

Detección automática de landmarks para evaluación objetiva de la reconstrucción mamaria post-mastectomía

F. J. Núñez Benjumea¹, T. Gómez Cía², B. Acha³, R. Boloix³, C. Serrano³

¹ Grupo de Innovación Tecnológica, Hospital Universitario Virgen del Rocío, Sevilla, España, francisco.nunez.exts@juntadeandalucia.es

² UGC Cirugía Plástica y Grandes Quemados, Hospital Universitario Virgen del Rocío, Sevilla, España, tomas.gomez.sspa@juntadeandalucia.es

³ Teoría de la Señal y Comunicaciones, Universidad de Sevilla, Sevilla, España, {bacha,cserrano,rboloix}@us.es

Resumen

Este trabajo presenta un método para la detección automática de un conjunto de landmarks o puntos de referencia (escotadura supraesternal, axilas, pezones y surco submamario) útiles para la evaluación de la reconstrucción mamaria post-mastectomía a partir de imágenes clínicas. Este método está basado en el análisis morfológico y de la iluminación, así como en el algoritmo de Dijkstra. Se ha llevado a cabo una evaluación del método desarrollado en términos de precisión y rendimiento sobre un conjunto de 21 imágenes. El método propuesto presenta una buena precisión en general, aunque aún hay margen de mejora para la detección de algunas de las landmarks. El rendimiento está condicionado por el tiempo de ejecución, que depende del tamaño de la imagen. En el caso de que se desee utilizar este método para programas de cribado, se recomienda trabajar con un tamaño de imagen de 100 píxeles de alto.

1. Introducción

El cáncer de mama es el cáncer más común en mujeres tanto en países desarrollados como en vías de desarrollo. Se estima que alrededor de 508.000 mujeres murieron en 2011 debido a esta enfermedad [1]. Para superar esta enfermedad existen varios procedimientos quirúrgicos que pueden aplicarse en función del tamaño y tipo de tumor. Los más comunes son la mastectomía y la lumpectomía. La cantidad de tejido extirpado en estos procedimientos puede variar en gran medida dependiendo de las características de la paciente y del tumor [2].

Los cambios en la apariencia tras el tratamiento quirúrgico del cáncer de mama tienen un impacto considerable en la rehabilitación psicosocial y calidad de vida de las supervivientes, siendo importante un buen resultado estético tras la cirugía.

Los enfoques actuales para la evaluación estética de los resultados de la reconstrucción mamaria son bastante limitados, siendo un reto la definición de los parámetros óptimos que faciliten su cuantificación [3]. En este sentido, se deben determinar los factores del tratamiento que tienen un impacto considerable en el resultado estético, así como los parámetros a considerar al evaluar el resultado.

Actualmente, cirujanos, médicos y pacientes a menudo evalúan la simetría y proporcionalidad de la reconstrucción de forma subjetiva y cualitativa [3]. Sin embargo, estos métodos son altamente dependientes de la variabilidad inter e intra-observador, y su naturaleza cualitativa limita posteriores análisis. Los métodos cuantitativos actuales tienen en cuenta medidas antropométricas [4], bidimensionales [5-6] o tridimensionales [7-8].

Los resultados estéticos satisfactorios están relacionados con la forma y tamaño de la mama, así como con su ubicación en el pecho, entre otros factores. Las medidas más comunes tomadas sobre el cuerpo de la paciente se representan en la Figura 1, usando como referencia las siguientes landmarks: escotadura supra-esternal (ESE), pezones y surco sub-mamario (SSM).

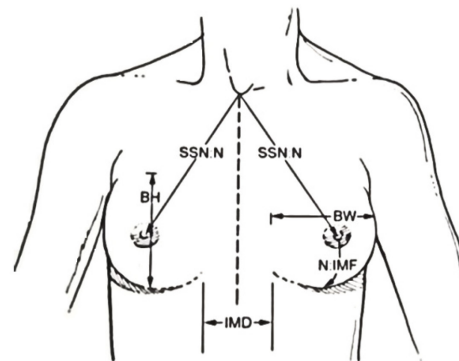


Figura 1. Medidas antropométricas comunes para la evaluación estética de la reconstrucción mamaria. SSN: Escotadura supra-esternal. N: Pezón. BH: Altura de la mama. BW: Ancho de la mama. IMF: Surco sub-mamario. IMD: Distancia inter-mamaria.

La detección automática de estas landmarks podría proporcionar un método cuantitativo y objetivo para la evaluación del resultado de la reconstrucción mamaria post-mastectomía. Por otra parte, estas landmarks podrían constituir las bases anatómicas para llevar a cabo la reconstrucción virtual de la mama a partir de una imagen clínica para ayudar al cirujano en la planificación de la reconstrucción, lo que ha demostrado ser de ayuda en

términos de reducción de la toma de decisiones intraoperativas y de los tiempos quirúrgicos [9]

2. Materiales y métodos

El método desarrollado está basado en un análisis morfológico y de iluminación y en el algoritmo del camino más corto de Dijkstra [10]. El método completo incluye un preprocesado automático de la imagen en el que se segmenta la silueta, se detectan referencias globales (centroide y eje de simetría) y se parcela la imagen (cuello, axila I, axila D, mama I y mama D). Tras este preprocesado, se lleva a cabo la detección automática de las *landmarks*.

2.1. Detección de la ESE

La ESE, punto donde las clavículas se unen al esternón, está a menudo ubicada en la zona más oscura de la parcela del cuello. Para su detección se propone un enfoque basado en un análisis de la iluminación. Sobre el canal rojo de la parcela del cuello, se realiza la corrección de la iluminación global sustituyendo el nivel promedio de intensidad de la fila i -ésima (el método es análogo para las columnas) por la diferencia entre el valor original y el resultante de modelar la intensidad promedio de las filas con un polinomio de regresión de segundo orden. La coordenada y de la ESE será la correspondiente al mínimo global de las intensidades corregidas tras eliminar los puntos anteriores (posteriores) al primer (último) cruce por cero para evitar la dispersión. La Figura 2 ilustra este proceso.

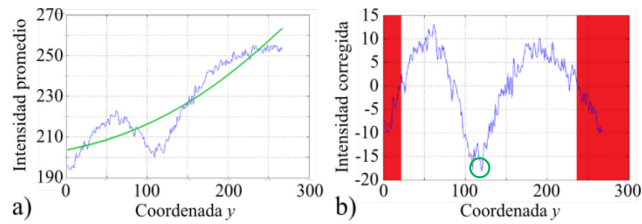


Figura 2. Detección de la ESE. a) Intensidad promedio de las filas (azul) y polinomio de regresión de 2° orden (verde). b) Intensidad promedio corregida (azul), puntos descartados (rojo) y mínimo global (verde).

2.2. Detección de los pezones

Para la detección de los pezones se propone un algoritmo de dos pasos: en primer lugar se detectan posibles regiones candidatas en las parcelas de ambas mamas y posteriormente se clasifican por parejas en función de características morfológicas y de intensidad. Dado que en el canal verde el pezón muestra niveles bajos de intensidad, segmentamos dicho canal en ambas regiones siguiendo un algoritmo multi-umbral basado en el método de Otsu [11] con 5 umbrales, y se descartan las regiones pertenecientes a los 3 niveles más brillantes. Las regiones restantes son sometidas a un filtrado morfológico (cierre más apertura) para suavizar los bordes con un elemento estructural circular cuyo radio se calcula automáticamente en función del tamaño de la región siguiendo la Ecuación 1.

$$r = \sqrt{(f_p^2 + c_p^2)/\alpha} \quad (\text{Ecuación 1})$$

donde f_p y c_p son el número de filas y columnas de la parcela correspondiente. α se ha calculado de forma empírica para optimizar el resultado de la detección. En este trabajo $\alpha = 250$. Posteriormente, se excluyen aquellas regiones que cumplan con alguno de los siguientes criterios morfológicos: (i) región en contacto con el marco de la parcela, (ii) su eje mayor es 3 (o más) veces superior a su eje menor, (iii) regiones con al menos un hueco, y (iv) su tamaño es menor que el elemento estructural calculado anteriormente. Los polígonos convexos de las regiones restantes son considerados los candidatos.

Para la clasificación, se empareja un candidato de cada región en todas las combinaciones posibles y, para cada pareja, se calcula el valor absoluto de las siguientes características: (i) diferencia de tamaño, (ii) diferencia de las distancias entre los centroides de cada región y el eje de simetría, (iii) diferencia de las distancias entre los centroides de cada región y la primera fila de las parcelas, y (iv) diferencia de la intensidad promedio del canal verde de cada región. Los centroides de la pareja de regiones más similares (con menores diferencias) son considerados los pezones detectados.

2.3. Detección del SSM

Para la detección del SSM, este trabajo presenta una modificación del método propuesto por Cardoso et al. [12], en el que hacen un uso intensivo del algoritmo de Dijkstra para hallar los extremos externos del SSM. En este trabajo, con el objetivo de mejorar el rendimiento, se asume que la axila es el punto inicial del surco y, como primera aproximación, el punto final será un punto situado a la misma altura que la axila y en el lado opuesto de la parcela de la mama. La detección de la axila se realiza siguiendo un enfoque basado en el análisis morfológico y de la iluminación. Para ello, se segmenta el canal rojo de la parcela de la axila siguiendo el algoritmo multi-umbral basado en el método de Otsu con 3 umbrales, y se descartan las regiones pertenecientes a los 3 niveles más brillantes. Posteriormente se eliminan las regiones espurias mediante la aplicación de un cierre morfológico con un elemento estructural circular cuyo radio es igual al 5% de la altura de la parcela de la axila. Por último, se descartan las regiones que estén en contacto con los bordes laterales y superior de dicha parcela. La axila se considera el punto más alto de la región restante. La Figura 3 ilustra este proceso.

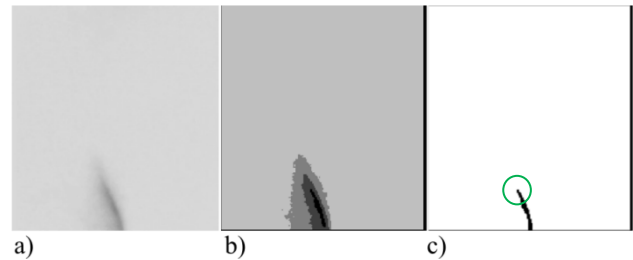


Figura 3. Detección automática de la axila. a) Canal rojo de la parcela de la axila. b) Segmentación multi-umbral. c) Región restante (la axila es el punto más alto)

Una vez detectada la axila, se procede a la detección del SSM. En primer lugar, se calcula la imagen gradiente del canal verde de la parcela de la mama mediante la aplicación del operador de Sobel [13]. Tras normalizar la intensidad de la imagen resultante, se aplica la transformación no lineal definida en la Ecuación 2 para realzar el contraste de la imagen.

$$h(\bar{D}) = \begin{cases} 1 - \bar{d}_{ij}^\gamma & \bar{d}_{ij} \geq t_h \\ 0 & \text{e. o. c.} \end{cases} \quad (\text{Ecuación 2})$$

donde \bar{D} es la imagen gradiente normalizada, \bar{d}_{ij} es el valor de la intensidad del pixel situado en la i -ésima fila y j -ésima columna de la imagen \bar{D} , t_h es el umbral calculado como el promedio de \bar{D} , y γ es una constante cuyo valor se ha establecido de forma empírica a 0.5 para optimizar el resultado de la detección. A continuación se aplica el algoritmo de segmentación multi-umbral basado en el método de Otsu con 2 umbrales tras llevar a cabo la inversión de la imagen resultante. Los tres niveles resultantes son cuantizados a los valores [2, 16, 2048]. Esto resulta en una matriz de cuantización que servirá como la matriz de costes para aplicar a continuación el algoritmo de Dijkstra entre la axila y el punto final estimado para detectar el SSM. El surco resultante se refina descartando el conjunto de puntos del tramo final que cumplen las siguientes condiciones: (i) el coste asociado de cada punto del conjunto es igual al coste máximo, (ii) los puntos son consecutivos, y (iii) el conjunto incluye al punto considerado como final en la primera aproximación. La Figura 4 ilustra este proceso.

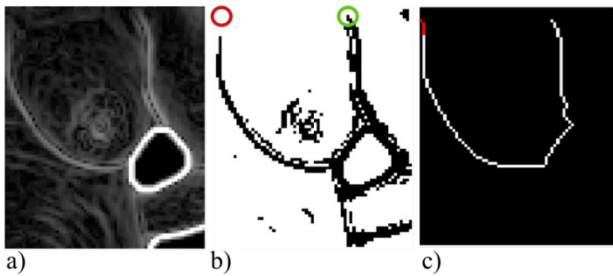


Figura 4. Detección del SSM. a) Realce de contraste de la magnitud del gradiente del canal verde. b) Imagen cuantizada (el punto inicial en verde y la aproximación del final en rojo). c) SSM detectado (blanco), en rojo los píxeles descartados tras refinar el SSM.

3. Resultados

La validación del método propuesto se ha realizado con un conjunto de 21 imágenes clínicas tomadas con una cámara Canon EOS 1000D con objetivo Canon EFS 17-85 mm sobre las que un experto ha marcado manualmente la ESE, pezones y SSM para establecer el *gold standard*. Se ha evaluado la precisión en términos de la distancia Euclídea entre las *landmarks* detectadas de forma manual y automática para la ESE, axilas y pezones, y en términos de sensibilidad (*SE*) y especificidad (*SP*) para el SSM (Ecuación 3). Estos valores se calculan sobre el área encerrada por el SSM y la recta que une sus puntos inicial y final.

$$\begin{aligned} SE &= VP / (VP + FN) \\ SP &= VN / (VN + FP) \end{aligned} \quad (\text{Ecuación 3})$$

donde *VP* son los verdaderos positivos, *FN* los falsos negativos, *VN* los verdaderos negativos y *FP* los falsos positivos.

Dado que la mayor carga computacional del método la soporta el algoritmo de detección del SSM, se ha llevado a cabo un análisis del rendimiento en términos del tiempo medio de ejecución para 5 resoluciones diferentes de la parcela de la mama de cada imagen (40, 60, 80 100 y 120 píxeles de alto) y de la variabilidad promedio en el tiempo de ejecución tras ejecutar el algoritmo 20 veces sobre la misma imagen.

Con el objetivo de analizar la evolución de la detección del SSM en función de la resolución, se ha evaluado su precisión para cada una de las resoluciones estudiadas.

3.1. Precisión de la detección

A continuación se resumen los resultados obtenidos respecto a la precisión de la detección del método.

<i>Landmarks</i>	ESE	Axila	Pezón
Media \pm std [cm]	2.47 \pm 1.70	1.66 \pm 1.36	5.06 \pm 4.43

Tabla 1. Error de detección de las *landmarks* ESE, axila y pezón en términos de la distancia Euclídea.

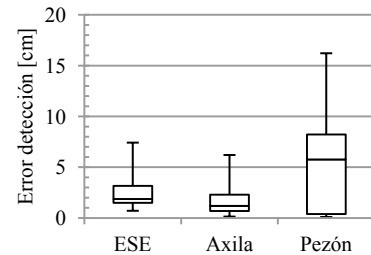


Figura 5. Distribución del error de detección para las *landmarks* ESE, axila y pezón.

La precisión de la detección de la ESE y de la axila se mantiene en unos niveles razonables, mientras que el error de detección del pezón indica que este método no parece apropiado para esta tarea y debe ser revisado.

Resolución [px]	40	60	80	100	120
SE (media) [%]	70.43	79.40	81.94	84.47	84.88
SE (std) [%]	21.99	20.74	20.99	20.59	20.17
SP (media) [%]	96.55	95.94	95.59	95.27	95.25
SP (std) [%]	3.02	3.61	3.76	3.60	3.72

Tabla 2. Error de detección del SSM para las 5 resoluciones bajo estudio en términos de sensibilidad y especificidad.

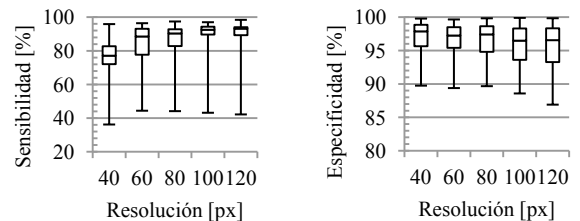


Figura 6. Distribución del error de detección del SSM para las 5 resoluciones bajo estudio en términos de sensibilidad (izquierda) y especificidad (derecha).

La evolución de la sensibilidad de la detección del SSM respecto al tamaño de la parcela de la mama presenta una tendencia ascendente que se estabiliza en torno a una resolución de 100 píxeles de alto, mientras que la especificidad se mantiene prácticamente constante para todas las resoluciones incluidas en el estudio.

3.2. Análisis del tiempo de ejecución

A continuación se resumen los resultados del rendimiento del algoritmo de detección automática del SSM.

Resol. [px]	40	60	80	100	120
Media [seg]	20.60	95.28	285.66	758.63	1510.68
Std [seg]	2.47	13.15	40.76	120.75	228.93

Tabla 3. Tiempos de ejecución del algoritmo de detección automática del SSM para cada resolución en estudio.

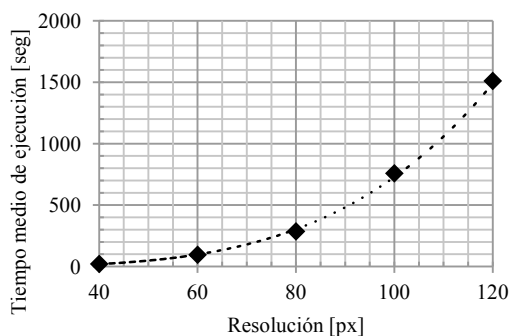


Figura 7. Tiempo medio de ejecución del algoritmo de detección automática del SSM en función de la resolución.

El tiempo medio de ejecución crece de manera exponencial al aumentar la resolución, mientras que la variabilidad en el tiempo de ejecución tras ejecutar el algoritmo 20 veces sobre la misma parcela (40 píxeles de alto) es de 13.85 ± 0.93 segundos.

4. Conclusiones

Se ha desarrollado y validado un método de detección automática de *landmarks* para la evaluación objetiva de los resultados de la reconstrucción mamaria post-mastectomía. El trabajo incluye un método novedoso para la detección automática de la ESE, ya que los autores no han hallado ninguna evidencia en la literatura de cómo abordar este problema. El método propuesto presenta una precisión adecuada, aunque aún hay margen de mejora en la detección de la ESN. Las imágenes usadas para la validación incluyen a pacientes mastectomizadas, por lo que carecen de alguno de los pezones. Este hecho, unido a que el método de detección del pezón está basado en una clasificación por parejas, podría motivar la baja precisión del método propuesto. Respecto a la detección automática del SSM, el método alcanza unos excelentes niveles de sensibilidad y especificidad que se estabilizan en torno a una resolución de la parcela de la mama de 100 píxeles de alto. El tiempo de ejecución de este algoritmo crece de manera exponencial al aumentar la resolución de la imagen, siendo útil para su uso en programas de cribado a una resolución de 100 píxeles.

Las líneas de trabajo futuro abarcarán la inclusión de más imágenes para validación, mejoras en los algoritmos de detección de la ESN y pezón, y un análisis de la variabilidad intra- e inter-observador.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por la Consejería de Salud de la Junta de Andalucía (proyecto RENACER exp. PI-0223/2012) y la Plataforma ITEMAS.

Referencias

- [1] World Health Organization. Global Health Estimates: methods and data sources for global causes of death 2000–2011. *Global Health Estimates Technical Paper WHO/HIS/HSI/GHE/2013.3*, 2013, Geneva, Switzerland.
- [2] Ferlay J, Soerjomataram I, Dikshit R, et al. Cancer incidence and mortality worldwide: sources, methods and major patterns in GLOBOCAN 2012. *International Journal of Cancer*, vol 136, sup 5, 2015, pp E359-E386.
- [3] Oliveira HF. An affordable and Practical 3D Solution of the Aesthetic Evaluation of Breast Cancer Conservative Treatment. *PhD Thesis*, 2015, Porto.
- [4] Kim MS, Sbalchiero JC, Reece GP, Miller MJ, et al. Assessment of breast aesthetics. *Plast Reconstr Surg*, vol 121, sup 4, 2008, pp 186e-194e.
- [5] Kim MS, Rodney WN, Reece GP, Beahm EK, et al. Quantifying the aesthetic outcomes of breast cancer treatment: assessment of surgical scars from clinical photographs. *J Eval Clin Pract*, vol 17, sup 6, 2008, pp 1075–1082.
- [6] Pezner RD. Breast retraction assessment: an objective evaluation of cosmetic results of patients treated conservatively for breast cancer. *Int J Radiat Oncol Biol Phys*, vol 11, 1985, pp 575–578.
- [7] Galdino GM, Nahabedian M, Chiaramonte M, Geng JZ, et al. Clinical applications of three-dimensional photography in breast surgery. *Plast Reconstr Surg*, vol 110, sup 1, 2002, pp 58-70.
- [8] Losken A, Seify H, Denson DD, Paredes AAJ, et al. Validating three-dimensional imaging of the breast. *Ann Plast Surg*, vol 54, 2005, pp 471–476.
- [9] Gómez-Cía T, Gacto-Sánchez P, Sicilia D, Suárez C, Acha B, Serrano C, et al. The virtual reality tool VirSSPA in planning DIEP microsurgical breast reconstruction. *International journal of computer assisted radiology and surgery*, vol 4, sup 4, 2009, pp 375-382.
- [10] Dijkstra EW. A note on two problems in connexion with graphs. *Numerische mathematic*, vol 1, sup 1, 1959, pp 269-271.
- [11] N. Otsu. A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms. *IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics*, vol 1, 1979, pp 62-66.
- [12] Cardoso JS, Teixeira LF, Cardoso MJ. Automatic Breast Contour Detection in Digital Photographs. *HEALTHINF*, vol 2, 2008, pp 91-98.
- [13] Sobel I. Neighbourhood coding of binary images for fast contour following and general binary array processing. *Computer graphics and image processing*, vol 8, sup 1, 1978, pp 127-135.