algoritmos y la validación de los desarrollos de este trabajo fin de máster. Este protocolo se ha estructurado en las siguientes secciones: materiales, encuadre, condiciones de iluminación, secuencia de toma de imágenes y almacenamiento de la información.

MATERIALES

- ✓ Cámara Canon EOS 1000D
- ✓ Trípode regulable en altura
- ✓ Fondo liso uniforme de color azul

ENCUADRE

Para realizar el encuadre correctamente, la cámara deberá encontrarse sobre el trípode en posición horizontal (encuadre apaisado), en modo de enfoque automático y con el flash activado. El campo de visión debe contener desde la barbilla hasta el ombligo de la paciente, ambos inclusive, excluyéndose rasgos faciales como nariz, ojos, etc. (por motivos de confidencialidad y para facilitar la anonimización de las imágenes). La paciente deberá encontrarse desnuda de cintura para arriba (no debe llevar collares, cadenas, piercings, etc.), mantener las manos a la espalda en una postura no forzada y la mirada al frente durante todo el proceso de adquisición de las imágenes. Por último, el fondo deberá ser de color azul uniforme y liso (evitando pliegues que generen sombras o que alteren el color).

A continuación se ilustra el encuadre frontal que debe realizarse para la correcta adquisición de las imágenes de la paciente. Para la captura del resto de imágenes, la cámara deberá permanecer en la misma posición.

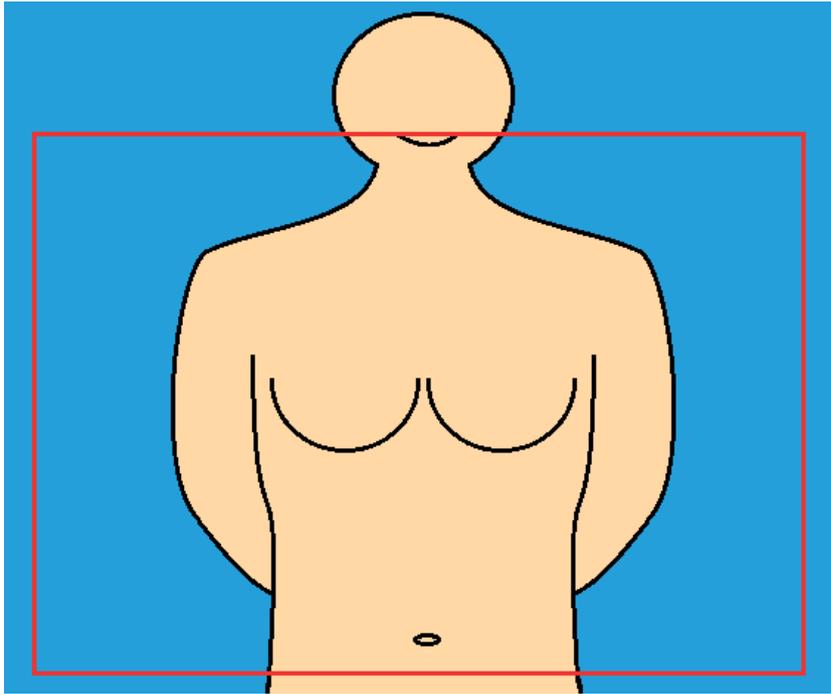


Figura 9. Ilustración del encuadre.

CONDICIONES DE ILUMINACIÓN

- ✓ Las imágenes se captarán con la luz natural disponible y el uso del flash de la cámara.
- ✓ Deberá evitarse la iluminación artificial cuando el iluminante (lámpara) se encuentre justo encima de la paciente.

SECUENCIA DE ADQUISICIÓN DE IMÁGENES

Se tomará en primer lugar una imagen del plano frontal de la paciente siguiendo las instrucciones para el encuadre.

A continuación, se procederá al marcado/etiquetado de la paciente en los puntos relevantes para este proyecto, definidos por un cirujano experto en reconstrucciones mamarias postmastectomía. Estos puntos son los siguientes:

1. Hendidura supraesternal
2. Axilas
3. Punto final del surco submamario.
4. Pezones

5. Punto más bajo del surco submamario
6. Ombligo

En la siguiente figura se ilustra el marcado/etiquetado que se deberá realizar sobre la paciente:

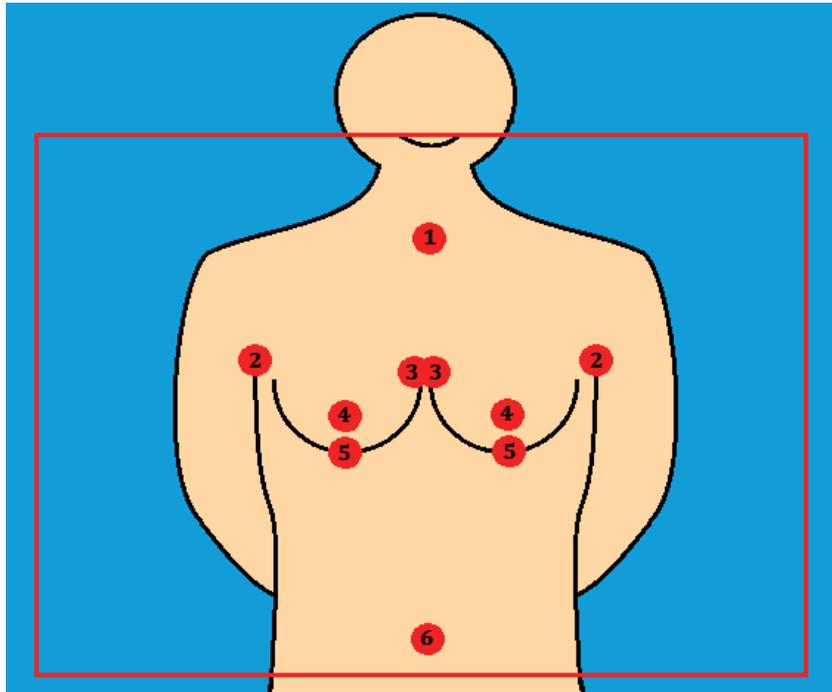


Figura 10. Ilustración del marcado/etiquetado sobre la paciente.

Tras el marcado de la paciente, se procederá de nuevo a la adquisición de la imagen frontal de la paciente.

ALMACENAMIENTO DE LA INFORMACIÓN

Para el almacenamiento de las imágenes y archivos de datos se ha habilitado un espacio compartido de forma que todos los investigadores del proyecto RENACER puedan acceder conforme a la legislación vigente, especialmente a los aspectos de seguridad y confidencialidad de la información estipulados en la Ley Orgánica de Protección de Datos 15/1999 de 13 de Diciembre (LOPD). El investigador encargado de la toma de imágenes será el encargado de subirlas a este espacio compartido.

Los archivos generados en cada caso del estudio deberán guardarse en una carpeta dentro de este espacio compartido. Dicha carpeta deberá llevar el siguiente nombre:

Caso nn XYZ NUHSA (fecha)

donde:

- ✓ **nn**: Número de caso
- ✓ **XYZ**: Inicial del nombre + inicial 1er apellido + inicial 2º apellido
- ✓ **NUHSA**: Código de NUHSA
- ✓ **(fecha)**: fecha de adquisición en formato dd-mm-aaaa

Los archivos generados en cada caso del estudio deberán utilizar la siguiente nomenclatura:

Caso nn XYZ NUHSA (fecha) z

donde los primeros valores serán los mismos que los de la carpeta del caso y **z** podrá tomar uno de los siguientes valores:

- ✓ **s**: Imagen de paciente sin marcas
- ✓ **m**: Imagen de paciente con marcas

A continuación se expone un ejemplo del uso de esta nomenclatura:

Nombre de la carpeta: ***Caso 06 MMR AN12345678 (10-10-2013)***

Una imagen de este caso con la paciente sin marcar se llamaría:

Caso 06 MMR AN12345678 (10-10-2013) s

Una imagen de este caso con la paciente marcada se llamaría:

Caso 06 MMR AN12345678 (10-10-2013) m

3.2. ADQUISICIÓN DE LAS IMÁGENES

La adquisición de las imágenes se ha llevado a cabo en una sala anexa a los quirófanos del Hospital de Rehabilitación y Traumatología perteneciente a los Hospitales Universitarios Virgen Macarena – Virgen del Rocío de Sevilla.

Hay que destacar que, en la práctica, hasta la fecha, se ha tomado una única imagen siguiendo estrictamente el protocolo de adquisición. El resto de imágenes que forman parte de la validación de los algoritmos desarrollados en este trabajo han sido cedidas por personal investigador de la UGC de Cirugía Plástica y Grandes Quemados de los Hospitales Universitarios Virgen Macarena – Virgen del Rocío de Sevilla. Tanto la calidad de las

imágenes tomadas como su ajuste al protocolo de adquisición establecido para este proyecto serán objeto de discusión en el capítulo siguiente.

Tras llevar a cabo la fase de adquisición de imágenes, procedemos a desarrollar los algoritmos de tratamiento digital de imágenes para realizar el cálculo automático de las landmarks.

3.3. PREPROCESADO MANUAL DE LAS IMÁGENES

Debido a que las imágenes que se han utilizado para validar los desarrollos comprendidos en este trabajo fin de Máster no se ajustaban completamente al protocolo de adquisición anteriormente descrito, se ha llevado a cabo un proceso manual de preprocesado de las imágenes. El preprocesado manual ha sido aplicado únicamente en las imágenes que no cumplían con las condiciones del encuadre, descrito en el apartado anterior.

Las imágenes originales que no cumplían con las condiciones de encuadre han sido modificadas manualmente de la siguiente forma:

MODIFICACIÓN DEL CAMPO DE VISIÓN

Esta modificación en la imagen ha consistido en realizar un recorte manual sobre la imagen original de forma que el campo de visión se ajustara al campo de visión establecido en el encuadre, esto es, conteniendo desde la barbilla hasta el ombligo de la paciente, ambos inclusive, y excluyendo rasgos faciales que permitan la identificación de la paciente. Esta modificación se ha realizado sobre las imágenes en las que no se cumplía esta condición por exceso, es decir, el campo de visión contenía rasgos faciales y/o parte de los miembros inferiores de la paciente. Para llevar a cabo esta modificación se ha hecho uso del programa de edición de imágenes Paint incluido en la distribución Windows 7 Professional de Microsoft. A continuación se muestra un ejemplo de este proceso de modificación del campo de visión.

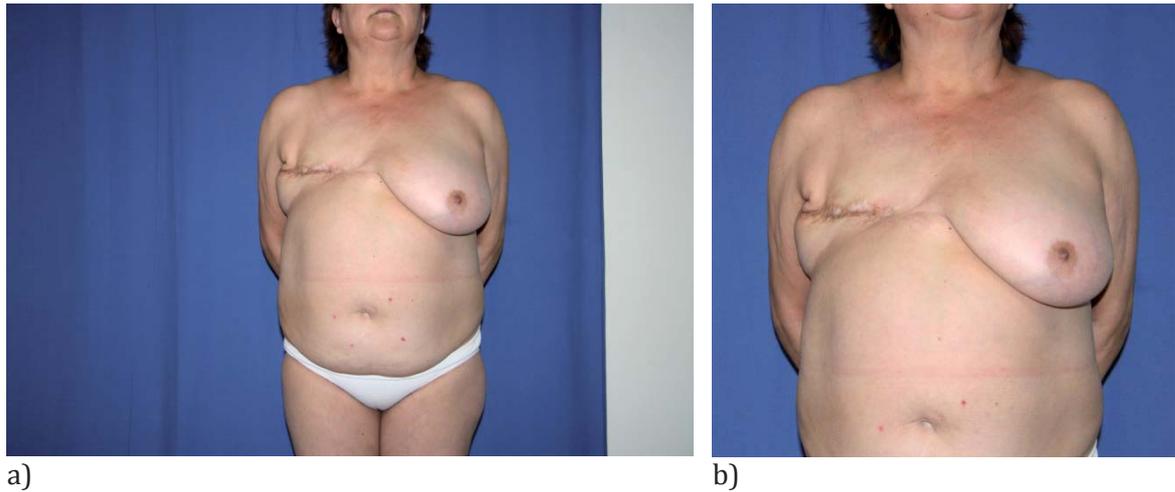


Figura 11. Ilustración de la modificación del campo de visión de la imagen. a) Imagen original. b) Imagen con el campo de visión modificado.

MODIFICACIÓN DEL FONDO DE LA IMAGEN

Esta modificación de la imagen se ha llevado a cabo sobre aquellas imágenes en las que el color del fondo no era azul y/o el fondo presentaba alguna textura o inhomogeneidad, quedando por tanto estas imágenes fuera de los criterios establecidos en el protocolo de adquisición de imágenes anteriormente detallado. En estos casos, se ha hecho uso del programa Adobe Photoshop incluido en la Creative Suite 6 de Adobe para, en primer lugar, eliminar manualmente el fondo de la imagen haciendo uso de la herramienta de selección automática y, posteriormente, colorear la porción eliminada de color azul uniforme (RGB: [0 0 200]). En la siguiente imagen se ilustra este proceso de modificación de la imagen.

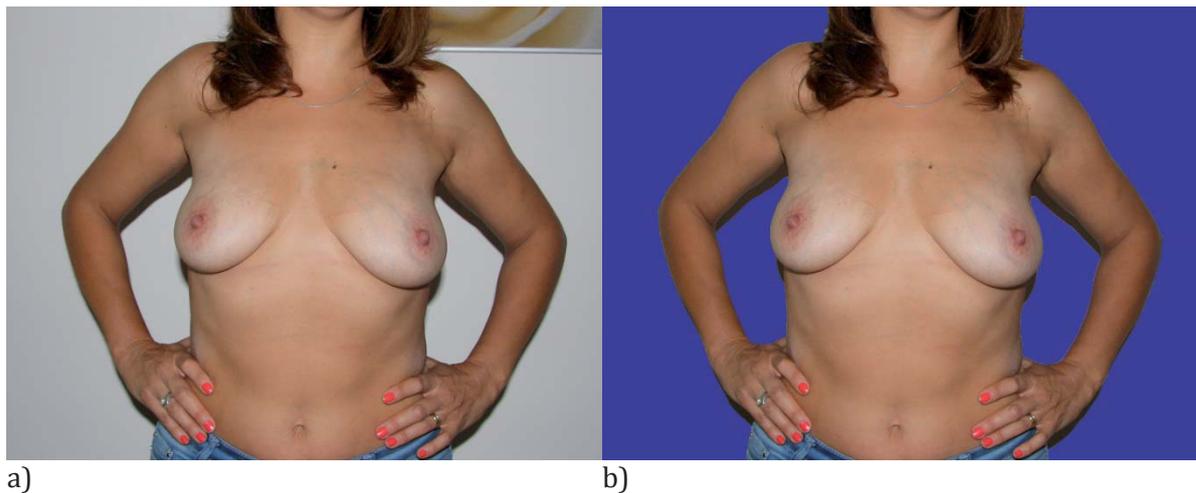


Figura 12. Ilustración de la modificación del fondo de la imagen. a) Imagen original. b) Imagen con el fondo modificado.

3.4. SEGMENTACIÓN DE LA SILUETA Y OBTENCIÓN DE REFERENCIAS GLOBALES

Una vez realizado el preprocesado de las imágenes de forma manual para adaptar el fondo y el campo de visión al establecido en el protocolo de adquisición, comenzamos la realización de la segmentación de la silueta de la paciente.

Para ello, hacemos uso del método de Otsu (54) sobre el canal rojo de la imagen. Este método de segmentación consiste en llevar a cabo una binarización de la imagen con el objetivo de separar el objeto de interés del fondo de la imagen. Esta binarización se realiza mediante la división del histograma en dos subconjuntos o clases de forma que se maximice la varianza entre dichos subconjuntos.

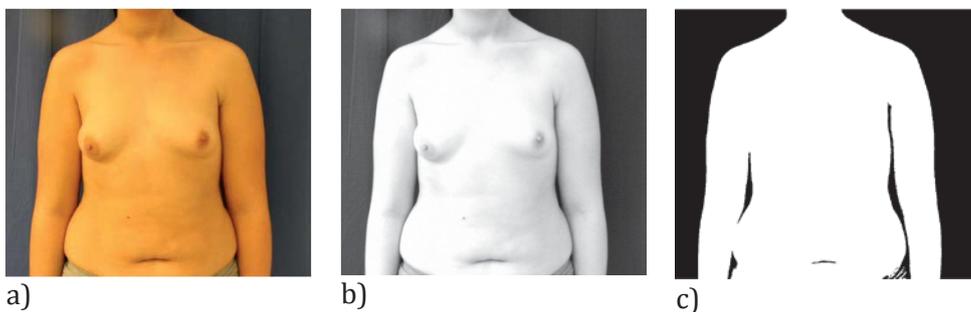
Tras realizar la segmentación según el método de Otsu, procedemos a realizar una serie de operaciones morfológicas sobre la imagen resultante con el objetivo de refinar el resultado de la segmentación.

En primer lugar realizamos la operación de cierre sobre la silueta segmentada mediante Otsu. El elemento estructural empleado es un disco cuyo radio r se calcula a partir del número de filas f y el número de columnas c de la imagen de la siguiente manera:

$$r = \sqrt{(f^2 + c^2)/k} \quad (3.4.1)$$

donde k es una constante que se ha calculado de forma empírica de forma que el resultado de la segmentación de la silueta fuera lo más óptimo posible. El valor que se ha empleado en este trabajo es el de $k = 50$.

En la siguiente imagen se ilustra el proceso de segmentación de la silueta.



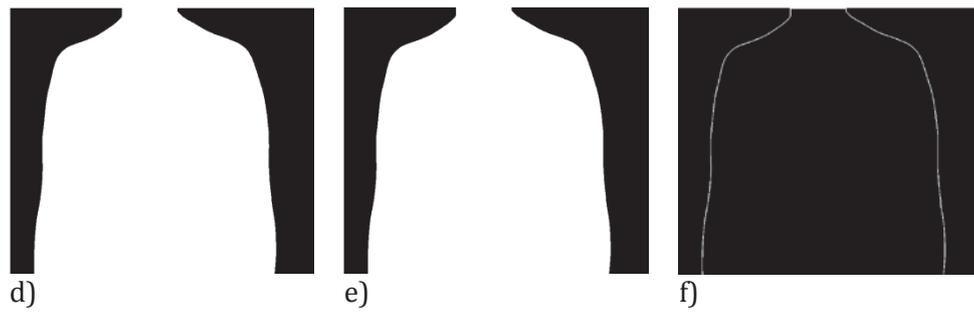


Figura 13. Proceso de segmentación de la silueta. a) Imagen RGB original. b) Canal rojo de a). c) Umbralización por el método de Otsu de b). d) Resultado del cierre de c). e) Resultado de la apertura de d). f) Silueta final segmentada.

Tras la obtención de la silueta, calculamos el centroide de la imagen y el eje de simetría vertical. El centroide lo calculamos como el centro de masas discreto de los píxeles que componen la silueta segmentada. Considerando que cada píxel de la silueta tiene una masa m_i igual a 1, nos quedaría la siguiente ecuación:

$$\mathbf{r}_{cm} = \frac{1}{M} \sum_i m_i \mathbf{r}_i = \frac{1}{M} \sum_i \mathbf{r}_i \quad (3.4.2)$$

donde M es el número total de píxeles y \mathbf{r}_i el vector de posición del píxel i -ésimo respecto al sistema de referencia dado.

El cálculo del eje de simetría vertical se obtiene de forma directa calculando, para cada fila de píxeles de la silueta, el punto medio entre el primer píxel y el último píxel pertenecientes a la silueta.

A continuación se muestra a modo de ejemplo el resultado de calcular las referencias globales (centroide y eje de simetría vertical) de una de las imágenes incluida en la validación de los desarrollos de este trabajo fin de máster.

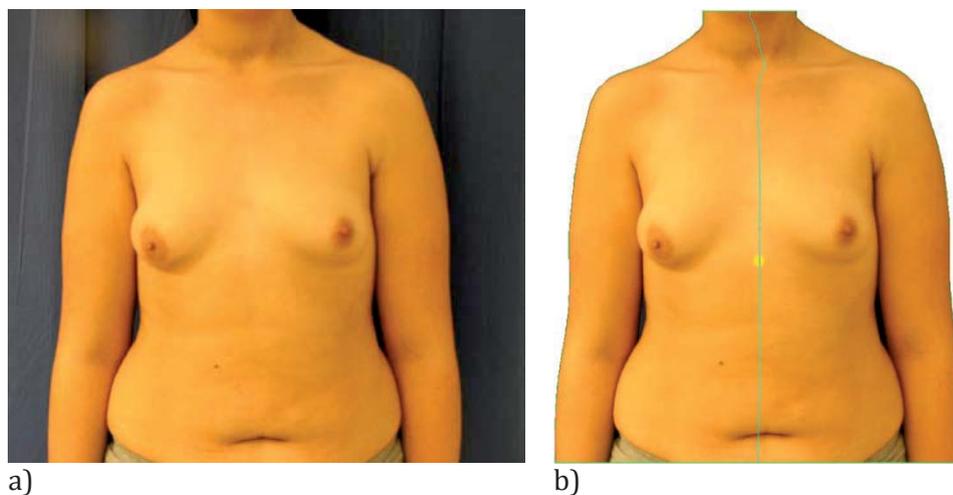


Figura 14. a) Imagen RGB original. b) Cálculo del centroide (punto amarillo) y del eje de simetría (línea celeste).

3.5. PARCELACIÓN DE LA IMAGEN

Una vez que hemos segmentado la silueta, procedemos a la parcelación de la imagen. El objetivo principal de la parcelación de la imagen es doble: por un lado se consigue aumentar el rendimiento de los algoritmos de detección empleados, mientras que por otro lado se consigue aumentar la precisión de la detección al restringir la zona de detección.

La parcelación que se ha llevado a cabo en este trabajo está basada en el cálculo de una serie de medidas antropométricas. Este enfoque ha sido utilizado anteriormente para sistemas de tallas de ropa (55), así como para multitud de estudios relacionados con la nutrición (56) y enfermedades cardiovasculares (57), entre otras. Las medidas antropométricas se han adaptado a las condiciones establecidas en el protocolo de adquisición de las imágenes, esto es, se han calculado de acuerdo al encuadre que se ha establecido en dicho protocolo.

Con el objetivo de detectar las *landmarks* para la reconstrucción 3D y evaluación estética de la reconstrucción mamaria post-mastectomía, se han realizado las siguientes parcelas sobre la silueta segmentada (todas las medidas están calculadas en píxeles):

1. Parcela del cuello

La parcelación del cuello se realiza de la siguiente forma: en primer lugar localizamos la fila de la silueta en la que la distancia entre el primer y el último píxel es mínima. Esta fila, que se correspondería con la zona más estrecha del cuello, la consideramos como la fila inicial de la parcela del cuello. Además, el ancho de la parcela vendrá dado por esta distancia mínima. A partir de esta fila, tomamos un recorte correspondiente al 20% del número total de filas de la imagen. A continuación se muestra una imagen ilustrativa del cálculo de esta parcela.



Figura 15. Ilustración del cálculo del recorte del cuello.

Esta parcela contiene a la escotadura supraesternal como *landmark* para ser detectado.

2. Parcelas de las axilas

A continuación se detalla el procedimiento de parcelación de la axila izquierda. Para la parcelación de la axila derecha se seguirá el procedimiento simétrico respecto a la vertical de la imagen.

Consideramos como la fila inicial de la parcela de la axila izquierda a la fila siguiente a la última fila de la parcela del cuello. La altura de esta parcela en píxeles será el 15% del número total de filas de la imagen. La columna inicial de esta parcela será la columna que contenga al primer píxel de la silueta a la altura de la fila inicial más un 4% del ancho de la imagen. El ancho de la parcela será el 15% del número total de columnas de la imagen.

A continuación se ilustra el procedimiento de parcelación de las axilas:

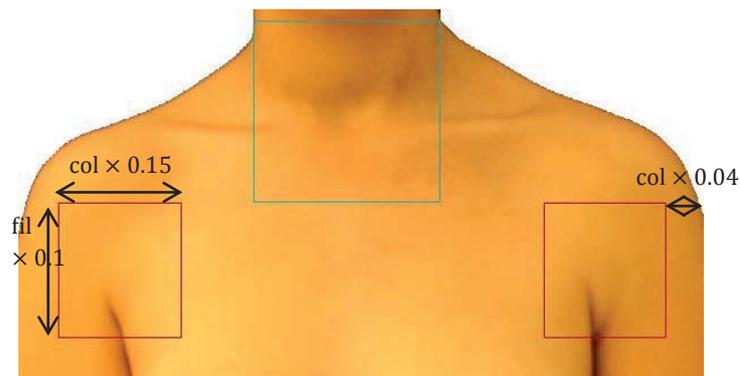


Figura 16. Ilustración de la parcelación de las axilas. En rojo, las parcelas de las axilas. En azul, la parcela del cuello como referencia de la fila inicial de las parcelas de las axilas.

Estas parcelas contienen las axilas como *landmarks* para ser detectados.

3. Parcelas de las mamas

A continuación se detalla el procedimiento de parcelación de la mama izquierda. Para el cálculo de la parcela correspondiente a la mama derecha se seguirá un enfoque simétrico respecto al eje vertical.

Consideramos como la fila inicial de ambas parcelas a la fila a la cual pertenece la axila situada a mayor altura. Esto es posible dado que, en la práctica, la detección de la axila se realiza antes de la parcelación de la mama. A partir de ahí, seleccionamos

un recorte de altura igual al 50% del alto de la imagen. La columna inicial de la parcela de la mama izquierda será la columna a la cual pertenece el primer punto de la silueta que se encuentre en la fila inicial de la parcela. La columna final de la parcela de la mama izquierda es la columna anterior a la cual pertenece el centroide de la silueta.

A continuación se ilustra el procedimiento seguido para la parcelación de las mamas.

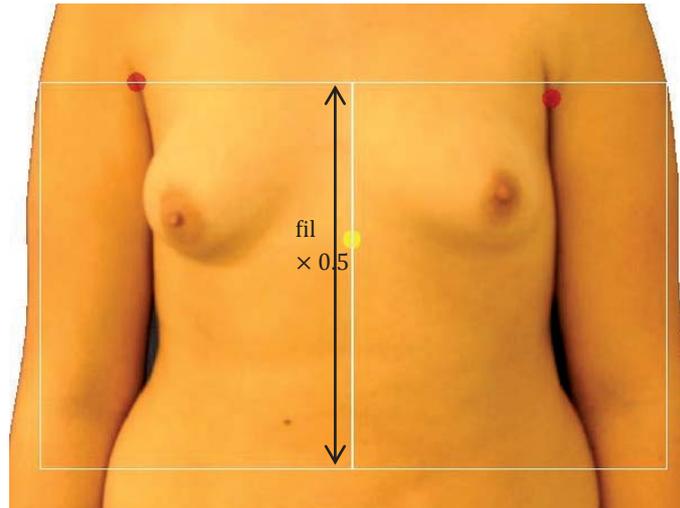


Figura 17. Ilustración de la parcelación de las mamas. En blanco, las parcelas de las mamas. Los puntos rojos se corresponden con las axilas detectadas, mientras que el punto amarillo es el centroide.

Estas parcelas contienen tanto los pezones izquierdo y derecho como ambos surcos submamarios como *landmarks* para ser detectados.

4. Parcelación del ombligo.

Consideramos como fila inicial de la parcela del ombligo a la fila siguiente a la última de las parcelas de las mamas. A partir de esa fila, seleccionamos un recorte hasta el final de la imagen. La columna inicial de este recorte será la columna correspondiente al centroide menos el 15% del ancho de la imagen. La columna final es la simétrica, es decir, la correspondiente al centroide más el 15% del ancho de la imagen.

En la siguiente figura se ilustra el proceso de parcelación del ombligo.

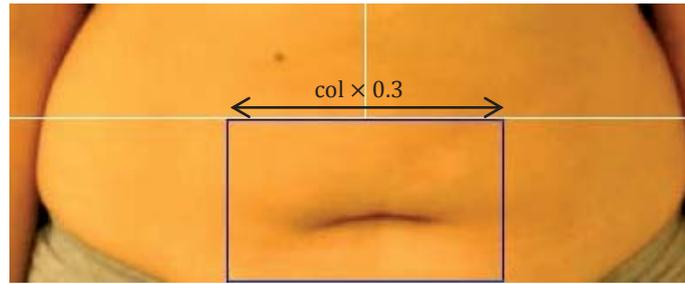


Figura 18. Ilustración de la parcelación del ombligo. En azul, la parcela correspondiente al ombligo. En blanco, parte de las parcelas de las mamas que se incluye a modo de referencia.

Esta parcela contiene al ombligo como *landmark* para ser detectado.

Una vez que parcelamos la silueta en las diferentes regiones de interés, procedemos a la detección de *landmarks*.

3.6. DETECCIÓN DE LA ESCOTADURA SUPRAESTERNAL

La escotadura supraesternal es el punto más alto del esternón, lugar en el que se unen las dos clavículas. Dado que este punto está definido sobre el esqueleto humano, a simple vista la escotadura supraesternal carece de cualquier particularidad, ya sea morfológica o de pigmentación, que lo diferencie del resto de puntos que le rodean, por lo que su detección a través del procesado automático de imágenes ópticas entraña una dificultad considerable.



Figura 19. Ilustración de la escotadura supraesternal (marca roja en la imagen).

Por otro lado, el autor no ha encontrado en la literatura ningún trabajo previo en el que se mencione la detección automática de este punto, por lo que tampoco existen referencias al respecto.

Dicho esto, en este trabajo se propone para la detección un enfoque basado en los cambios de iluminación que se producen en la parcela del cuello anteriormente definida, debido en su mayor parte a la presencia de las estructuras musculares (esternocleidomastoideo) y

óseas (clavículas) que se encuentran presentes y que, en la mayoría de las ocasiones, producen una sombra que permiten intuir la ubicación de la escotadura supraesternal.

El procedimiento seguido es el siguiente: en primer lugar eliminamos un 20% del ancho del recorte por cada lado para evitar los efectos de borde en el cálculo, dado que lo que estamos buscando son cambios en la iluminación y en los bordes del cuello se producen cambios bruscos que pueden dificultar el cálculo. Posteriormente procedemos a calcular los valores promedios tanto de las filas como de las columnas y corregimos la influencia de la iluminación global modelándola como un polinomio de segundo grado. Tras realizar esta corrección, consideramos como escotadura supraesternal al punto correspondiente a la columna (coordenada x) y fila (coordenada y) con el valor mínimo de los promedios normalizados tras descartar los valores situados en los extremos para evitar la dispersión del ajuste en esas zonas.

A continuación se detalla matemáticamente el enfoque seguido. Sea P el canal rojo del recorte del cuello tras eliminar el 20% de las columnas en ambos lados:

$$P = \begin{bmatrix} p_{11} & \cdots & p_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{m1} & \cdots & p_{mn} \end{bmatrix} \quad (3.6.1)$$

donde p_{ij} es el valor asignado al nivel de gris del píxel situado en la fila i y columna j del canal rojo de dicho recorte. Calculamos el valor promedio de las columnas \hat{C} :

$$\hat{C} = [\hat{c}_1, \hat{c}_2, \dots, \hat{c}_j, \dots, \hat{c}_n] \quad (3.6.2)$$

donde:

$$\hat{c}_j = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m p_{ij} \quad (3.6.3)$$

El siguiente paso es el cálculo del polinomio de segundo grado que mejor se ajuste a estos valores promedios, que será el que modele los cambios de iluminación global. El polinomio $P(x)$ de ajuste se define como:

$$P(x) = a_0 + a_1x + a_2x^2 \quad (3.6.4)$$

donde los coeficientes a_0 , a_1 y a_2 se calculan mediante el método de mínimos cuadrados, es decir, mediante la minimización del error cuadrático medio. Para ello, definimos el error cuadrático como:

$$S = \sum_{j=1}^n (P(x_j) - \hat{c}_j)^2 = \sum_{j=1}^n (a_0 + a_1 x_j + a_2 x_j^2 - \hat{c}_j)^2 \quad (3.6.5)$$

Para calcular los coeficientes a_0 , a_1 y a_2 se debe resolver el siguiente sistema de ecuaciones resultante de calcular las derivadas parciales de S respecto a a_0 , a_1 y a_2 igualadas a cero:

$$\begin{cases} \frac{1}{2} \frac{\partial S}{\partial a_0} = \sum_{j=1}^n (a_0 + a_1 x_j + a_2 x_j^2 - \hat{c}_j) \cdot 1 = 0 \\ \frac{1}{2} \frac{\partial S}{\partial a_1} = \sum_{j=1}^n (a_0 + a_1 x_j + a_2 x_j^2 - \hat{c}_j) \cdot x_j = 0 \\ \frac{1}{2} \frac{\partial S}{\partial a_2} = \sum_{j=1}^n (a_0 + a_1 x_j + a_2 x_j^2 - \hat{c}_j) \cdot x_j^2 = 0 \end{cases} \quad (3.6.6)$$

Una vez calculado el polinomio de ajuste, normalizamos los valores promedios de las columnas calculando la diferencia de cada punto con este polinomio. Tras la normalización, tomamos la columna con valor mínimo como la coordenada x de la escotadura supraesternal.

El procedimiento seguido para el cálculo de la fila o coordenada y de la escotadura supraesternal es el mismo, teniendo en cuenta que los índices i, j, m y n de las ecuaciones (3.6.2)-(3.6.6) deben intercambiarse por j, i, n y m respectivamente.

A continuación se ilustra el procedimiento de detección de la escotadura supraesternal previamente desarrollado.

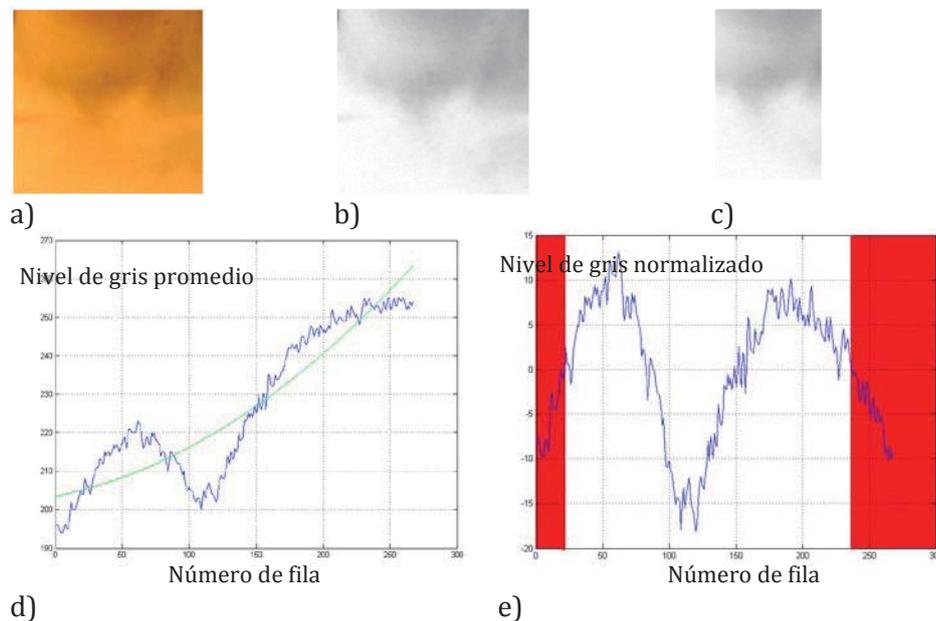


Figura 20. Ilustración de la detección de la escotadura supraesternal. a) Recorte del cuello. b) Canal rojo del recorte. c) Recorte tras eliminar el 20% de las columnas en cada lado. d) Nivel de gris promedio de las filas de c) (azul) y su polinomio de ajuste de segundo orden (verde). e) Nivel de gris normalizado. La fila correspondiente al valor mínimo (sin tener en cuenta la zona roja) será la coordenada y de la escotadura supraesternal.

3.7. DETECCIÓN DE LAS AXILAS

En una imagen frontal de una persona, como es el caso que nos ocupa, la axila es el punto en el cual se produce la unión entre el brazo y la pared lateral del tórax. Dado que, según el protocolo de adquisición, la paciente debe tener los brazos a la espalda, esto produce un pliegue entre la pared lateral del tórax y el brazo de la paciente en el punto de la axila que lo hace fácilmente detectable a simple vista.

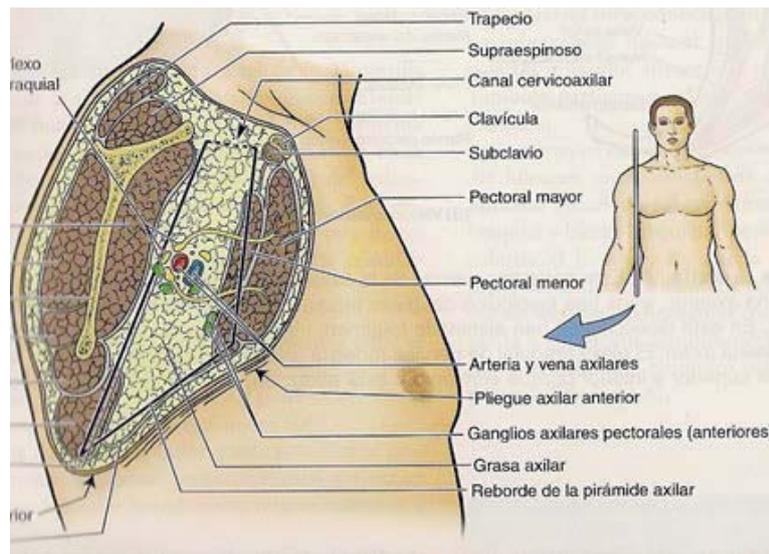


Figura 21. Ilustración de la anatomía de la zona axilar.

Por tanto, en este trabajo se ha optado por llevar a cabo un enfoque basado en el análisis de la cromaticidad y de la morfología para conseguir la detección de las axilas.

Por otra parte, teniendo en cuenta la simetría estructural de las zonas a detectar, a continuación únicamente se detallará el proceso de detección seguido para la axila izquierda. Para el caso de la axila derecha, todo lo dicho en este apartado será de aplicación teniendo en cuenta la simetría respecto al eje vertical existente.

En primer lugar, realizamos una umbralización multinivel con 4 niveles o clases sobre el canal rojo del recorte de la axila según el método de umbralización multinivel basado en el método de Otsu (54). Nos quedamos con las regiones segmentadas pertenecientes a la clase cuyo centroide es el de menor intensidad y descartamos el resto de regiones segmentadas. A continuación aplicamos a cada región resultante la operación morfológica de cierre (43) con un elemento estructural con forma de disco cuyo radio es el 5% del alto del recorte. El cierre de la imagen binaria A por el elemento estructural K es una operación morfológica que consiste en aplicar de forma consecutiva la dilatación de A por K seguida de la erosión del resultado por K . El principal objetivo es realizar un suavizado de la imagen mediante la

unión de separaciones estrechas y la eliminación de huecos. Si tras realizar esta operación de cierre no obtenemos ninguna región candidata, incluimos las regiones segmentadas pertenecientes a la clase inmediatamente superior, es decir, a las de la clase cuyo centroide es el segundo de menor intensidad, y descartamos igualmente el resto de regiones, procediendo a realizar a continuación la mencionada operación morfológica de cierre con las mismas características.

De entre las regiones candidatas resultantes tras aplicar este método, procedemos a seleccionar aquella que contiene al punto de la axila. Para ello, descartamos aquellas regiones que tengan algún píxel en la primera fila, en la primera columna o en la última columna y nos quedamos con aquella o aquellas regiones que contengan algún píxel en la última fila. De estas regiones, seleccionamos el punto más alto como el punto que se corresponde a la axila.

En el caso de que ninguna de las regiones candidatas tenga un píxel en la última fila del recorte, consideramos que la axila se corresponde con el punto más alto de la región más baja del recorte.

A continuación se ilustra este proceso de detección para una axila.

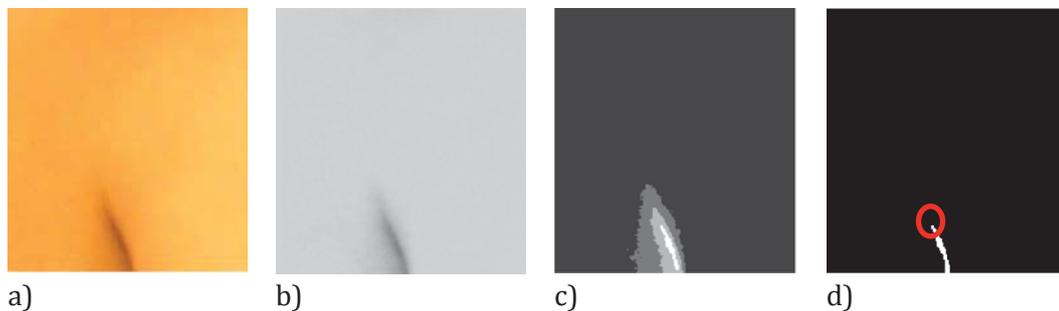


Figura 22. a) Imagen RGB de la parcela de la axila. b) Canal rojo de a). c) Umbralización multinivel de b) (valores altos de gris tras la segmentación se corresponden con las regiones más oscuras del canal rojo). d) Región con mayor nivel de gris tras la aplicación del cierre. La axila se considera el punto más alto de esta región (marca roja en la imagen).

3.8. DETECCIÓN DE LOS PEZONES

El pezón humano es una protuberancia pequeña en la parte más o menos central del seno o mama que contiene entre 15 y 20 conductos lácteos dispuestos alrededor del mismo, rodeada de un área de piel sensible, con una pigmentación más oscura conocida como areola (58). Tanto su morfología como su pigmentación hacen que esta parte de la anatomía humana sea, a simple vista, claramente diferenciable del resto de estructuras anatómicas

que lo rodea. Sin embargo, su detección automática no es una tarea trivial cuando se aplica a casos reales en los que no existe una clara diferencia de pigmentación entre el conjunto areola-pezón y la piel que lo rodea o cuando su morfología no se ajusta a la que debería tener en teoría. Estos casos se discutirán en más detalle en la sección 4.

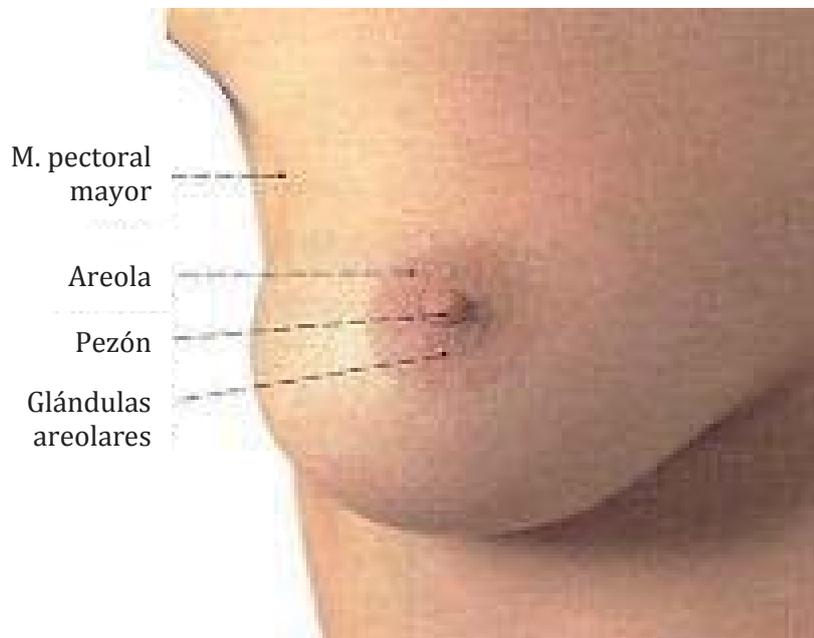


Figura 23. Ilustración de la anatomía de un pezón femenino.

Para este trabajo fin de máster se ha utilizado un enfoque basado en el análisis de la morfología y de la cromaticidad para la detección automática de los pezones. Al contrario que el enfoque utilizado en la detección de las axilas, en el que la detección de cada axila se hacía por separado, en este caso llevaremos a cabo la detección conjunta de ambos pezones estableciendo una serie de criterios conjuntos de clasificación para las regiones candidatas como veremos más adelante.

En primer lugar, se ha realizado una umbralización multinivel basada en el método de Otsu (54) con 6 niveles o clases sobre el canal verde de cada parcela de las mamas. De estos 6 niveles, descartamos las regiones pertenecientes a los 3 niveles cuyos centroides tienen mayor valor, es decir, las regiones pertenecientes a los 3 niveles más claros. Sobre el resto de regiones resultantes, con el objetivo de suavizar los bordes de las regiones candidatas resultantes, realizamos las operaciones morfológicas de apertura y cierre (43) con un elemento estructural con forma circular cuyo radio r se calcula en función del tamaño de la parcela siguiendo la siguiente ecuación:

$$r_i = \sqrt{(f_i^2 + c_i^2)}/\alpha \quad (3.8.1)$$

donde i indica si nos referimos a la parcela izquierda o derecha, f es el número total de filas del recorte, c es el número total de columnas del recorte y α es una constante calculada de forma empírica que, para en este caso toma el valor de 250.

Una vez llevado a cabo el suavizado de las regiones candidatas resultantes de la umbralización multinivel, procedemos a descartar más regiones siguiendo una serie de criterios basados en la morfología de cada región. Estos criterios de exclusión son los siguientes:

1. La región candidata tiene algún píxel en la primera fila del recorte
2. La región candidata tiene algún píxel en la última fila del recorte
3. La región candidata tiene algún píxel en la primera columna del recorte
4. La región candidata tiene algún píxel en la última columna del recorte
5. El eje mayor de la región candidata es 3 veces (o más) superior al eje menor de la región candidata
6. El número de Euler (59) de la región candidata es menor que 1, es decir, la región candidata tiene 1 (o más) huecos. Para el cálculo de este número referido a una imagen digital binaria bidimensional tenemos en cuenta que: si C es el número de componentes conexas y A es el número de agujeros, entonces el número de Euler E se calcula de la siguiente manera: $E = C - A$.
7. El área de la región candidata es inferior al área del elemento estructural con el que hemos realizado las operaciones morfológicas de apertura y cierre.

Tras descartar aquellas regiones candidatas que cumplen con uno (o más) de los criterios de exclusión que acabamos de comentar, procedemos a realizar una última criba entre los candidatos restantes. En este caso, lo que haremos será quedarnos en cada parcela únicamente con los 3 candidatos de mayor área, en el caso de que queden más de 3 candidatos. En caso contrario, omitiremos este paso.

Por último, calculamos a cada región candidata su polígono convexo, y estos serán los candidatos finales sobre los cuales llevaremos a cabo una estrategia de clasificación conjunta entre ambas parcelas para determinar aquéllas regiones que se corresponden con los pezones. Para realizar la clasificación, emparejamos cada región de la parcela izquierda con cada región de la parcela derecha, y procedemos de la siguiente forma:

Sea $\mathbf{k} = [k_1, k_2, k_3, k_4]$ el vector que define al espacio características que queremos calcular, sean P_i^I con $i = [1,2,3]$, los polígonos convexos correspondientes a las regiones candidatas de la parcela izquierda, sean P_j^D con $j = [1,2,3]$, los polígonos convexos correspondientes a las regiones candidatas de la parcela derecha, procedemos a calcular las siguientes características conjuntas:

1. Valor absoluto de la diferencia de las áreas de cada región:

$$k_1^{ij} = |m_i^I - n_j^D| \quad (3.8.2)$$

siendo m_i^I el número de píxeles que contiene el polígono convexo P_i^I y n_j^D el número de píxeles que contiene el polígono convexo P_j^D .

2. Valor absoluto de la diferencia de las distancias entre el eje de simetría de la silueta y el centroide de cada región:

$$k_2^{ij} = |d_{x_i}^I - d_{x_j}^D| \quad (3.8.3)$$

donde $d_{x_i}^I$ es la distancia entre el centroide de la región i de la parcela izquierda y el eje de simetría de la silueta, y $d_{x_j}^D$ es la distancia entre el centroide de la región j de la parcela derecha y el eje de simetría de la silueta.

3. Valor absoluto de la diferencia de las distancias entre la primera fila de la parcela de la mama correspondiente y el centroide de cada región:

$$k_3^{ij} = |d_{y_i}^I - d_{y_j}^D| \quad (3.8.4)$$

donde $d_{y_i}^I$ es la distancia entre el centroide de la región i de la parcela izquierda y la primera fila de la parcela izquierda, mientras que $d_{y_j}^D$ es la distancia entre el centroide de la región j de la parcela derecha y la primera fila de la parcela derecha.

4. Valor absoluto de la diferencia de las intensidades medias de cada región:

$$k_4^{ij} = |\hat{I}_i^I - \hat{I}_j^D| \quad (3.8.5)$$

Siendo \hat{I}_i^I el valor de intensidad promedio de la región i perteneciente al canal verde de la parcela izquierda, e \hat{I}_j^D el valor de intensidad promedio de la región j perteneciente al canal verde de la parcela derecha.

La evaluación de estas características se realiza de la siguiente manera: a cada pareja ij de regiones se le calculan las cuatro características conjuntas. Dependiendo del valor obtenido en cada característica, cada pareja recibe la siguiente puntuación:

- ✓ Para cada una de las características, se ordenan las parejas de regiones en orden ascendente en función del valor obtenido, de forma que la pareja que obtenga el valor mínimo aparecerá en primer lugar, mientras que la que tenga el valor máximo aparecerá en el último lugar.
- ✓ Para cada una de estas características, las 3 primeras parejas reciben una puntuación de +3, +2, y +1 puntos, respectivamente.
- ✓ Para cada una de estas características, las 3 últimas parejas reciben una puntuación de -3, -2 y -1 puntos, respectivamente.

Para llevar a cabo la clasificación, creamos una matriz V , inicializada a cero, en la que la fila i se corresponderá con la región i de la parcela izquierda y la columna j se corresponderá con la región j de la parcela derecha, de forma que el elemento v_{ij} representará la puntuación que la pareja de regiones ij ha acumulado tras la evaluación de las cuatro características. Dado que, como máximo, cada parcela tendrá 3 regiones, podemos expresar esta matriz V de la siguiente forma:

$$V = \begin{bmatrix} v_{11} & v_{12} & v_{13} \\ v_{21} & v_{22} & v_{23} \\ v_{31} & v_{32} & v_{33} \end{bmatrix} \quad (3.8.6)$$

donde:

$$v_{ij} = \sum_{s=1}^4 k_s^{ij} \quad (3.8.7)$$

La pareja ij que finalmente consideramos como los pezones detectados es la pareja de regiones cuya puntuación v_{ij} es la máxima entre todos los elementos de la matriz V .

A continuación se detalla de manera visual este proceso de detección.

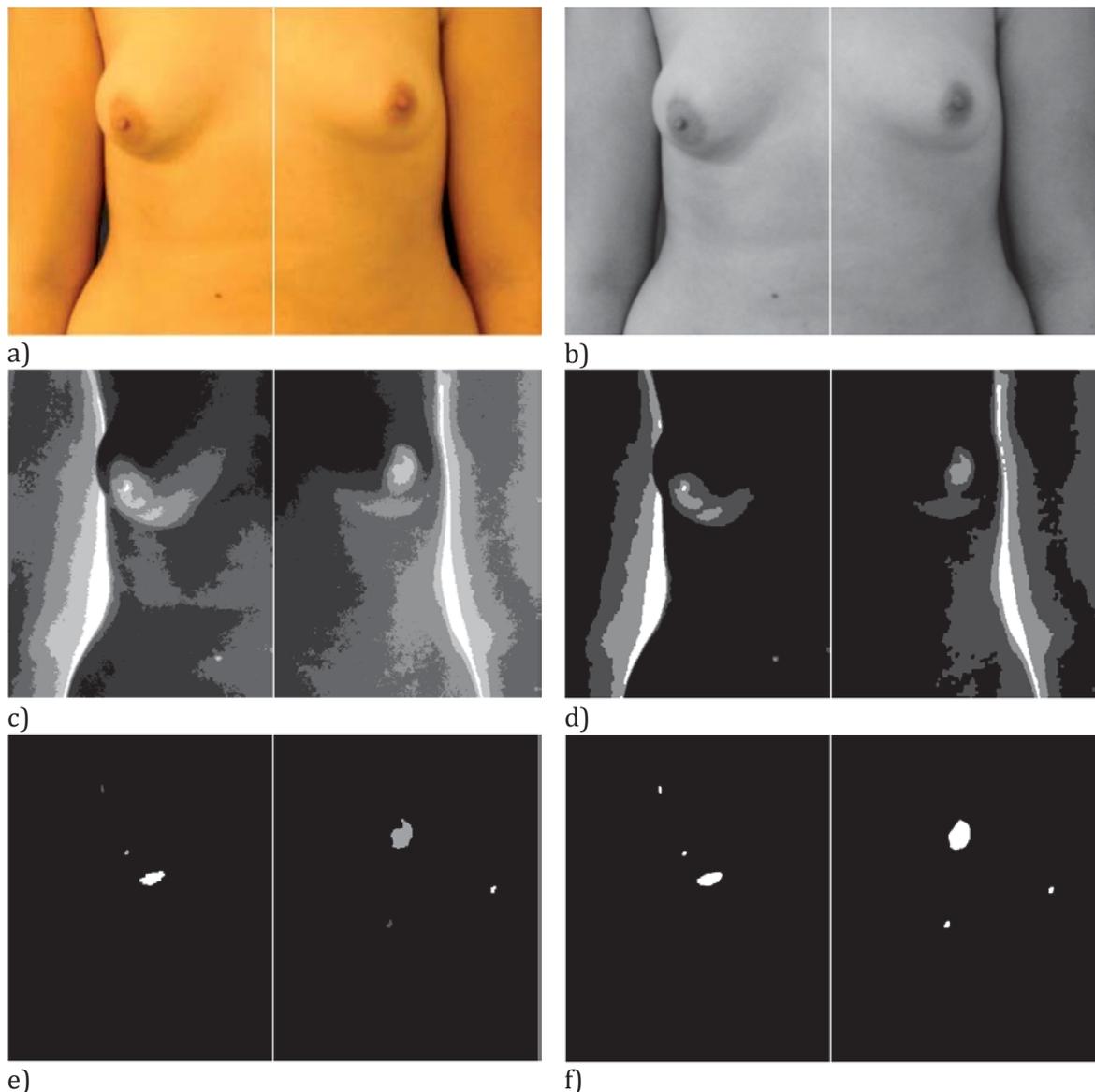


Figura 24. Ilustración del proceso de detección de los pezones. a) Imagen RGB de los recortes. b) Canal verde de los recortes. c) Umbralización multinivel de 6 niveles del canal verde de los recortes.

d) Resultado de realizar las operaciones morfológicas de apertura y cierre sobre las regiones pertenecientes a los 3 niveles más oscuros de c). e) Regiones candidatas en cada recorte tras aplicar los criterios de exclusión anteriormente detallados. f) Polígonos convexos de las regiones candidatas.

3.9. DETECCIÓN DEL SURCO SUBMAMARIO

El surco submamario, también llamado línea o pliegue submamario, es la característica de la anatomía humana que representa el borde natural entre el pecho y la zona del cuerpo subyacente, es decir, la unión entre el pecho y la pared torácica. Desde el punto de vista estético, es un componente importante del pecho que debe ser tenido en consideración durante los diferentes tipos de cirugía mamaria (60).

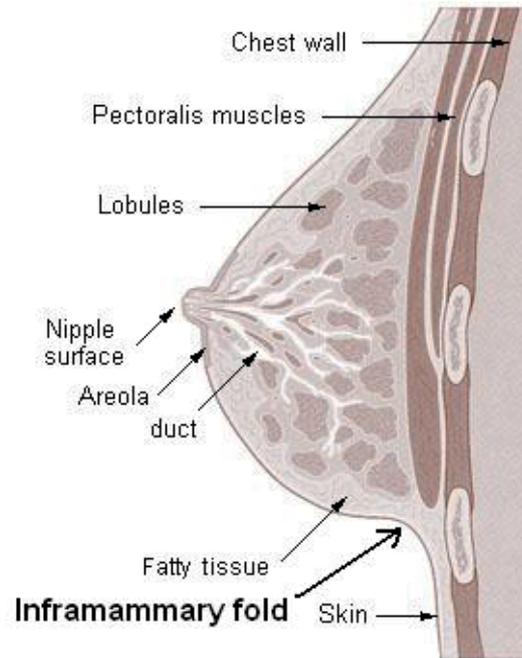


Figura 25. Ilustración del surco submamario.

Para su detección, en este trabajo se ha implementado una variante del método propuesto por Cardoso et al. (61), en el que se propone el cálculo del gradiente sobre la imagen y, posteriormente aplica sobre la imagen gradiente una transformación no lineal y el algoritmo de Dijkstra (62) para el cálculo del camino más corto entre los puntos inicial y final del surco submamario. El mismo método se ha empleado para la detección de ambos surcos, por lo que en este trabajo únicamente se hará referencia a la detección de un único surco submamario izquierdo, siendo el método completamente extrapolable a la detección del surco submamario contralateral.

A continuación detallamos el enfoque que se ha seguido para la detección de los surcos submamaros. En primer lugar, calculamos la magnitud del gradiente del canal verde para llevar a cabo una detección de bordes en la parcela de la mama. Para ello aplicamos el operador de Sobel (63) a la imagen, de forma que, sea \mathbf{I} la matriz cuyos valores son los niveles de gris del canal verde de la parcela de la mama, si definimos una aproximación a las derivadas parciales horizontal \mathbf{D}_x y vertical \mathbf{D}_y como el resultado de los siguientes productos de convolución:

$$\mathbf{D}_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} * \mathbf{I}; \mathbf{D}_y = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} * \mathbf{I} \quad (3.9.1)$$

Atendiendo a la ecuación (2.4.54), podemos calcular una aproximación de la magnitud del gradiente como:

$$\mathbf{D} = \sqrt{\mathbf{D}_x^2 + \mathbf{D}_y^2} \quad (3.9.2)$$

Tras calcular la imagen gradiente, normalizamos sus valores entre 0 y 1 y procedemos a realizar la siguiente transformación no lineal sobre los niveles de gris con el objetivo de realzar el contraste de la imagen. Sean \bar{d}_{ij} los valores de la matriz que representa a los píxeles de la imagen gradiente normalizada $\bar{\mathbf{D}}$, definimos la transformación no lineal $h(\bar{\mathbf{D}})$ como:

$$h(\bar{\mathbf{D}}) = \begin{cases} 1 - \bar{d}_{ij}^\gamma & \text{si } \bar{d}_{ij} \geq t_h \\ 0 & \text{e. o. c.} \end{cases} \quad (3.9.3)$$

donde el valor de $\gamma = 0.5$ se ha calculado de forma empírica, y el umbral t_h se calcula como el valor medio de la imagen gradiente normalizada $\bar{\mathbf{D}}$.

El siguiente paso es llevar a cabo sobre $h(\bar{\mathbf{D}})$ una umbralización multinivel de 3 niveles basada en el método de Otsu (54), discretizando los valores de las regiones resultantes en cada nivel con los valores 2, 16 y 2048, respectivamente, obteniendo por tanto una matriz de cuantización de $h(\bar{\mathbf{D}})$ que llamaremos $\mathbf{Q} = Q(h(\bar{\mathbf{D}}))$. Esta matriz \mathbf{Q} será la que usemos en el siguiente paso como matriz de costes para el cálculo del camino más corto a la hora de detectar el surco submamario.

Por último, si por una parte consideramos cada elemento q_{ij} de la matriz \mathbf{Q} como un nodo de un grafo, y el valor de cada elemento q_{ij} como el coste que tiene alcanzar ese nodo desde cualquiera de sus 8 nodos vecinos, y si por otra parte consideramos como punto inicial al punto previamente detectado como axila y como punto final a un punto situado a la misma altura que la axila pero en el lado opuesto de la parcela de la mama, podremos aplicar el algoritmo de Dijkstra (62).

Para ello hacemos las siguientes definiciones: un grafo $G = (V, A)$ se compone de dos conjuntos, V y A . V es el conjunto de nodos, mientras que A es el conjunto de arcos $(s, t), s, t \in V$. El grafo es ponderado si cada arco tiene un peso asociado $w(s, t)$, se llama dígrafo en el caso de que los arcos sean dirigidos, es decir, $(s, t) \neq (t, s)$. Un camino entre dos puntos del grafo s_1 y s_n es una lista de nodos únicos s_1, s_2, \dots, s_n de forma que $(s_i, s_{i+1}) \in A$. El coste del camino se define como la suma de los pesos de cada arco que compone el camino.

Por tanto, si el peso asociado a los costes, representado por la matriz de costes \mathbf{Q} , representa en cierto modo los niveles de intensidad de los bordes de la imagen, el cálculo del surco

submamario podría traducirse en el cálculo del camino más corto que conecte a los dos puntos u y v :

$$d(u, v) = \min_{\mathcal{P}_{u,v}} \sum w(s, t) \quad (3.9.4)$$

El algoritmo de Dijkstra (62) podemos resumirlo de la siguiente forma:

Teniendo un grafo dirigido ponderado de N nodos no aislados, sea u el nodo inicial, un vector D de tamaño N guardará al final del algoritmo las distancias desde u al resto de los nodos.

1. Inicializar todas las distancias en D con un valor infinito relativo, ya que son desconocidas al principio, exceptuando la de u que se debe colocar en 0 debido a que la distancia de u a u sería 0.
2. Sea $a = x$ (tomamos a como nodo actual).
3. Recorremos todos los nodos adyacentes de a , excepto los nodos marcados. Llamaremos a estos nodos no marcados v_i .
4. Para el nodo actual, calculamos la distancia tentativa desde dicho nodo a sus vecinos con la siguiente fórmula:

$$dt(v_i) = D_a + d(a, v_i) \quad (3.9.5)$$

Es decir, la distancia tentativa del nodo v_i es la distancia que actualmente tiene el nodo en el vector D más la distancia desde dicho nodo a al nodo v_i . Si la distancia tentativa es menor que la distancia almacenada en el vector, actualizamos el vector con esta distancia tentativa. Es decir:

$$\text{Si } dt(v_i) < D_{v_i} \Rightarrow D_{v_i} = dt(v_i) \quad (3.9.6)$$

5. Marcamos como completo el nodo a .
6. Tomamos como próximo nodo actual el de menor valor en D (puede hacerse almacenando los valores en una cola de prioridad) y volvemos al paso 3 mientras existan nodos no marcados.

Una vez terminado al algoritmo, D estará completamente lleno.

Tras ejecutar este algoritmo y detectar el camino más corto, refinamos el cálculo del surco submamario eliminando los últimos puntos del camino que no pertenecen al surco. Para ello, dividimos el camino en tres segmentos: inicial, medio y final. En el caso de que el valor medio del coste del segmento final sea superior al valor medio del coste del camino completo, eliminamos del segmento el conjunto de puntos que cumplan las siguientes condiciones:

1. Que el coste asociado de cada punto del conjunto sea igual al valor máximo de Q (en este caso, igual a 2048)
2. Que sea un conjunto de puntos sucesivos del camino
3. Que el conjunto contenga al último punto del camino

Tras aplicar este último paso obtendremos como resultado el surco submamario detectado. A continuación se ilustran todos los pasos seguidos en este proceso de detección automática del surco submamario.

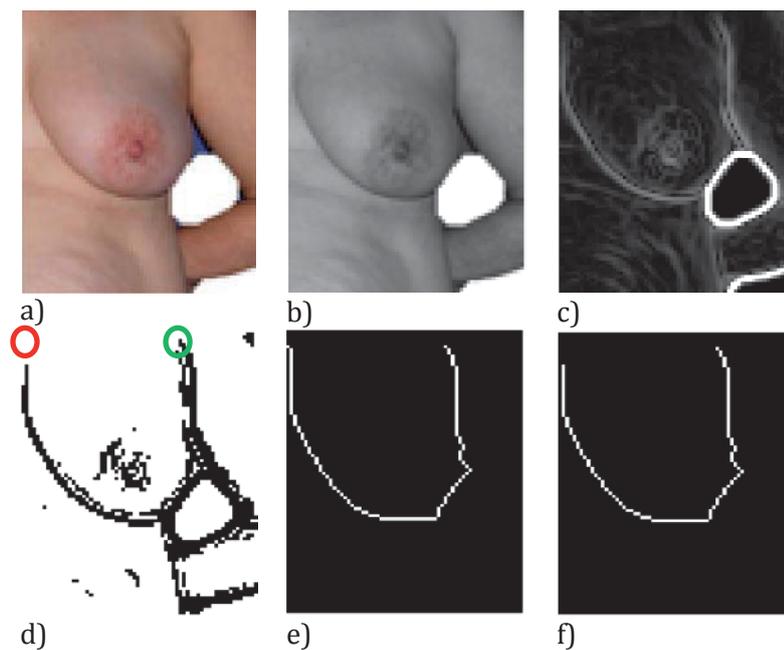


Figura 26. Ilustración del proceso de detección del surco submamario. a) Parcela de la mama derecha. b) Canal verde de la parcela de la mama derecha. c) Imagen gradiente normalizada de b) tras aplicar la transformación no lineal. d) Matriz de costes, el punto inicial está marcado por un círculo verde, el punto final por un círculo rojo. e) Resultado de aplicar el algoritmo de Dijkstra entre los puntos inicial y final. f) Resultado del refinamiento del camino más corto tras eliminar los puntos del final del camino de acuerdo con las condiciones anteriormente detalladas.

3.10. DETECCIÓN DEL OMBLIGO

El ombligo (del latín *umbilicus*; en griego *ómphalos*) es la cicatriz que queda tras la rotura del cordón umbilical en el bebé. Suele ser una depresión en la piel. El cordón umbilical resultante después del parto se cae entre una a dos semanas después del nacimiento, quedando el ombligo del nuevo ser. También recibe el nombre de ombligo la región umbilical, es decir, la zona del abdomen que rodea al ombligo propiamente dicho, y así consta en Terminología Anatómica Internacional de 1997, en el apartado A01.2.04.005 y bajo los nombres latinos de *umbilicus* y *regio umbilicalis* (64).



Figura 27. Ilustración de la anatomía del ombligo.

En este trabajo se ha seguido un enfoque basado en el análisis de la morfología y de la cromaticidad para la detección automática del ombligo.

En primer lugar, sobre el canal rojo de la parcela del ombligo, se ha llevado a cabo una umbralización multinivel de 4 niveles basada en el método Otsu (54). De las regiones resultantes, únicamente nos quedamos con aquéllas pertenecientes al nivel cuyo centroide es el de menor intensidad. A continuación realizamos una operación morfológica de apertura con el objetivo de eliminar las regiones muy pequeñas resultantes de la umbralización. El elemento estructural con el que se realiza esta operación es un disco cuyo radio r se calcula de la siguiente forma:

$$r = 0.01 \cdot c \quad (3.10.1)$$

donde c es el número total de columnas de la parcela del ombligo.

De las regiones resultantes, consideraremos como la región correspondiente al ombligo a aquélla región que cumpla las siguientes condiciones:

1. Que tenga un tamaño inferior a un umbral T de tamaño máximo:

$$T = 0.25 \cdot f \cdot c \quad (3.10.2)$$

2. Que sea la región más cercana al eje de simetría calculado en el apartado 3.4.

A continuación se ilustra este método de detección automática del ombligo.

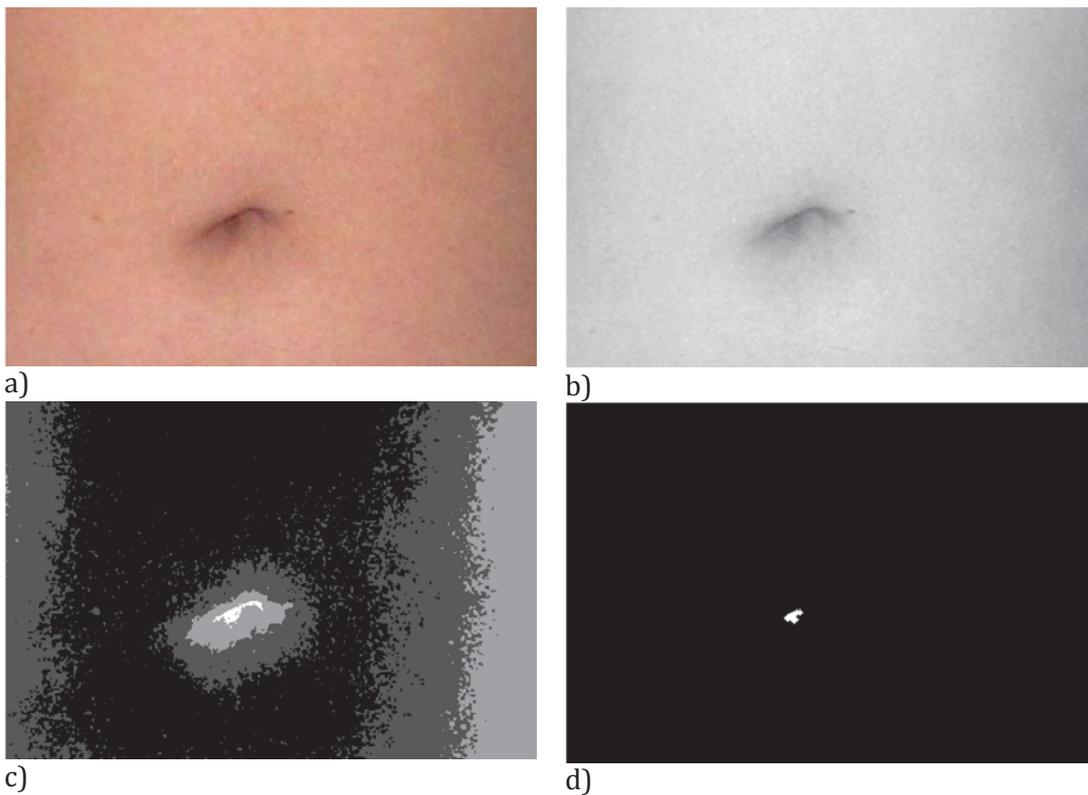


Figura 28. Ilustración del proceso de detección automática del ombligo. a) Imagen RGB de la parcela del ombligo. b) Canal rojo de la parcela del ombligo. c) Umbralización multinivel del canal rojo (solamente nos quedaremos con las regiones de color blanco). d) Región candidata resultante de realizar la apertura morfológica a las regiones seleccionadas.

4. RESULTADOS

En esta sección del trabajo fin de máster presentamos los resultados obtenidos tras la validación de los algoritmos desarrollados. Esta sección se estructura de la siguiente manera: en primer lugar se presentará el conjunto de imágenes empleado para la validación, incluyendo sus principales características, así como el método seguido para generación del criterio de verdad o *gold standard* que nos ha servido como referencia para realizar la validación. En segundo lugar presentaremos la metodología de evaluación de los resultados obtenidos, incluyendo las definiciones de las medidas y conceptos matemáticos utilizados. En último lugar presentaremos los resultados obtenidos en la detección automática de la escotadura supraesternal, las axilas, los pezones, los surcos submamarios y el ombligo tras aplicar los algoritmos desarrollados sobre el conjunto de imágenes de validación.

4.1. ENTORNO DE PROGRAMACIÓN

Todos los métodos descritos en el apartado 3 se han desarrollado haciendo uso del entorno de programación Matlab R2013b (The MathWorks, Inc.) y se han ejecutado en un portátil Acer Aspire con un procesador Intel® Core™ Duo @2.00 GHz, con una memoria RAM de 3 GB y sistema operativo de 32 bits.

4.2. CONJUNTO DE IMÁGENES EMPLEADO PARA LA VALIDACIÓN

El conjunto de imágenes empleado para la validación está formado por un total de 21 imágenes, de las cuales 1 imagen ha sido adquirida siguiendo estrictamente el protocolo de adquisición y las 20 restantes han sido cedidas por un investigador perteneciente a la Unidad de Gestión Clínica de Cirugía Plástica y Grandes Quemados del Hospital Universitario Virgen del Rocío. Estas 20 imágenes cedidas para este trabajo han sido seleccionadas de entre un total de 35 imágenes, atendiendo a un criterio de similitud con el protocolo de adquisición de imágenes que se ha establecido para este trabajo.

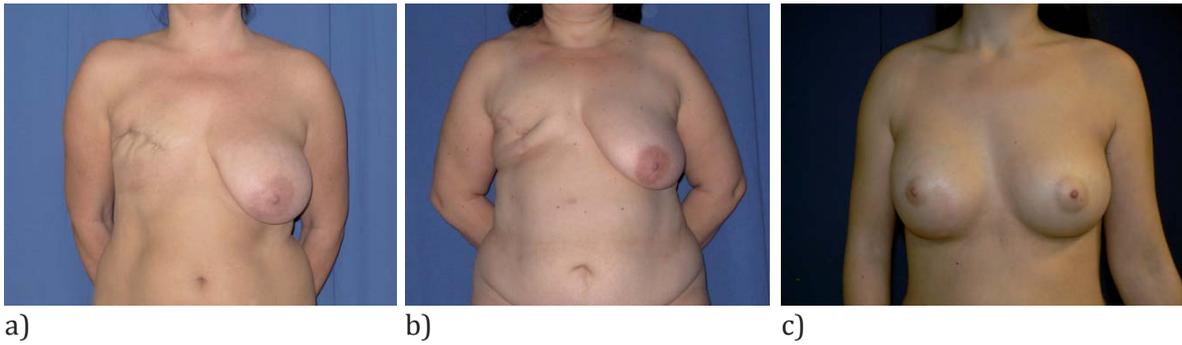


Figura 29. Ilustración representativa del conjunto de imágenes empleado para la validación. a) Imagen tomada conforme al protocolo de adquisición establecido. b) Imagen asimilable al protocolo de adquisición establecido. c) Imagen descartada por no cumplir el protocolo de adquisición.

Dado que disponemos de un conjunto de imágenes de validación heterogéneo en el sentido de que no todas las imágenes se ajustan al protocolo de adquisición establecido, a la hora de realizar la validación de los puntos detectados contaremos con un número menor del esperado en el número de muestras válidas, tal y como se refleja en la siguiente tabla:

Tabla 2. Número de muestras utilizadas para la validación de cada una de las *landmarks* detectadas.

<i>Landmarks</i>	Escotadura	Axila	Pezón	Surco	Omblico
Muestras válidas	17	42	31	27	21

A continuación describimos los motivos por los que se han dejado fuera algunas de las muestras.

En primer lugar, debemos comentar que tanto las *landmarks* correspondientes a las axilas ($n=42$) como las correspondientes al ombligo ($n=21$) han sido incluidas en su totalidad, dado que en ninguna de las imágenes se han observado deformaciones, patologías o faltas de cumplimiento del protocolo de adquisición que impidieran su detección automática. Respecto al número de muestras de escotaduras supraesternales incluidas en la validación ($n=17$), se han descartado un total de 4 muestras debido a que el cabello de la paciente suponía un impedimento para la detección automática, dado que cubría total o parcialmente la zona de la parcela del cuello. Respecto al número de muestras de pezones incluidos en la evaluación ($n=31$) se han descartado un total de 11 muestras debido a que la imagen ha sido tomada tras la mastectomía y antes de que la paciente se haya sometido al proceso de reconstrucción y, por tanto, esta estructura anatómica estaba ausente en la imagen. Respecto al número de muestras de surcos submamarios incluidos en la evaluación ($n=27$) se han descartado un total de 15 muestras por los siguientes motivos: 11 muestras han sido descartadas por el mismo motivo que el descrito para los pezones, es decir, dado que la imagen ha sido tomada tras la mastectomía y antes del proceso de reconstrucción, esta

característica anatómica no estaba presente; y las 4 muestras restantes han sido descartadas debido a la presencia de alguna patología que ha impedido el desarrollo normal de la estructura mamaria y, por tanto, carece del surco submamario correspondiente. A continuación se ilustra la casuística que acabamos de comentar.

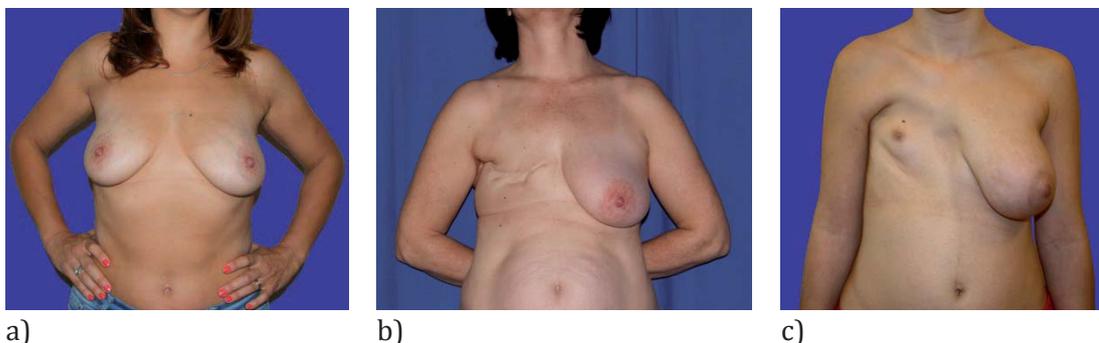


Figura 30. Ilustración de la casuística de exclusión de muestras. a) Exclusión de la *landmark* de escotadura supraesternal por la presencia del cabello de la paciente sobre la zona de interés. b) Exclusión de las *landmarks* del pezón y del surco submamario izquierdos dado que la imagen ha sido tomada antes de llevar a cabo la cirugía de reconstrucción mamaria. c) Exclusión de la *landmark* del surco submamario izquierdo debido a la presencia de una patología.

4.3. METODOLOGÍA DE EVALUACIÓN DE LOS RESULTADOS

Para llevar a cabo la evaluación de los resultados obtenidos en este trabajo fin de máster, se ha hecho uso de un conjunto de medidas estadísticas que dan una idea acerca de la precisión del método de detección automática de *landmarks* propuesto.

En primer lugar, un investigador experto en la identificación de las estructuras anatómicas de interés ha llevado a cabo un proceso de detección manual de las *landmarks* sobre las 21 imágenes que componen el conjunto de validación. Este conjunto de *landmarks* detectadas manualmente será el que nos sirva como criterio de verdad o *gold standard* para la evaluación de la precisión de la detección automática.

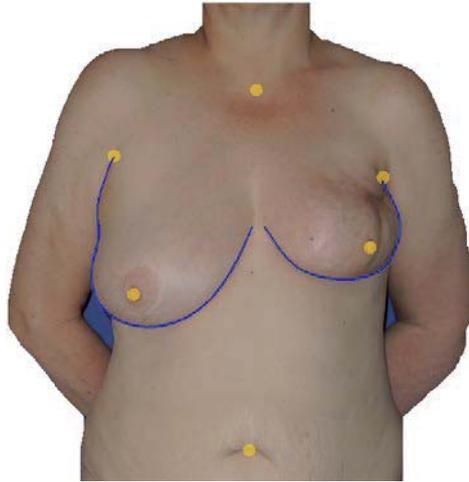


Figura 31. Ilustración de la detección manual llevada a cabo por un experto. En amarillo las marcas correspondientes a escotadura supraesternal, axilas, pezones y ombligo. En azul las marcas correspondientes a los surcos submamarios.

Para dar una idea acerca de la precisión alcanzada con el método de detección automática, hemos hecho uso del siguiente conjunto de medidas:

1. Distancia euclídea.

La distancia euclídea entre dos puntos es la distancia “ordinaria” que podríamos medir entre dos puntos pertenecientes al espacio euclídeo.

Esta medida la usaremos para evaluar la precisión de la detección automática de las *landmarks* puntuales, es decir, escotadura supraesternal, axilas, pezones y ombligo. Para ser rigurosos, las unidades de distancia vendrán dadas en píxeles, dado que sobre la imagen original no se ha realizado ningún tipo de marcado que permita saber la equivalencia exacta entre centímetros y píxeles. Sin embargo, tras realizar un análisis visual de las imágenes, el autor considera como una estimación razonable la equivalencia 20 a 1 entre píxeles y centímetros, de forma que el lector pueda tener una idea más clara acerca de la precisión de la detección automática de estos puntos.

2. Sensibilidad.

La sensibilidad S nos indica la capacidad de nuestro algoritmo para dar como casos positivos los casos realmente positivos. Es decir:

$$S = \frac{VP}{VP+FN} \quad (4.2.1)$$

donde VP son los verdaderos positivos y FN los falsos negativos.

Esta medida la usaremos para dar una idea acerca de la precisión de la detección del surco submamario, y para aplicarla haremos las siguientes consideraciones. En primer lugar, consideraremos que el objetivo para la detección será la superficie encerrada por el surco submamario detectado manualmente una vez lo cerremos mediante una línea recta uniendo los puntos inicial y final del surco. Del mismo modo, consideraremos que el resultado del algoritmo de detección automática del surco submamario es la superficie encerrada por la curva detectada de forma automática una vez lo cerremos mediante una línea recta que une los puntos inicial y final detectados. Por tanto, en este contexto, consideraremos como verdaderos positivos al número de píxeles detectados automáticamente cuya posición coincida con la de los píxeles detectados manualmente, y como falsos negativos al número de píxeles detectados manualmente que no han sido detectados por el algoritmo de detección automática del surco submamario. En la siguiente imagen se aclaran estos conceptos.

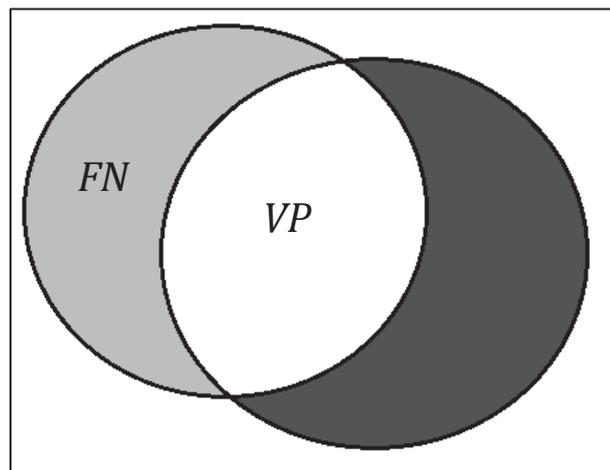


Figura 32. Ilustración del concepto de sensibilidad aplicado a la detección automática del surco submamario. El círculo gris claro representa la superficie detectada manualmente, el círculo gris oscuro representa la superficie detectada automáticamente, el marco de la imagen representa la parcela de la mama correspondiente. En blanco la intersección de ambas superficies.

3. Especificidad.

La especificidad E nos indica la capacidad de nuestro algoritmo para dar como casos negativos los casos realmente positivos. Es decir:

$$E = \frac{VN}{VN+FP} \quad (4.2.2)$$

donde VN son los verdaderos negativos y FP los falsos positivos.

Esta medida la usaremos como complemento a la anterior para dar una idea acerca de la precisión de la detección del surco submamario y, para aplicarla haremos las mismas consideraciones que anteriormente. Por tanto, en este contexto, consideraremos como verdaderos negativos al número de píxeles de la parcela mamaria correspondiente que no han sido detectados manualmente, y como falsos positivos al número de píxeles detectados automáticamente que no han sido detectados manualmente. En la siguiente imagen se aclaran estos conceptos.

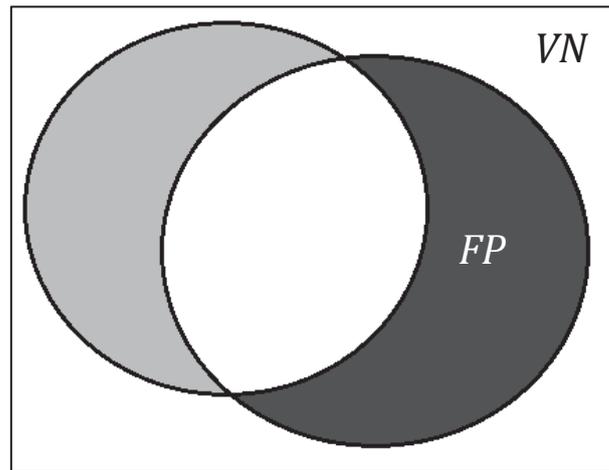


Figura 33. Ilustración del concepto de especificidad aplicado a la detección automática del surco submamario. El círculo gris claro representa la superficie detectada manualmente, el círculo gris oscuro representa la superficie detectada automáticamente, el marco de la imagen representa la parcela de la mama correspondiente. En blanco la intersección de ambas superficies.

Por último, comentar que los resultados se representarán haciendo uso de un modelo de representación de un conjunto de datos denominado diagrama de caja o *boxplot*. Un diagrama de caja es un gráfico, basado en cuartiles, mediante el cual se visualiza un conjunto de datos. Está compuesto por un rectángulo, la "caja", y dos brazos, los "bigotes".

El diagrama de caja suministra información sobre los valores mínimo y máximo, los cuartiles Q_1 , Q_2 o mediana y Q_3 , y sobre la simetría de la distribución.

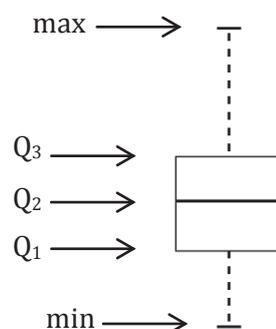


Figura 34. Ilustración del diagrama de caja o "boxplot".

4.4. RESULTADOS OBTENIDOS

En esta sección presentaremos los resultados obtenidos respecto a la precisión del algoritmo de detección automática de *landmarks* en función de los indicadores de distancia euclídea, sensibilidad y especificidad anteriormente explicados.

DETECCIÓN AUTOMÁTICA DE LA ESCOTADURA SUPRAESTERNAL

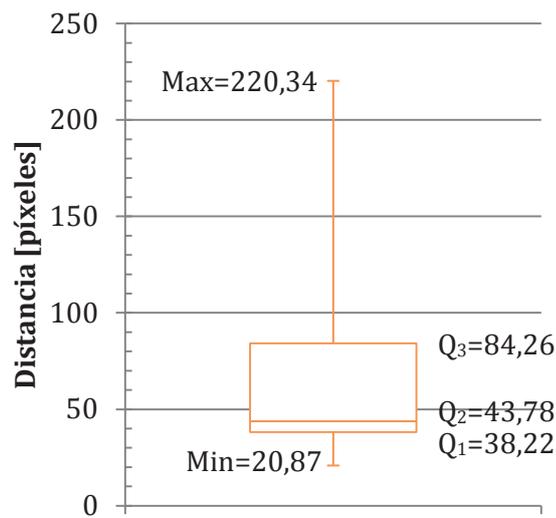


Figura 35. Diagrama de caja del error de detección de la escotadura supraesternal.

Para la detección automática de la escotadura supraesternal hemos obtenido los siguientes resultados (n=17):

Tabla 3. Distribución del error de detección automática de la escotadura supraesternal.

Distribución del error	mínimo	Q ₁	Q ₂	Q ₃	máximo
Píxeles	20,87	38,22	43,78	84,26	220,34

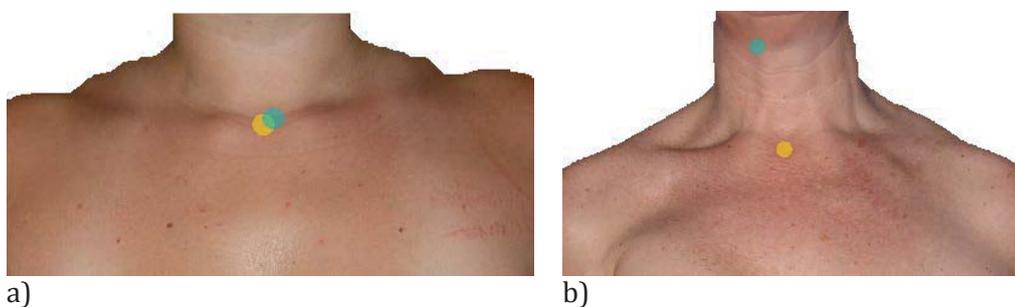


Figura 36. Ilustración del resultado de la detección automática de la escotadura supraesternal. La marca amarilla se corresponde con la detección manual. La marca azul se corresponde con la detección automática. a) Menor error de detección del conjunto de validación. b) Mayor error de detección del conjunto de validación

DETECCIÓN AUTOMÁTICA DE LA AXILA

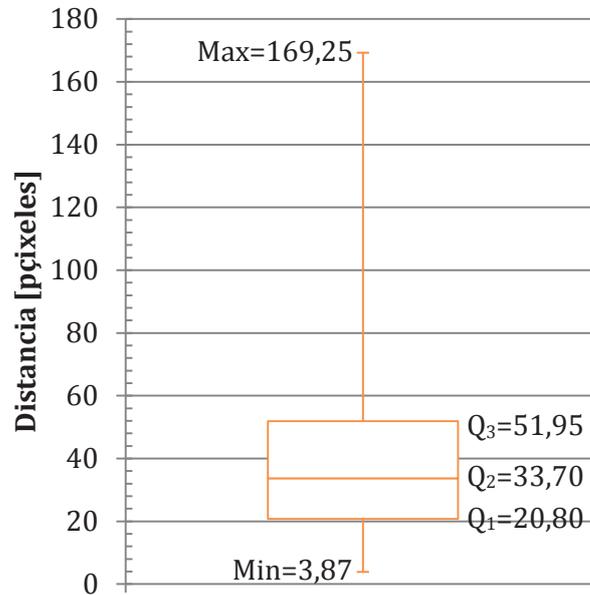


Figura 37. Diagrama de caja del error de detección de la axila.

Para la detección automática de la axila hemos obtenido los siguientes resultados (n=42):

Tabla 4. Distribución del error de detección automática de la axila.

Distribución del error	mínimo	Q ₁	Q ₂	Q ₃	máximo
Píxeles	3,87	20,80	33,70	51,95	169,25

A continuación ilustramos las casuísticas de los errores mínimos y máximos.

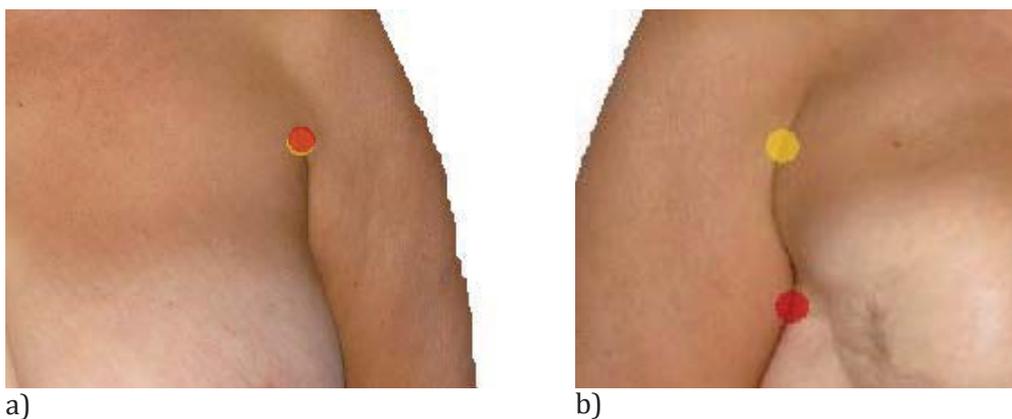


Figura 38. Ilustración del resultado de la detección automática de la axila. La marca amarilla se corresponde con la detección manual. La marca roja se corresponde con la detección automática. a) Menor error de detección del conjunto de validación. b) Mayor error de detección del conjunto de validación.

DETECCIÓN AUTOMÁTICA DEL PEZÓN

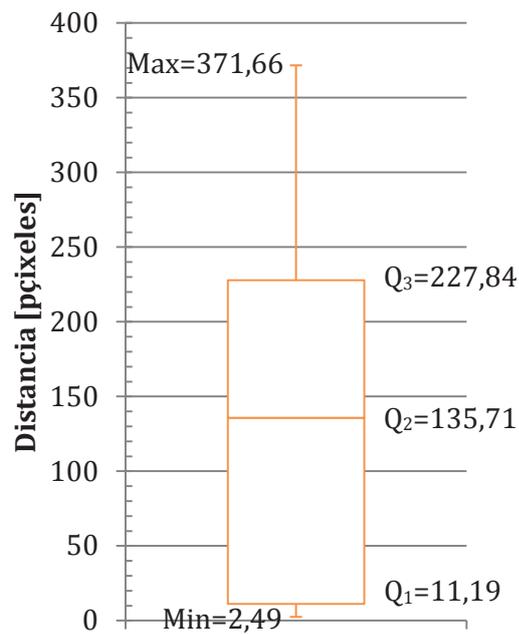


Figura 39. Diagrama de caja del error de detección del pezón.

Para la detección automática del pezón hemos obtenido los siguientes resultados (n=31):

Tabla 5. Distribución del error de detección automática del pezón.

Distribución del error	mínimo	Q ₁	Q ₂	Q ₃	máximo
Píxeles	2,49	11,19	135,71	227,84	371,66

A continuación ilustramos las casuísticas de los errores mínimos y máximos.

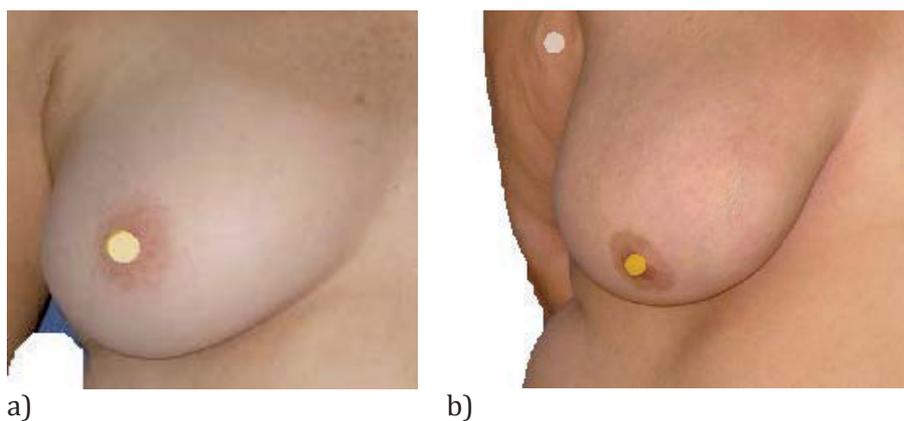


Figura 40. Ilustración del resultado de la detección automática del pezón. La marca amarilla se corresponde con la detección manual. La marca blanca se corresponde con la detección automática.
 a) Menor error de detección del conjunto de validación. b) Mayor error de detección del conjunto de validación.

DETECCIÓN AUTOMÁTICA DEL SURCO SUBMAMARIO

En el caso de la detección automática del surco submamario, el análisis de los resultados que se ha realizado es un poco más amplio, como detallamos a continuación.

En primer lugar, durante la validación de los algoritmos desarrollados, se ha puesto de manifiesto que la detección automática del surco submamario es, con diferencia, la tarea que más tiempo de ejecución consume. Por tanto, de cara a realizar un análisis en profundidad de esta situación, para cada muestra del conjunto de validación se ha realizado la detección a distintas resoluciones de la imagen y estudiado la variabilidad temporal en la ejecución del algoritmo en cada muestra, además de analizar la variabilidad respecto al tiempo de ejecución del algoritmo tras ejecutarlo un total de 20 veces sobre la misma muestra. A continuación se ilustran las diferentes resoluciones empleadas en el estudio.

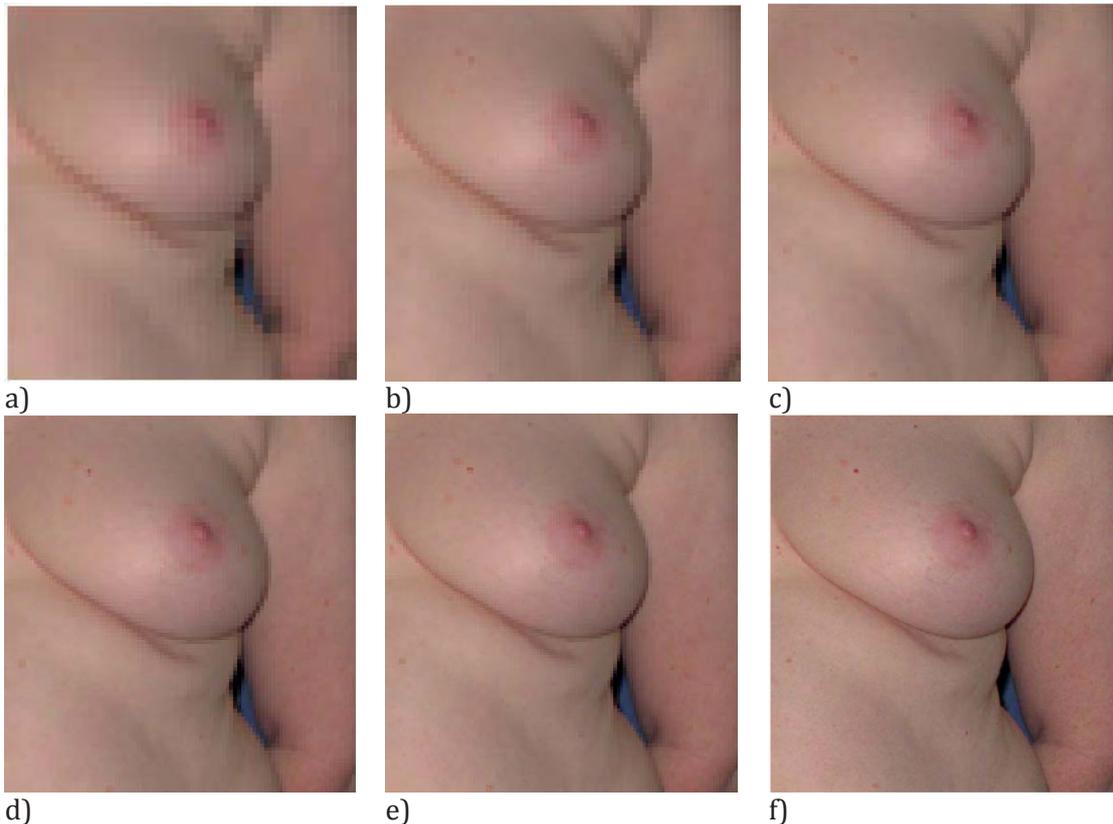


Figura 41. Ilustración de las diferentes resoluciones empleadas en la evaluación del tiempo de ejecución del algoritmo para la detección automática del surco submamario. a) Resolución de la parcela igual a 40 filas. b) Resolución de la parcela igual a 60 filas. c) Resolución de la parcela igual a 80 filas. d) Resolución de la parcela igual a 100 filas. e) Resolución de la parcela igual a 120 filas. f) Resolución original de la parcela.

A continuación se muestra una gráfica con el tiempo de ejecución promedio del algoritmo de detección automática del surco submamario según las diferentes resoluciones aplicadas a la parcelas de las mamas de las imágenes que componen el conjunto de validación.

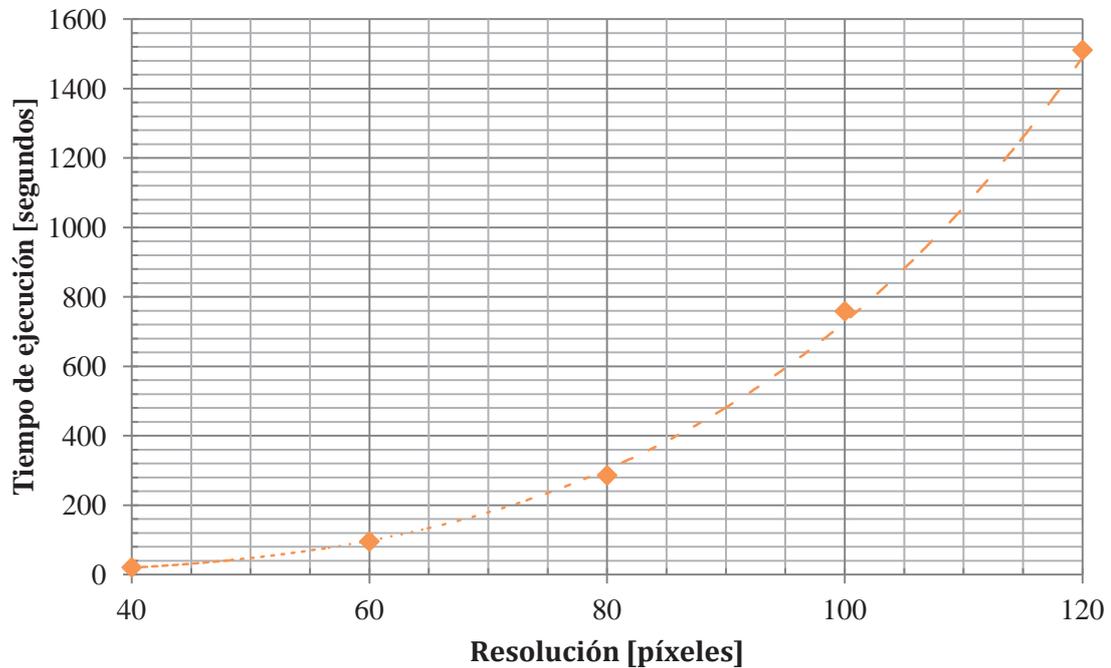


Figura 42. Tiempo de ejecución promedio del algoritmo de detección automática del surco submamario según resolución. Las marcas naranjas se corresponden con el tiempo promedio de ejecución para cada resolución. La línea de puntos indica la tendencia que sigue este conjunto de valores (ajuste $R^2 = 0,9994$).

Tabla 6. Valor medio y desviación estándar del tiempo de ejecución del algoritmo de detección automática del surco submamario correspondientes a cada resolución analizada.

Resolución [píxeles]	40	60	80	100	120
Media [segundos]	20,60	95,28	285,66	758,36	1510,68
Desviación [segundos]	2,74	13,15	40,76	120,75	228,93

A continuación se muestran los diagramas de caja correspondientes a la evaluación del tiempo de ejecución del algoritmo de detección automática del surco submamario sobre el conjunto de validación para cada resolución analizada.

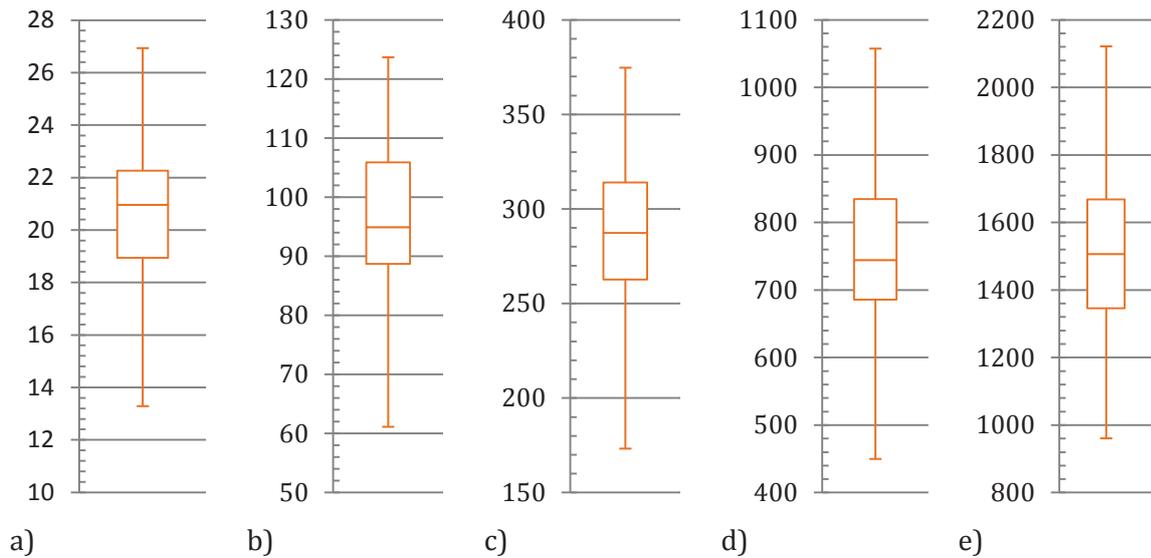


Figura 43. Diagramas de caja correspondientes a la evaluación del tiempo de ejecución del algoritmo de detección automática del surco submamario sobre el conjunto de validación para cada resolución analizada. Todos los ejes verticales están expresados en segundos. a) Resolución igual a 40 píxeles. b) Resolución igual a 60 píxeles. c) Resolución igual a 80 píxeles. d) Resolución igual a 100 píxeles. e) Resolución igual a 120 píxeles.

Tabla 7. Tiempos de ejecución obtenidos para cada una de las resoluciones analizadas tras aplicar el algoritmo de detección automática del surco submamario sobre el conjunto de validación.

Tiempo de ejecución [segundos]	mínimo	Q ₁	Q ₂	Q ₃	máximo
Resolución = 40 píxeles	13,29	19,94	20,96	22,26	26,93
Resolución = 60 píxeles	61,14	88,70	94,90	105,87	123,67
Resolución = 80 píxeles	173,26	262,73	287,33	313,93	374,70
Resolución = 100 píxeles	449,88	685,98	744,16	831,61	1057,46
Resolución = 120 píxeles	960,70	1345,84	1507,11	1668,46	2121,56

A continuación se presentan los resultados obtenidos tras realizar el estudio de la variabilidad del tiempo de ejecución del algoritmo de detección automática del surco submamario tras ejecutarlo en 20 ocasiones sobre la misma muestra con la misma resolución.

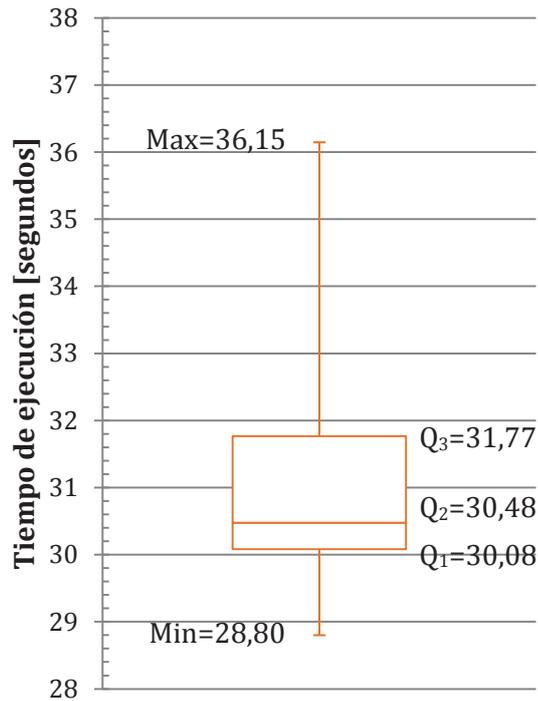


Figura 44. Diagrama de caja representando la distribución de la variabilidad en el tiempo de ejecución del algoritmo de detección automática del surco submamario tras ejecutarlo en 20 ocasiones sobre la misma muestra y a la misma resolución.

Tabla 8. Distribución de la variabilidad del tiempo de ejecución del algoritmo de detección automática del surco submamario.

Tiempos de ejecución	mínimo	Q ₁	Q ₂	Q ₃	máximo
Segundos	28,80	30,08	30,48	31,77	36,15

Por último, se ha llevado a cabo un análisis de la precisión del algoritmo de la detección automática del surco submamario haciendo uso de los indicadores de sensibilidad y especificidad para cada muestra y resolución del conjunto de validación.

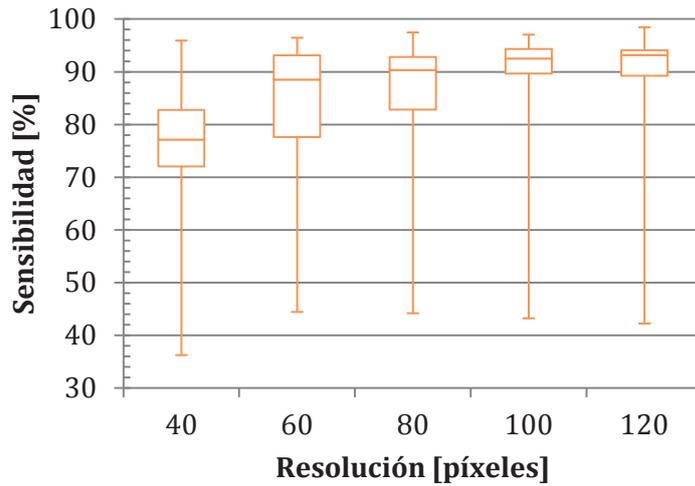


Figura 45. Diagramas de caja representando la distribución de la sensibilidad del algoritmo de detección automática del surco submamario calculada para cada resolución sobre cada muestra del conjunto de validación.

Tabla 9. Distribución de la sensibilidad del algoritmo de detección automática del surco submamario calculada para cada resolución sobre cada muestra del conjunto de validación.

Sensibilidad [%]	mínimo	Q ₁	Q ₂	Q ₃	máximo
Resolución = 40 píxeles	36,26	72,04	77,12	82,75	95,92
Resolución = 60 píxeles	44,45	77,65	88,53	93,09	96,45
Resolución = 80 píxeles	44,20	82,80	90,32	92,79	97,47
Resolución = 100 píxeles	43,24	89,64	92,51	94,31	97,04
Resolución = 120 píxeles	42,25	89,26	93,18	94,06	98,45

Tabla 10. Sensibilidad media del algoritmo para cada resolución.

Resolución [píxeles]	40	60	80	100	120
Media ± desviación [%]	75,13 ± 15,42	82,68 ± 15,62	84,22 ± 15,29	86,41 ± 16,03	86,92 ± 16,17

A continuación ilustramos las casuísticas de los valores máximos y mínimos obtenidos.

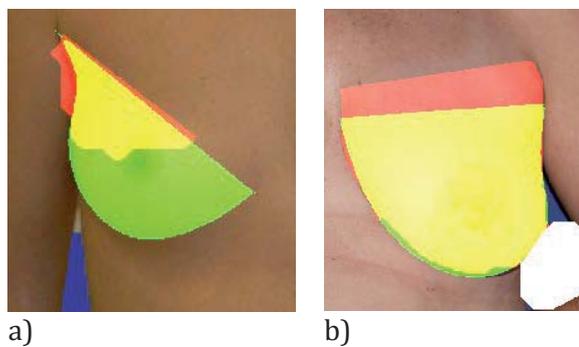


Figura 46. En verde la superficie considerada como *gold standard*. En rojo la superficie detectada automáticamente. En amarillo la superposición de ambas superficies. a) Sensibilidad mínima. b) Sensibilidad máxima.

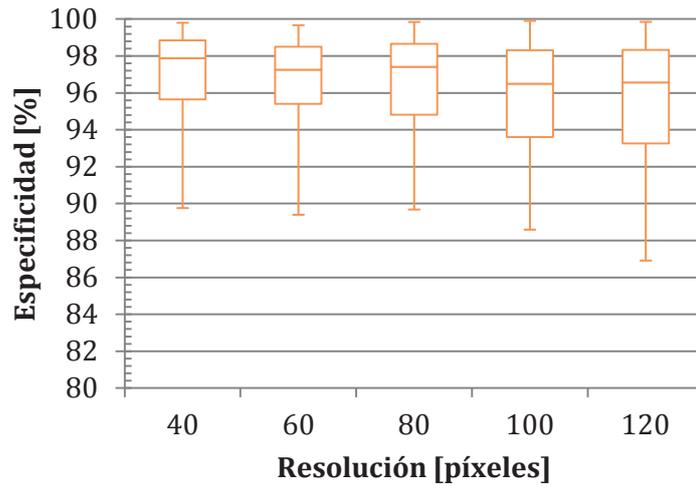


Figura 47. Diagramas de caja representando la distribución de la especificidad del algoritmo de detección automática del surco submamario calculada para cada resolución sobre cada muestra del conjunto de validación.

Tabla 11. Distribución de la especificidad del algoritmo de detección automática del surco submamario calculada para cada resolución sobre cada muestra del conjunto de validación.

Resolución [píxeles]	mínimo	Q ₁	Q ₂	Q ₃	máximo
40 píxeles	89,76	95,64	97,89	98,85	99,80
60 píxeles	89,39	95,40	97,26	98,51	99,67
80 píxeles	89,68	94,81	97,42	98,65	99,84
100 píxeles	88,59	93,61	96,49	98,32	99,90
120 píxeles	86,91	93,26	96,56	98,32	99,85

Tabla 12. Especificidad media del algoritmo para cada resolución.

Resolución [píxeles]	40	60	80	100	120
Media ± desviación [%]	96,84 ± 2,95	96,37 ± 3,09	96,44 ± 3,03	95,64 ± 3,23	95,39 ± 3,92

A continuación ilustramos las casuísticas de los valores máximos y mínimos obtenidos.

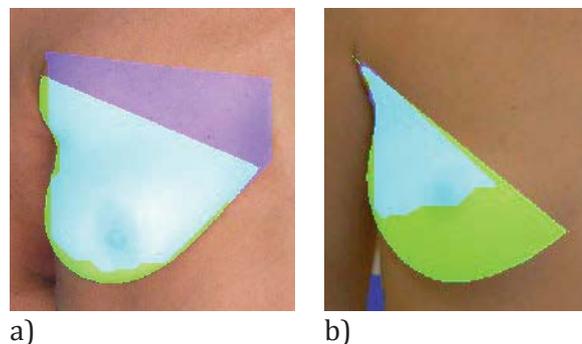


Figura 48. En verde la superficie considerada como *gold standard*. En morado la superficie detectada automáticamente. En celeste la superposición de ambas superficies. a) Especificidad mínima. b) Especificidad máxima.

DETECCIÓN AUTOMÁTICA DEL OMBLIGO

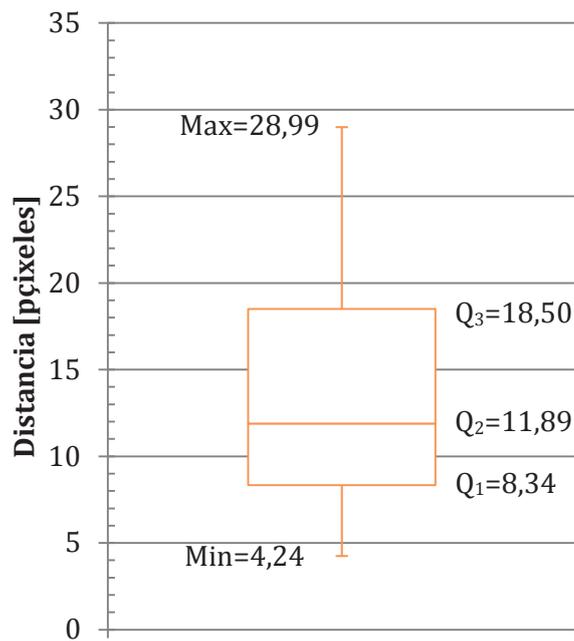


Figura 49. Diagrama de caja del error de detección del ombligo.

Para la detección automática del ombligo hemos obtenido los siguientes resultados (n=21):

Tabla 13. Distribución del error de detección automática del ombligo.

Distribución del error	mínimo	Q ₁	Q ₂	Q ₃	máximo
Píxeles	4,24	8,34	11,89	18,50	28,99

A continuación ilustramos las casuísticas de los errores mínimos y máximos.

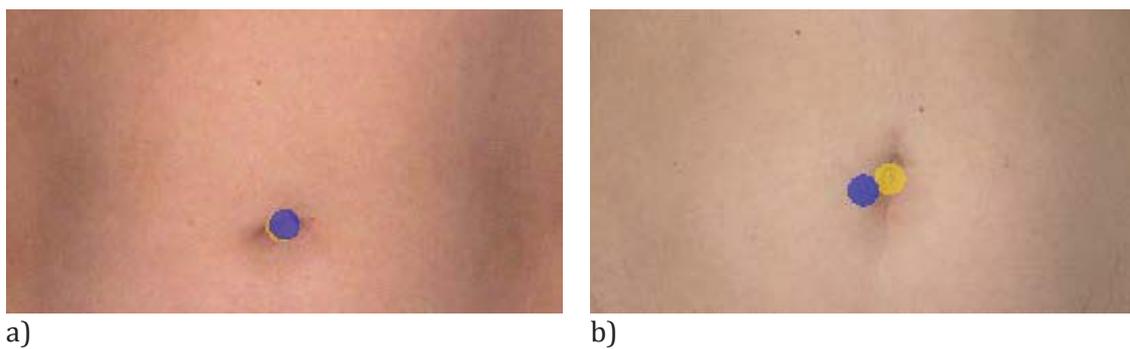


Figura 50. Ilustración del resultado de la detección automática del ombligo. La marca amarilla se corresponde con la detección manual. La marca azul se corresponde con la detección automática. a) Menor error de detección del conjunto de validación. b) Mayor error de detección del conjunto de validación.

5. CONCLUSIONES

Este trabajo fin de máster se ha llevado a cabo en el marco del proyecto de investigación “Herramienta de Reconstrucción Tridimensional A Partir de Fotografías Digitales para Uso Clínico en Reconstrucción Mamaria Post-mastectomía (RENACER)” financiado por la Consejería de Salud y Bienestar Social de la Junta de Andalucía en el marco de la convocatoria competitiva de Subvenciones para la Financiación de la investigación, desarrollo e innovación (I+D+i) biomédica y en ciencias de la salud en Andalucía, en la línea de proyectos de investigación, desarrollo e innovación biomédica y en ciencias de la salud del año 2012 con una subvención total de 36.124,95 € (expediente PI-0223-2012).

En este trabajo fin de máster se ha llevado a cabo una revisión en profundidad acerca del estado del arte del abordaje quirúrgico del cáncer de mama, de las técnicas que se emplean para la evaluación estética de los resultados de la reconstrucción mamaria post-mastectomía, de los sistemas de ayuda a la decisión con especial atención sobre los sistemas de ayuda a la decisión clínica, y por último se han revisado los métodos principales de segmentación de imágenes.

Además, se ha elaborado un protocolo de adquisición de imágenes en el que se señalan las condiciones óptimas para realizar un procesado digital de las imágenes con el objetivo de aplicar unos algoritmos de detección automática de *landmarks* útiles para la reconstrucción 3D y la evaluación estética de la reconstrucción mamaria post-mastectomía.

El protocolo de adquisición de imágenes establece cuáles deben ser los materiales, el encuadre, las condiciones de iluminación, la secuencia de toma de imágenes y el método almacenamiento de las imágenes adquiridas para este fin.

Este protocolo de adquisición ha sido validado por el personal investigador del proyecto RENACER, especialmente por los investigadores pertenecientes a la Unidad de Gestión Clínica de Cirugía Plástica y Grandes Quemados del Hospital Universitario Virgen del Rocío y por los investigadores pertenecientes al Departamento de Teoría de la Señal de la Universidad de Sevilla.

El conjunto de imágenes de validación está compuesto por una imagen tomada de acuerdo con este protocolo de adquisición y por 20 imágenes cedidas por los investigadores de la Unidad de Gestión Clínica de Cirugía Plástica y Grandes Quemados del Hospital Universitario Virgen del Rocío que, en gran medida, cumplen con las condiciones establecidas por el protocolo de adquisición.

En este trabajo fin de máster también se han desarrollado un conjunto de algoritmos para la detección automática de *landmarks* útiles para la reconstrucción 3D y la evaluación estética de la reconstrucción mamaria post-mastectomía, y se ha llevado a cabo la evaluación de la precisión de la detección. En base a los resultados obtenidos podemos concluir lo siguiente:

1. Se ha desarrollado con éxito un algoritmo original de detección automática de la escotadura supraesternal. Este algoritmo no está basado en ningún trabajo anterior, dado que el autor no ha hallado en la literatura disponible ningún trabajo que tuviera un objetivo similar. La precisión de este algoritmo ha sido evaluada mediante un conjunto de validación de 17 muestras, obteniéndose que la mediana del error de detección se sitúa en 43,78 píxeles (alrededor de 2,19 centímetros), y siendo este error menor que 84,26 píxeles (alrededor de 4,21 centímetros) en el 75% de las muestras, por lo que, aunque estos resultados tienen aún margen de mejora, puede considerarse como una buena primera aproximación de cara al desarrollo de un algoritmo de detección automática más preciso.
2. Se ha desarrollado con éxito un algoritmo de detección automática de la axila. Aunque el autor no ha encontrado en la literatura trabajos con la misma finalidad que aquí se propone, el método empleado es ampliamente conocido y utilizado con finalidades similares. La precisión del algoritmo ha sido evaluada mediante un conjunto de validación de 42 muestras, obteniéndose que la mediana del error de detección se sitúa en 33,70 píxeles (alrededor de 1,68 centímetros), y siendo este error menor que 51,95 píxeles (alrededor de 2,59 centímetros) en el 75% de las muestras, por lo que, aunque al igual que en el caso anterior estos resultados tienen aún margen de mejora, puede considerarse como una buena aproximación de cara al desarrollo futuro de un algoritmo de detección automática más preciso.
3. Se ha desarrollado con éxito un algoritmo de detección automática del pezón. Aunque el autor no ha encontrado en la literatura trabajos con la misma finalidad que aquí se propone, al igual que en el caso anterior el método empleado es ampliamente conocido y utilizado con finalidades similares. La característica más innovadora que presenta este algoritmo es que hace uso de un método de clasificación basado en la votación de un grupo de características que se calculan de manera conjunta entre las parejas de regiones candidatas. La precisión del algoritmo ha sido evaluada mediante un conjunto de validación de 31 muestras, obteniéndose que la mediana del error de detección se sitúa en 135,71 píxeles (alrededor de 6,78 centímetros), y siendo este error menor que 227,84 píxeles (alrededor de 11,39

centímetros) en el 75% de las muestras, por lo que claramente este algoritmo tiene aún margen de mejora. Tras realizar un análisis más en profundidad de por qué se han obtenido estos resultados, el autor quiere señalar que, dado que el clasificador que utiliza el algoritmo ha sido diseñado siguiendo unos criterios en los que prima la simetría de las regiones, y dado que las muestras empleadas en el conjunto de validación, en la mayoría de las ocasiones provenían de imágenes en las que no estaba presente uno de los pezones, parece claro que los valores altos de error están estrechamente relacionados con este hecho. En cualquier caso, el algoritmo desarrollado puede considerarse como una primera aproximación de cara al desarrollo futuro de un algoritmo de detección automática del pezón más preciso.

4. Se ha desarrollado con éxito un algoritmo de detección automática del surco submamario. Este algoritmo, basado en el trabajo de Cardoso et al. (61), introduce un nuevo método para el cálculo de los puntos inicial y final del surco submamario. Respecto al tiempo de ejecución, se ha comprobado que, en función de la resolución de la imagen a analizar, éste puede oscilar entre los 13,29 segundos para una resolución de 40 filas de píxeles y los 2121,56 segundos (alrededor de 35 minutos) para una resolución de 120 filas de píxeles, apreciándose una tendencia de crecimiento exponencial conforme aumentamos la resolución. Además, se ha observado la existencia de cierta variabilidad en la ejecución del algoritmo bajo las mismas condiciones de funcionamiento, es decir, al ser ejecutado sobre la misma imagen y a la misma resolución. Respecto a la precisión del algoritmo, se ha realizado el cálculo de la sensibilidad y la especificidad de la detección del surco submamario para 5 resoluciones diferentes de imagen (40, 60, 80, 100 y 120 filas de píxeles) sobre un conjunto de validación de 27 muestras. En el caso de la sensibilidad del algoritmo, se observa una tendencia promedio creciente conforme aumentamos la resolución hasta que su valor se estabiliza para una resolución superior o igual a 100 píxeles, obteniéndose un valor medio de la sensibilidad del $86,92 \pm 16,17$ %. En el caso de la especificidad del algoritmo, se observa una tendencia promedio más o menos constante para todas las resoluciones con un leve aumento de la dispersión de los resultados conforme aumentamos la resolución. En concreto, el algoritmo de detección automática del surco submamario alcanza una especificidad media del $96,84 \pm 2,95$ % en el caso más favorable. Dicho lo cual, podemos afirmar que el algoritmo desarrollado se comporta de forma precisa para el conjunto de validación disponible.

5. Se ha desarrollado con éxito un algoritmo de detección automática del ombligo. Aunque el autor no ha encontrado en la literatura trabajos con la misma finalidad que aquí se propone, el método empleado es ampliamente conocido y utilizado con finalidades similares, por lo que no sería justo tratarlo como original. La precisión del algoritmo ha sido evaluada mediante un conjunto de validación de 21 muestras, obteniéndose que la mediana del error de detección se sitúa en 11,89 píxeles (alrededor de 0,59 centímetros), y siendo este error menor que 18,50 píxeles (alrededor de 0,92 centímetros) en el 75% de las muestras, por lo que se puede afirmar que el algoritmo desarrollado se comporta de forma robusta y precisa para el conjunto de validación disponible.

6. TRABAJO FUTURO

A la finalización de este trabajo fin de máster, y a la vista de las conclusiones obtenidas, el autor considera que las líneas de trabajo futuro que deben realizarse con el objetivo de mejorar tanto la precisión como la fiabilidad y usabilidad de los algoritmos desarrollados deben ser las siguientes:

1. Para conseguir que el algoritmo sea más fiable y robusto, se hace indispensable el poder disponer de un mayor número de imágenes tomadas en conformidad al protocolo de adquisición de imágenes que se ha definido en este trabajo fin de máster. El aumento del número de imágenes conllevará un aumento en el número de muestras de cada *landmark* disponibles para el conjunto de validación de los resultados, y este aumento repercutirá directamente en la fiabilidad y robustez de los resultados obtenidos.
2. A pesar de haber realizado avances significativos en el estado del arte de la detección automática de la escotadura supraesternal, el autor es consciente de que los resultados obtenidos por el algoritmo desarrollado para tal fin aún tienen margen de mejora, por lo que deberá profundizarse en la mejora del método aquí presentado o analizar el uso de otros métodos basados en enfoques diferentes.
3. Tras los resultados obtenidos por el algoritmo de detección automática de la axila, el autor estima que también es posible mejorar su precisión. Para ello, al igual que en el caso anterior, deberá profundizarse en la mejora del método presentado o, en el caso de que se estime oportuno, analizar el uso de otros métodos basados en enfoques diferentes.
4. El resultado obtenido por el algoritmo desarrollado para la detección automática del pezón es claramente susceptible de mejora. En este sentido, una opción a considerar como línea de trabajo futuro sería su reformulación de forma que la detección no dependa de la simetría de las regiones, sobre todo en el caso de que dicho algoritmo se aplique a imágenes de pacientes mastectomizadas y que, por lo tanto, carecen de uno de los dos pezones. Igualmente, sería oportuno considerar enfoques diferentes para la segmentación inicial de regiones que estuvieran basados, por ejemplo, en filtros para la detección de bordes invariante a la rotación como es el caso del operador LoG (65). Además, sería interesante comprobar los resultados que se obtendrían si en lugar de realizar la clasificación de las regiones en base a la

votación de una serie de características conjuntas se hiciera uso de clasificadores basados en redes neuronales en función de características individuales.

5. Tras comprobar que el tiempo de ejecución del algoritmo de detección automática del surco submamario excede con creces el tiempo de ejecución deseable para llevar a la práctica un sistema de detección aplicable durante la práctica asistencial, otra línea de trabajo futuro podría estar encaminada a mejorar el rendimiento del algoritmo en este sentido. Con este objetivo, se propone la realización de un análisis en profundidad de la implementación del algoritmo así como la posibilidad de introducir algunas aproximaciones en el cálculo de las variables internas de modo que aligeren la carga computacional y, por tanto, aumenten la velocidad de ejecución.
6. Por último, sería de gran interés llevar a cabo un análisis de la variabilidad inter-observador e intra-observador en el cálculo del *gold standard* de manera que pueda establecerse de manera científica un rango aceptable para el error de detección.

7. AGRADECIMIENTOS

La elaboración de este trabajo fin de máster no habría sido posible sin el apoyo de un grupo de excelentes investigadores, y mejores personas, con el objetivo común de mejorar la calidad de vida de los ciudadanos a través de la aplicación de tecnologías innovadoras en el ámbito sanitario. Esta sinergia entre tecnología y salud es llevada a la práctica por este grupo de personas cada día, haciendo que parezca sencillo y natural algo que hace tan sólo una década era impensable, y el resultado de este trabajo redunda en beneficio de todos.

En primer lugar, quisiera agradecer el trabajo y las horas de dedicación de las tutoras de este trabajo fin de máster, las doctoras Carmen Serrano Gotarredona y Begoña Acha Piñero, pertenecientes al Departamento de Teoría de la Señal y Comunicaciones de la Universidad de Sevilla, y al resto de antiguos compañeros del grupo de imágenes médicas: Aurora, José Antonio y Carlos. La lista de motivos por los que mostraros mi agradecimiento es demasiado amplia como para arriesgarme a dejar alguno fuera, así que, simplemente, gracias.

A todos los integrantes del Grupo de Innovación Tecnológica del Hospital Universitario Virgen del Rocío, con Carlos L. Parra Calderón a la cabeza, en especial a los especialistas en el tratamiento digital de imágenes médicas, Gorka y Cristina, agradeceros el apoyo, los consejos y las facilidades para permitir que este proyecto llegue a buen término.

A los investigadores y profesionales de la Unidad de Gestión Clínica de Cirugía Plástica y Grandes Quemados del Hospital Universitario Virgen del Rocío de Sevilla, con el doctor Tomás Gómez Cía a la cabeza, agradecerles su ayuda desinteresada a la hora de conformar el conjunto de imágenes para la validación.

Por último, y entrando ya en el terreno personal, faltaría a la verdad si no expresara mi gratitud hacia todos los que, de un modo u otro, voluntaria o involuntariamente, se han visto implicados en la elaboración de este trabajo fin de máster. A todos vosotros, familiares y amigos, que habéis recorrido este camino a mi lado, gracias por vuestra paciencia y comprensión.

8. ANEXO I – BIBLIOGRAFÍA

1. **Ferlay, J., y otros.** *GLOBOCAN 2012 v1.0, Cancer Incidence and Mortality Worldwide*. International Agency for Research on Cancer. Lyon : s.n., 2013.
2. *Cancer survival in five continents: a worldwide population-based study (CONCORD)*. **Coleman, M.P., y otros.** 8, 2008, *The lancet oncology*, Vol. 9, págs. 730-756.
3. **Breast Cancer.** Breast Cancer. [En línea] [Citado el: 12 de Julio de 2014.] <http://www.breastcancer.org>.
4. *Twenty-year follow-up of a randomized trial comparing total mastectomy, lumpectomy, and lumpectomy plus irradiation for the treatment of invasive breast cancer.* **B. Fisher, S. Anderson, J. Bryant, R. G. Margolese, M. Deutsch, E. R. Fisher, J. H. Jeong.** 16, 2002, *New England Journal of Medicine*, Vol. 347, págs. 1233-1241.
5. **Oliveira, Hélder Filipe Pinto de.** An affordable and Practical 3D Solution or the Aesthetic Evaluation of Breast Cancer Conservative Treatment. *PhD Thesis*. Oporto : s.n., 2013.
6. *Assessment of breast aesthetics.* **Kim MS, Sbalchiero JC, Reece GP, Miller MJ, et al.** 121, 2008, *Plastic Reconstruction Surgery*, págs. 186e-194e.
7. *Surgical treatment of congenital breast asymmetry.* **Smith DJJ, Palin WEJ, Katch V, Bennett JE.** 17, 1986, *Annals of Plastic Surgery*, págs. 92-101.
8. *Anthropomorphic breast measurement: Protocol and results in 50 women with aesthetically perfect breasts and clinical application.* **M, Westreich.** 100, 1997, *Plastic Reconstruction Surgery*, págs. 468-479.
9. *Quantifying the aesthetic outcomes of breast cancer treatment: assessment of surgical scars from clinical photographs.* **Kim MS, Rodney WN, Reece GP, Beahm EK, et al.** 2010, *J Eval Clin Pract*, pág. (in press).
10. *Breast retraction assessment: an objective evaluation of cosmetic results of patients treated conservatively for breast cancer.* **RD., Pezner.** 11, 1985, *Int J Radiat Oncol Biol Phys*, págs. 575-578.
11. *Clinical applications of three-dimensional photography in breast surgery.* **Galdino GM, Nahabedian M, Chiaramonte M, Geng JZ, et al.** 110, 2002, *Plastic Reconstruction Surgery*, págs. 58-70.
12. *Validating three-dimensional imaging of the breast.* **Losken A, Seify H, Denson DD, Paredes AAJ, et al.** 54, 2005, *Annals of Plastic Surgery*, págs. 471-476.
13. *Three-dimensional photography and its application to facial plastic surgery.* **S., Lee.** 6, 2004, *Arch Facial Plast Surg*, págs. 410-414.
14. *CAD-CAM generated ear cast by means of a laser scanner and rapid prototyping machine.* **Ciocca L, Scotti R.** 92, 2004, *J Prosthet Dent*, págs. 591-595.

15. *Human body 3D imaging by speckle texture projection photogrammetry.* **JPMS, Seibert.** 3, 2000, Sensor Review, págs. 218-226.
16. *Anatomical and physiological models for surgical simulation.* **Avis NJ, Briggs NM, Kleinermann F, Hose DR, et al.** 62, 1999, Stud Health Technol Inform, págs. 23-29.
17. *Surface scanning soft tissues.* **Avis NJ, McClure J, Kleinermann F.** 111, 2005, Stud Health Technol Inform, págs. 29-32.
18. *A three-dimensional virtual reality model for limb reconstruction in burned patients.* **Gacto P, Barrera F, Sicilia-Castro D, Miralles F, et al.** 35, 2009, Burns, págs. 1042-1046.
19. *Use of a three-dimensional virtual reality model for preoperative imaging in DIEP flap breast reconstruction.* **Gacto-Sánchez P, Sicilia-Castro D, Gómez-Cía T, Lagares A, et al.** 162, 2010, Journal of Surgical Research, págs. 140-147.
20. *Computerised tomography angiography with VirSSPA 3D-software for perforator navigation improves perioperative outcomes in DIEP flap breast reconstruction.* **Gacto-Sánchez P, Sicilia-Castro D, Gómez-Cía T, Lagares A, et al.** 125, 2010, Journal of Plastic and Reconstructive Surgery, págs. 24-31.
21. *Virtual 3-dimensional modeling as a valuable adjunct to aesthetic and reconstructive breast surgery.* **Tepper OM, Small K, Rudolph L, Choi M, et al.** 192, 2006, Am J Surg, págs. 548-551.
22. *Optimization of 3-dimensional imaging of the breast region with 3-dimensional laser scanners.* **Kovacs L, Yassouridis A, Zimmermann A, et al.** 56, 2006, Ann Plast Surg, págs. 229-236.
23. *Quantitative analysis of the reconstructed breast using a 3-dimensional laser light scanner.* **Isogai N, Sai K, Kamiishi H, Watatani M, et al.** 56, 2006, Ann Plast Surg, págs. 237-242.
24. *Structured light scanning to evaluate three-dimensional anthropometry in HIV facial lipoatrophy Surgical Techniques Development.* **Gacto Sánchez P., Lobo Bailón F., Suárez Mejías C. and Gómez Cía T.** 28, 2011, págs. 1-2.
25. *Herramienta de planificación quirúrgica para la intervención de pacientes con lipodistrofia facial.* **Pérez Carrasco, JA, y otros.** Cáceres : s.n., 2011. XXIX Congreso Anual de la Sociedad Española de Ingeniería Biomédica (CASEIB2011).
26. *Herramienta de planificación quirúrgica basada en realidad virtual para la intervención en pacientes con lipodistrofia facial.* **Moreno Delgado, C, y otros.** San Sebastián : s.n., 2012. XXX Congreso Anual de la Sociedad Española de Ingeniería Biomédica.
27. *An Army Atmospheric Sounding System.* **Siderman, J. A., Peterson, A. C. y Robbiani, R. L.** 2, April de 1965, IEEE Transactions on Military Electronics, Vol. 9, págs. 153-162.
28. *Evaluating an information system for.* **DC, Holloway, LJ, Wiczai y ET., Carlson.** 4, April de 1975, Med Care, Vol. 13, págs. 329-40.

29. *The electronic health record (Diraya): a resource in epidemiological surveillance.* **MJ, Molina Rueda, y otros.** 27 de Dic de 2013, Gac Sanit. Epub ahead of print.
30. *Design and validation of an automated method to detect known adverse drug.* **P, Avillach, y otros.** 3, 1 de May de 2013, J Am Med Inform Assoc, Vol. 20, págs. 446-52.
31. *tranSMART: An Open Source and Community-Driven Informatics and Data Sharing Platform for Clinical and Translational Research.* **BD, Athey, y otros.** 2013. AMIA Summits Transl Sci Proc. . págs. 6-8.
32. *Analysis of cosmetic results following primary radiation therapy for stages i and ii carcinoma of the breast.* **J. R. Harris, M. B. Levene, G. Svensson, and S. Hellman.** 2, 1979, Int. Journal of Radiation Oncology Biology Physics., Vol. 5, págs. 257-261.
33. *Interobserver agreement and consensus over the esthetic evaluation of conservative treatment for breast cancer.* **M. J. Cardoso, J. S. Cardoso, A. C. Santos, H. Barros, and M. C. Oliveira.** 1, 2006, The Breast, Vol. 15, págs. 52-57.
34. *Choosing observers for evaluation of aesthetic results in breast cancer conservative treatment.* **M. J. Cardoso, A. C. Santos, J. S. Cardoso, H. Barros, and M. C. Oliveira.** 3, 2005, International Journal of Radiation Oncology, Biology and Physics., Vol. 61, págs. 879-881.
35. *A comparison of methods of cosmetic assessment in breast conservation treatment.* **D. R. H. Christie, M.-Y. O'Brien, J. A. Christie, T. Kron, S. A. Ferguson, C. S. Hamilton, et al.** 5, 1996, Breast, págs. 358-367.
36. *Cosmetic evaluation of breast conserving treatment for mammary cancer. 1. proposal of a quantitative scoring system.* **E. V. Limbergen, E. V. Schueren, and K. . V. Tongelen.** 3, 1989, Radiotherapy and Oncology, Vol. 16, págs. 159-167.
37. *The use of a breast symmetry index for objective evaluation of breast cosmesis.* **F. Fitzal, W. Krois, H. Trischler, L. Wutzel, O. Riedl, U. Kuhbelbock, B. Wintersteiner, M. Cardoso, P. Dubsky, M. Gnant, R. Jakesz, and T. Wild.** 4, 2007, The Breast, Vol. 16, págs. 429-435.
38. *Towards an intelligent medical system for the aesthetic evaluation of breast cancer conservative treatment.* **Cardoso, J. S. Cardoso and M. J.** 2, 2007, Artificial Intelligence in Medicine, Vol. 40, págs. 115-126.
39. *SVMs applied to objective aesthetic evaluation of conservative breast cancer treatment.* **J. S. Cardoso, J. F. P. da Costa, and M. J. Cardoso.** 2005, Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks, págs. 2481-2486.
40. **Wikipedia.** Wikipedia. La enciclopedia libre. [En línea] 29 de Octubre de 2013. [Citado el: 11 de Septiembre de 2014.] [http://es.wikipedia.org/wiki/Segmentaci%C3%B3n_\(procesamiento_de_im%C3%A1genes](http://es.wikipedia.org/wiki/Segmentaci%C3%B3n_(procesamiento_de_im%C3%A1genes)
41. **Gonzalez, R y Woods, R.E.** *Digital Image Processing.* 2002.
42. *Scene labeling by relaxation operations.* **Rosenfeld, A.** 6, 1976, IEEE Trans. Syst. Man Cybern., págs. 420-433.

43. **González, R. C. y Woods, R.E.** *Digital Image Processing*. s.l. : Prentice-Hall, 2007.
44. **Prince, J.L. y Links, J.** *Medical Imaging Signals and Systems*. s.l. : Prentice-Hall, 2005.
45. **El-Baz, A.S., y otros.** *Mult Modality State-of-the-Art Medical Image Segmentation and Registration Methodologies*. s.l. : Springer, 2011.
46. *Image segmentation techniques*. **Haralick, R.M. y Shapiro, L.G.** 1, 1985, *Comput Vis Graph Image Process*, Vol. 29, págs. 100-132.
47. *Segmentation of large brain lesions*. **Hojjatoleslami, S.A. y F., Kruggel.** 2001, *IEEE Trans Med Imaging*, Vol. 20, págs. 666-669.
48. *Segmentation of retinal blood vessels by combining the detection of centerlines and morphological reconstruction*. **Mendonca, A.M. y Campilho, A.** 2006, *IEEE Trans Med Imaging*, Vol. 25, págs. 1200-1213.
49. *Segmentation of pulmonary nodules in thoracic CT scans: a region growing approach*. **Dehmeshki, J., y otros.** 4, 2008, *IEEE Trans Image Process*, Vol. 27, págs. 467-480.
50. *Snakes: Active contour models*. **Kass, M., Witkin, A. y Terzopoulos, D.** 4, 1988, *Int. J. of Computer Vision*, Vol. 1, págs. 321-331.
51. *Stochastic relaxation, Gibbs distribution, and the Bayesian restoration of images*. **Geman, S. y Geman, D.** 6, 1984, *IEEE Trans. Pattern Analysis Mach. Intell*, págs. 721-741.
52. **Scott, D.W.** *Multivariate density estimation: theory, practice, and visualization*. New York : Wiley, 1992.
53. **Duda, R.O., Hart, P.E. y Stork, D.G.** *Pattern classification, 2nd edn*. New York : Wiley, 2001.
54. *A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms*. **Otsu, N.** 1, 1979, *IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics*, Vols. SMC-9, págs. 62-66.
55. *Performance of a 2D image-based anthropometric measurement and clothing sizing system*. **Meunier, P. y Yin, S.** 5, 2000, *Applied Ergonomics*, Vol. 31, págs. 445-451.
56. *Anthropometric measurement error and the assessment of nutritional status*. **Ulijaszek, S.J. y Kerr, D.A.** 3, 1999, *British Journal of Nutrition*, Vol. 82, págs. 165-177.
57. *Differential relationships between anthropometry measures and cardiovascular risk factors in boys and girls*. **Huang, R.C., y otros.** 2, 2011, *International Journal of Pediatric Obesity*, Vol. 6, págs. 271-282.
58. Wikipedia. [En línea] [Citado el: 25 de 10 de 2014.] <http://es.wikipedia.org/wiki/Pez%C3%B3n>.
59. **Pratt, W.K.** *Digital Image Processing*. New York : John Wiley & Sons, Inc., 1991. pág. 633.
60. Wikipedia. *Inframammary fold*. [En línea] 28 de 04 de 2014. [Citado el: 27 de 10 de 2014.] http://en.wikipedia.org/wiki/Inframammary_fold.

61. *Automatic Breast Contour Detection in Digital Photographs*. **Cardoso, J.S., Teixeira, L.F. y Cardoso, M. J.** 2008, HEALTHINF, Vol. 2, págs. 91-98.
62. *A note on two problems in connexion with graphs*. **Dijkstra, E.W.** 1, 1959, Numerische mathematik, Vol. 1, págs. 269-271.
63. *Neighborhood coding of binary images for fast contour following and general binary array processing*. **Sobel, I.** 1, 1978, Computer graphics and image processing, Vol. 8, págs. 127-135.
64. Wikipedia. *Ombigo*. [En línea] 01 de 01 de 2014. [Citado el: 29 de 10 de 2014.] <http://es.wikipedia.org/wiki/Ombigo>.
65. *Theory of edge detection*. **Marr, D. y Hildreth, E.** 1980. Proc. Roy. Soc. London Ser. Vol. 207, págs. 187-217.

9. ANEXO II – TABLA DE ILUSTRACIONES

Figura 1. Ilustración de los procedimientos quirúrgicos de lumpectomía y mastectomía.	7
Figura 2. Distribución y clasificación de los nodos linfáticos supraclaviculares, axilares y mamarios. ..	8
Figura 3. Comparativa entre procedimientos quirúrgicos.....	10
Figura 4. Medidas antropométricas para la evaluación de la simetría mamaria. SSN:N – Distancia entre escotadura supraesternal y pezón; BH – Altura de la mama; BW – Ancho de la mama; N:INF – Distancia entre el pezón y el surco submamario; IMD – Distancia intermamaria.	16
Figura 5. Evolución de publicaciones sobre sistemas de ayuda a la decisión clínica.....	17
Figura 6. a) Canal verde de una imagen RGB. b) Histograma correspondiente a la imagen a).	21
Figura 7. Tipos de borde comunes: a) Escalón. b) Tejado. c) Línea. d) Ruidoso	23
Figura 8. Metodología seguida en el proyecto	25
Figura 9. Ilustración del encuadre.	27
Figura 10. Ilustración del marcado/etiquetado sobre la paciente.	28
Figura 11. Ilustración de la modificación del campo de visión de la imagen. a) Imagen original. b) Imagen con el campo de visión modificado.	31
Figura 12. Ilustración de la modificación del fondo de la imagen. a) Imagen original. b) Imagen con el fondo modificado.....	31
Figura 13. Proceso de segmentación de la silueta. a) Imagen RGB original. b) Canal rojo de a). c) Umbralización por el método de Otsu de b). d) Resultado del cierre de c). e) Resultado de la apertura de d). f) Silueta final segmentada.	33
Figura 14. a) Imagen RGB original. b) Cálculo del centroide (punto amarillo) y del eje de simetría (línea celeste).	33
Figura 15. Ilustración del cálculo del recorte del cuello.	34
Figura 16. Ilustración de la parcelación de las axilas. En rojo, las parcelas de las axilas. En azul, la parcela del cuello como referencia de la fila inicial de las parcelas de las axilas.....	35
Figura 17. Ilustración de la parcelación de las mamas. En blanco, las parcelas de las mamas. Los puntos rojos se corresponden con las axilas detectadas, mientras que el punto amarillo es el centroide.	36
Figura 18. Ilustración de la parcelación del ombligo. En azul, la parcela correspondiente al ombligo. En blanco, parte de las parcelas de las mamas que se incluye a modo de referencia.....	37
Figura 19. Ilustración de la escotadura supraesternal (marca roja en la imagen).	37
Figura 20. Ilustración de la detección de la escotadura supraesternal. a) Recorte del cuello. b) Canal rojo del recorte. c) Recorte tras eliminar el 20% de las columnas en cada lado. d) Nivel de gris	

promedio de las filas de c) (azul) y su polinomio de ajuste de segundo orden (verde). e) Nivel de gris normalizado. La fila correspondiente al valor mínimo (sin tener en cuenta la zona roja) será la coordenada y de la escotadura supraesternal.....39

Figura 21. Ilustración de la anatomía de la zona axilar.....40

Figura 22. a) Imagen RGB de la parcela de la axila. b) Canal rojo de a). c) Umbralización multinivel de b) (valores altos de gris tras la segmentación se corresponden con las regiones más oscuras del canal rojo). d) Región con mayor nivel de gris tras la aplicación del cierre. La axila se considera el punto más alto de esta región (marca roja en la imagen).41

Figura 23. Ilustración de la anatomía de un pezón femenino.42

Figura 24. Ilustración del proceso de detección de los pezones. a) Imagen RGB de los recortes. b) Canal verde de los recortes. c) Umbralización multinivel de 6 niveles del canal verde de los recortes. d) Resultado de realizar las operaciones morfológicas de apertura y cierre sobre las regiones pertenecientes a los 3 niveles más oscuros de c). e) Regiones candidatas en cada recorte tras aplicar los criterios de exclusión anteriormente detallados. f) Polígonos convexos de las regiones candidatas.46

Figura 25. Ilustración del surco submamario.....47

Figura 26. Ilustración del proceso de detección del surco submamario. a) Parcela de la mama derecha. b) Canal verde de la parcela de la mama derecha. c) Imagen gradiente normalizada de b) tras aplicar la transformación no lineal. d) Matriz de costes, el punto inicial está marcado por un círculo verde, el punto final por un círculo rojo. e) Resultado de aplicar el algoritmo de Dijkstra entre los puntos inicial y final. f) Resultado del refinamiento del camino más corto tras eliminar los puntos del final del camino de acuerdo con las condiciones anteriormente detalladas.....50

Figura 27. Ilustración de la anatomía del ombligo.....51

Figura 28. Ilustración del proceso de detección automática del ombligo. a) Imagen RGB de la parcela del ombligo. b) Canal rojo de la parcela del ombligo. c) Umbralización multinivel del canal rojo (solamente nos quedaremos con las regiones de color blanco). d) Región candidata resultante de realizar la apertura morfológica a las regiones seleccionadas.....52

Figura 29. Ilustración representativa del conjunto de imágenes empleado para la validación. a) Imagen tomada conforme al protocolo de adquisición establecido. b) Imagen asimilable al protocolo de adquisición establecido. c) Imagen descartada por no cumplir el protocolo de adquisición.....54

Figura 30. Ilustración de la casuística de exclusión de muestras. a) Exclusión de la *landmark* de escotadura supraesternal por la presencia del cabello de la paciente sobre la zona de interés. b) Exclusión de las *landmarks* del pezón y del surco submamario izquierdos dado que la imagen ha sido tomada antes de llevar a cabo la cirugía de reconstrucción mamaria. c) Exclusión de la *landmark* del surco submamario izquierdo debido a la presencia de una patología.....55

Figura 31. Ilustración de la detección manual llevada a cabo por un experto. En amarillo las marcas correspondientes a escotadura supraesternal, axilas, pezones y ombligo. En azul las marcas correspondientes a los surcos submamarios.....56

Figura 32. Ilustración del concepto de sensibilidad aplicado a la detección automática del surco submamario. El círculo gris claro representa la superficie detectada manualmente, el círculo gris

oscuro representa la superficie detectada automáticamente, el marco de la imagen representa la parcela de la mama correspondiente. En blanco la intersección de ambas superficies. 57

Figura 33. Ilustración del concepto de especificidad aplicado a la detección automática del surco submamario. El círculo gris claro representa la superficie detectada manualmente, el círculo gris oscuro representa la superficie detectada automáticamente, el marco de la imagen representa la parcela de la mama correspondiente. En blanco la intersección de ambas superficies. 58

Figura 34. Ilustración del diagrama de caja o "boxplot". 58

Figura 35. Diagrama de caja del error de detección de la escotadura supraesternal. 59

Figura 36. Ilustración del resultado de la detección automática de la escotadura supraesternal. La marca amarilla se corresponde con la detección manual. La marca azul se corresponde con la detección automática. a) Menor error de detección del conjunto de validación. b) Mayor error de detección del conjunto de validación 59

Figura 37. Diagrama de caja del error de detección de la axila. 60

Figura 38. Ilustración del resultado de la detección automática de la axila. La marca amarilla se corresponde con la detección manual. La marca roja se corresponde con la detección automática. a) Menor error de detección del conjunto de validación. b) Mayor error de detección del conjunto de validación. 60

Figura 39. Diagrama de caja del error de detección del pezón. 61

Figura 40. Ilustración del resultado de la detección automática del pezón. La marca amarilla se corresponde con la detección manual. La marca blanca se corresponde con la detección automática. a) Menor error de detección del conjunto de validación. b) Mayor error de detección del conjunto de validación. 61

Figura 41. Ilustración de las diferentes resoluciones empleadas en la evaluación del tiempo de ejecución del algoritmo para la detección automática del surco submamario. a) Resolución de la parcela igual a 40 filas. b) Resolución de la parcela igual a 60 filas. c) Resolución de la parcela igual a 80 filas. d) Resolución de la parcela igual a 100 filas. e) Resolución de la parcela igual a 120 filas. f) Resolución original de la parcela. 62

Figura 42. Tiempo de ejecución promedio del algoritmo de detección automática del surco submamario según resolución. Las marcas naranjas se corresponden con el tiempo promedio de ejecución para cada resolución. La línea de puntos indica la tendencia que sigue este conjunto de valores (ajuste $R^2 = 0.9994$). 63

Figura 43. Diagramas de caja correspondientes a la evaluación del tiempo de ejecución del algoritmo de detección automática del surco submamario sobre el conjunto de validación para cada resolución analizada. Todos los ejes verticales están expresados en segundos. a) Resolución igual a 40 píxeles. b) Resolución igual a 60 píxeles. c) Resolución igual a 80 píxeles. d) Resolución igual a 100 píxeles. e) Resolución igual a 120 píxeles. 64

Figura 44. Diagrama de caja representando la distribución de la variabilidad en el tiempo de ejecución del algoritmo de detección automática del surco submamario tras ejecutarlo en 20 ocasiones sobre la misma muestra y a la misma resolución. 65

Figura 45. Diagramas de caja representando la distribución de la sensibilidad del algoritmo de detección automática del surco submamario calculada para cada resolución sobre cada muestra del conjunto de validación.....66

Figura 46. En verde la superficie considerada como *gold standard*. En rojo la superficie detectada automáticamente. En amarillo la superposición de ambas superficies. a) Sensibilidad mínima. b) Sensibilidad máxima.....66

Figura 47. Diagramas de caja representando la distribución de la especificidad del algoritmo de detección automática del surco submamario calculada para cada resolución sobre cada muestra del conjunto de validación.....67

Figura 48. En verde la superficie considerada como *gold standard*. En morado la superficie detectada automáticamente. En celeste la superposición de ambas superficies. a) Especificidad mínima. b) Especificidad máxima.....67

Figura 49. Diagrama de caja del error de detección del ombligo.68

Figura 50. Ilustración del resultado de la detección automática del ombligo. La marca amarilla se corresponde con la detección manual. La marca azul se corresponde con la detección automática. a) Menor error de detección del conjunto de validación. b) Mayor error de detección del conjunto de validación.....68