

Capítulo 5

ANÁLISIS EXPERIMENTAL

Este capítulo trata de explicar y ejemplificar la elección de ciertas constantes del método de segmentación que deben ajustarse experimentalmente: los pesos de las funciones de coste, así como justificar, con figuras demostrativas, decisiones tomadas durante el desarrollo del programa para mejorar la calidad de la segmentación.

5.1. ELECCIÓN DE LOS PESOS DE LAS FUNCIONES DE COSTE

Como ya es sabido, el mapa de coste local está formado por la suma ponderada de las funciones detección de contorno, magnitud del gradiente y dirección del gradiente, según se observa a continuación:

$$L(p,q) = w_Z f_Z(q) + w_G f_G(q) + w_D f_D(p,q)$$

donde $w_Z + w_G + w_D = 1$ y $w_Z, w_G, w_D \in \mathbb{R}$.

Para ajustar los pesos de las funciones anteriores se ha realizado un análisis experimental, es decir, se han probado diferentes valores en los pesos y se ha seleccionado la opción que determina un mejor resultado en la segmentación.

Los valores probados van del 0.1 al 0.8 con salto de una décima. Las pruebas se han realizado para la imagen 'image22.jpg' (Apéndice B) utilizando siempre los mismos puntos intermedios. Se ha introducido un margen de 20 píxeles a cada lado de la imagen y no se ha habilitado la bandera del marco ya que el objeto a segmentar se encuentra enteramente en ella.

A continuación se muestran las figuras correspondientes a los diferentes pesos que han sido probados en las funciones de coste.

a)



b)



c)



d)



e)



f)



g)



h)



Figura 5.1. **a)** $w_Z = 0.1$, $w_G = 0.1$, $w_D = 0.8$. **b)** $w_Z = 0.1$, $w_G = 0.2$, $w_D = 0.7$.
c) $w_Z = 0.1$, $w_G = 0.3$, $w_D = 0.6$. **d)** $w_Z = 0.1$, $w_G = 0.4$, $w_D = 0.5$. **e)** $w_Z = 0.1$, $w_G = 0.5$, $w_D = 0.4$.
f) $w_Z = 0.1$, $w_G = 0.6$, $w_D = 0.3$. **g)** $w_Z = 0.1$, $w_G = 0.7$, $w_D = 0.2$. **h)** $w_Z = 0.1$, $w_G = 0.8$, $w_D = 0.1$.

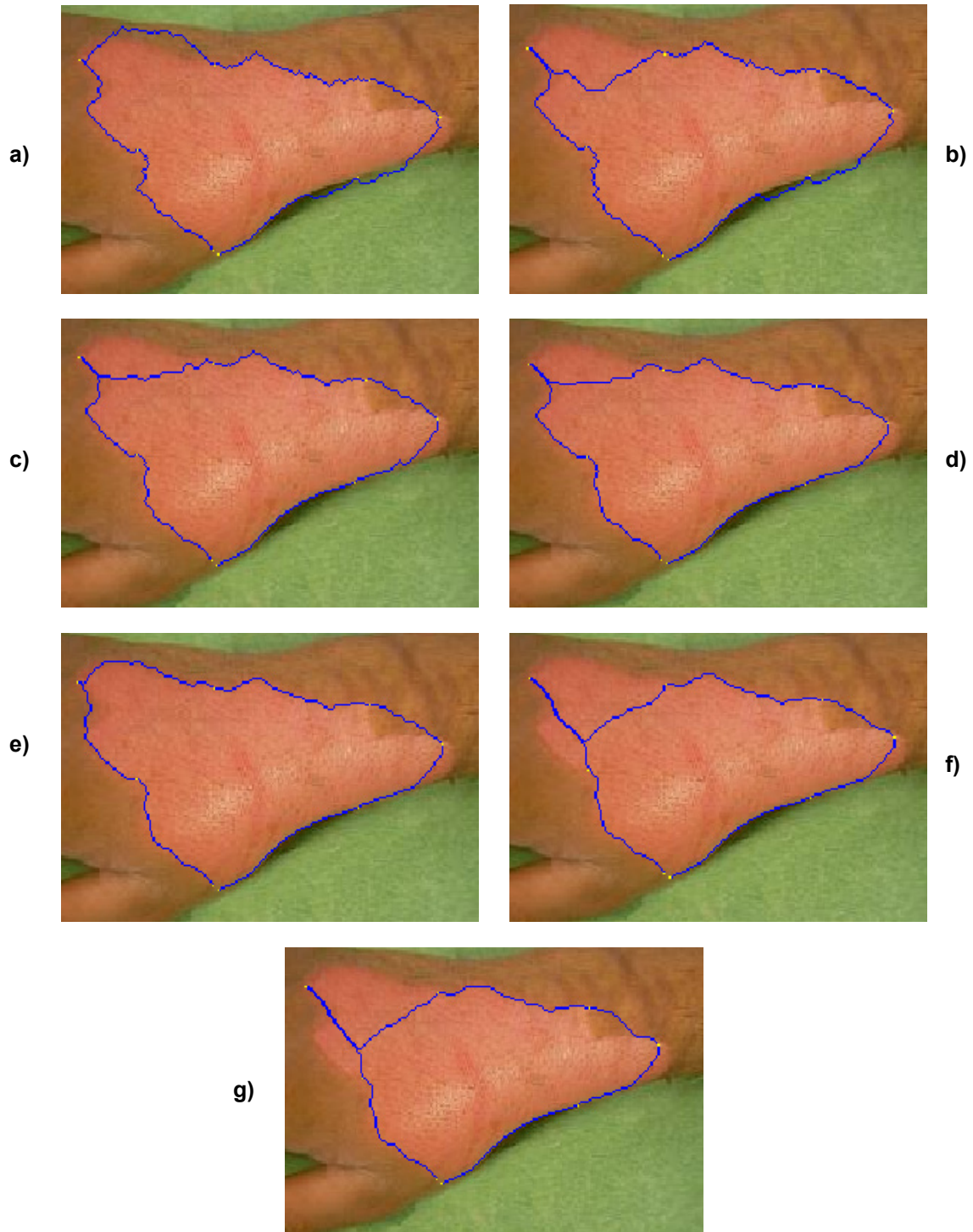


Figura 5.2. a) $w_z = 0.2$, $w_G = 0.1$, $w_D = 0.7$. b) $w_z = 0.2$, $w_G = 0.2$, $w_D = 0.6$.
 c) $w_z = 0.2$, $w_G = 0.3$, $w_D = 0.5$. d) $w_z = 0.2$, $w_G = 0.4$, $w_D = 0.4$. e) $w_z = 0.2$, $w_G = 0.5$, $w_D = 0.3$.
 f) $w_z = 0.2$, $w_G = 0.6$, $w_D = 0.2$. g) $w_z = 0.2$, $w_G = 0.7$, $w_D = 0.1$.

a)



b)



c)



d)



e)



f)



Figura 5.3. **a)** $w_Z = 0.3$, $w_G = 0.1$, $w_D = 0.6$. **b)** $w_Z = 0.3$, $w_G = 0.2$, $w_D = 0.5$.
c) $w_Z = 0.3$, $w_G = 0.3$, $w_D = 0.4$. **d)** $w_Z = 0.3$, $w_G = 0.4$, $w_D = 0.3$. **e)** $w_Z = 0.3$, $w_G = 0.5$, $w_D = 0.2$.
f) $w_Z = 0.3$, $w_G = 0.6$, $w_D = 0.1$.

a)



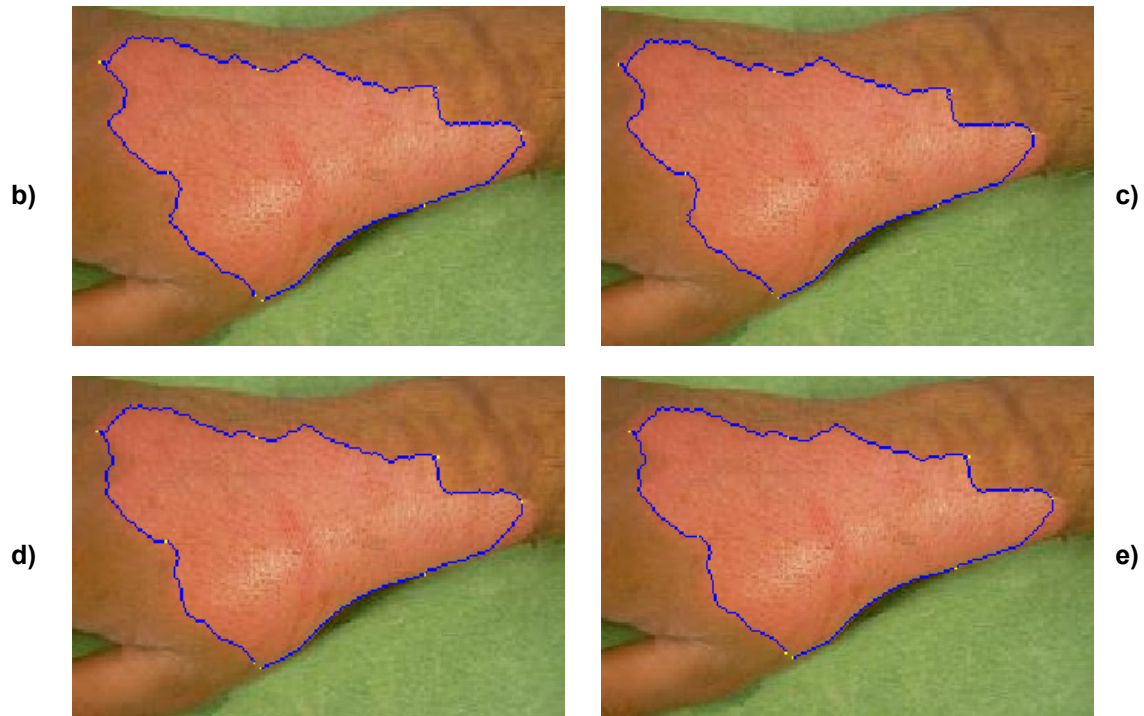


Figura 5.4. a) $w_Z = 0.4$, $w_G = 0.1$, $w_D = 0.5$. b) $w_Z = 0.4$, $w_G = 0.2$, $w_D = 0.4$.
c) $w_Z = 0.4$, $w_G = 0.3$, $w_D = 0.3$. d) $w_Z = 0.4$, $w_G = 0.4$, $w_D = 0.2$. e) $w_Z = 0.4$, $w_G = 0.5$, $w_D = 0.1$.

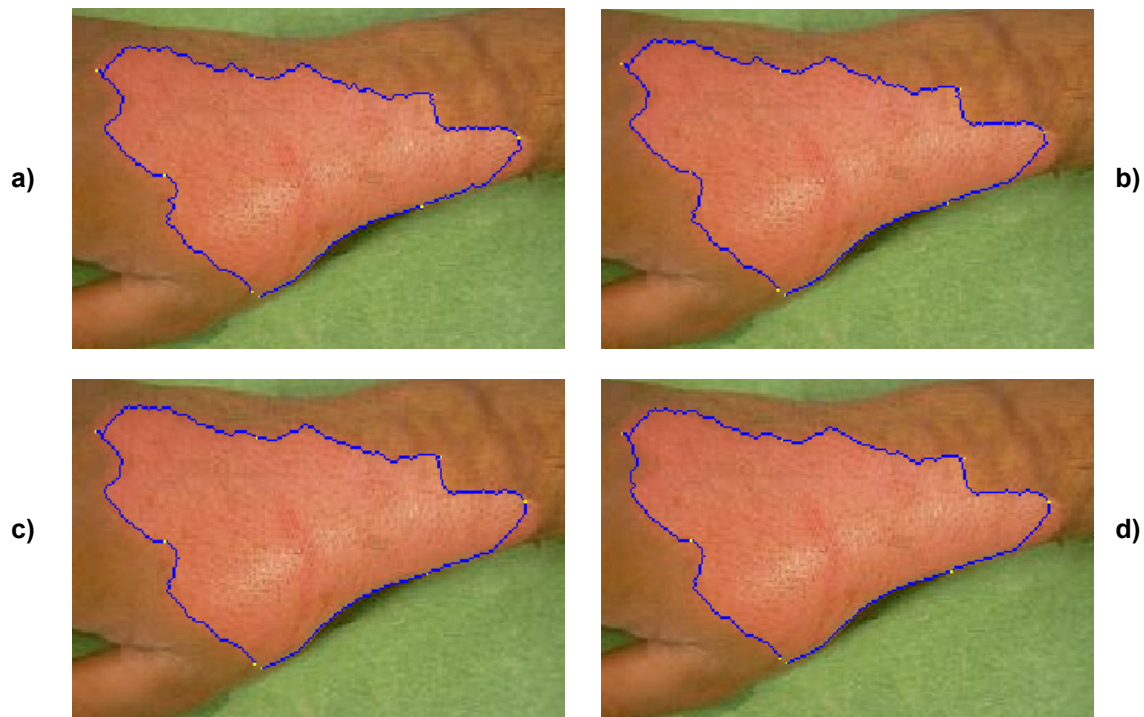


Figura 5.5. a) $w_Z = 0.5$, $w_G = 0.1$, $w_D = 0.4$. b) $w_Z = 0.5$, $w_G = 0.2$, $w_D = 0.3$.
c) $w_Z = 0.5$, $w_G = 0.3$, $w_D = 0.2$. d) $w_Z = 0.5$, $w_G = 0.4$, $w_D = 0.1$.

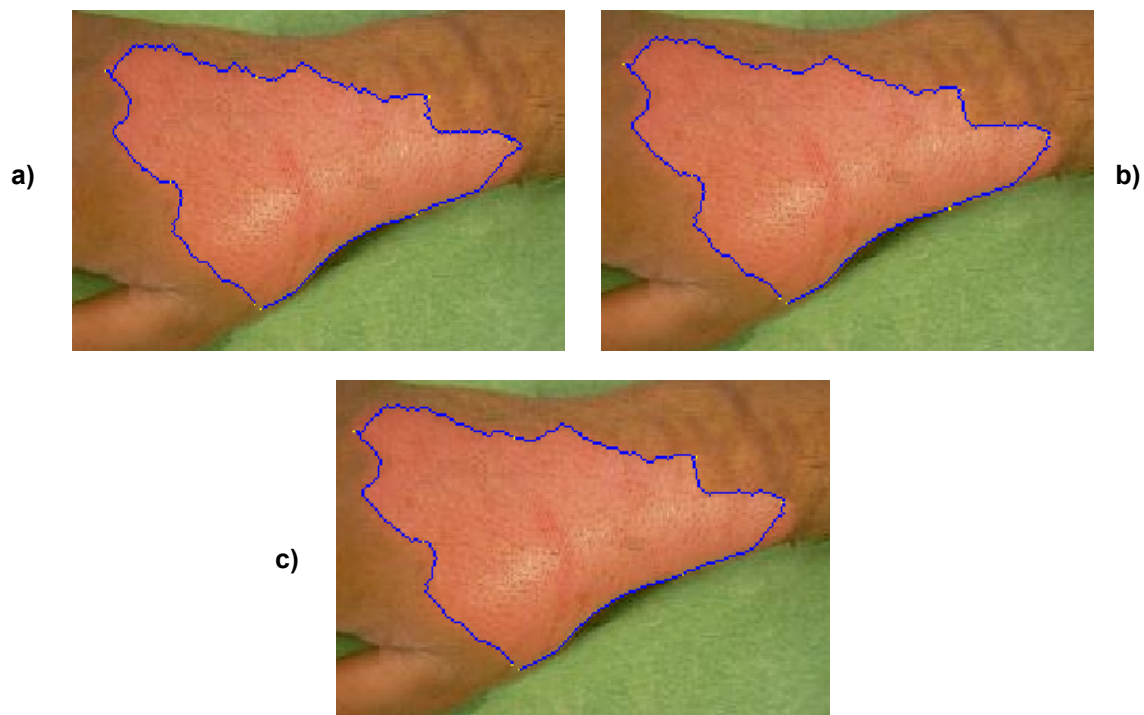


Figura 5.6. a) $w_Z = 0.6$, $w_G = 0.1$, $w_D = 0.3$. b) $w_Z = 0.6$, $w_G = 0.2$, $w_D = 0.2$.
c) $w_Z = 0.6$, $w_G = 0.3$, $w_D = 0.1$.



Figura 5.7. a) $w_Z = 0.7$, $w_G = 0.1$, $w_D = 0.2$. b) $w_Z = 0.7$, $w_G = 0.2$, $w_D = 0.1$.



Figura 5.8. $w_Z = 0.8$, $w_G = 0.1$, $w_D = 0.1$.

w_Z	w_G	w_D	calidad de la segmentación
0.1	0.1	0.8	incorrecta segmentación
	0.2	0.7	
	...	...	
0.2	0.8	0.1	mejora respecto a la anterior, pero sigue siendo incorrecta
	0.1	0.7	
	...	...	
0.3	0.7	0.1	aceptable (con 2 errores)
	0.1	0.6	
	0.2	0.5	
	0.3	0.4	aceptable (con 3 errores)
	0.4	0.3	
	0.5	0.2	
0.4	0.6	0.1	aceptable (con 1 error)
	0.1	0.5	
	0.2	0.4	
	0.3	0.3	
	0.4	0.2	
0.5	0.5	0.1	aceptable (con 2 errores)
	0.1	0.4	
	0.2	0.3	
	0.3	0.2	
0.6	0.4	0.1	buena (con 2 errores)
	0.1	0.3	
	0.2	0.2	
0.7	0.3	0.1	buena
	0.1	0.2	
0.8	0.2	0.1	perfecta
	0.1	0.1	

Tabla 5.1. Calidad de la segmentación para los diferentes pesos de las funciones de coste.

Tal como se ha podido observar en las figuras mostradas y en la tabla anterior, que recopila el análisis experimental realizado, la configuración óptima se obtiene con los valores:

$$w_Z = 0.7 \quad w_G = 0.2 \quad w_D = 0.1$$



Se advierte que la función detección de contornos es la de mayor peso, mientras que las otras son menos importantes respecto a ésta. De hecho, se ha llegado a comprobar experimentalmente que haciendo cero el peso de la función magnitud y/o dirección del gradiente el resultado obtenido sigue siendo tan perfecto como la combinación de valores seleccionada.

5.2. JUSTIFICACIÓN DE LA FORMACIÓN DEL MAPA DE COSTE

En este apartado se pretende justificar algunos aspectos que se han tomado a la hora de realizar el mapa de coste local. Más concretamente se explicará, con imágenes que lo prueben, la elección del *método de Canny* como detector de contornos, y se analizará el porqué de escoger el mínimo valor de la magnitud del gradiente de cada plano RGB para formar la matriz magnitud del gradiente final.

5.2.1. JUSTIFICACIÓN VISUAL DEL MÉTODO DE DETECCIÓN DE CONTORNO ESCOGIDO

En el Capítulo 2 se comentaron las características principales a favor del **método de Canny**, y en el Capítulo 3 se explica paso a paso en qué consiste éste. El objetivo aquí será justificar con ejemplos cómo este método ofrece una mayor calidad de segmentación respecto al resto de los ya estudiados. Para ello se muestran las siguientes figuras en las que se han tomado las mismas condiciones (imagen, margen y puntos) de los ejemplos del apartado anterior.

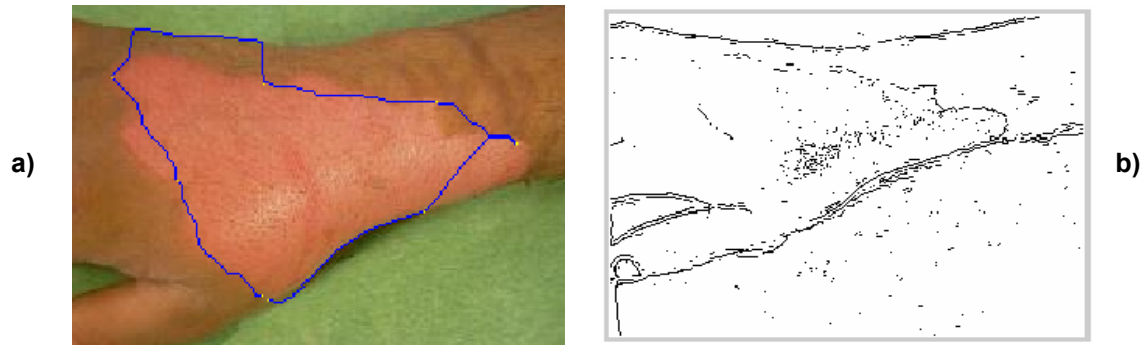


Figura 5.9. Método de Sobel: a) Objeto segmentado. b) Matriz detección de contorno de la imagen.

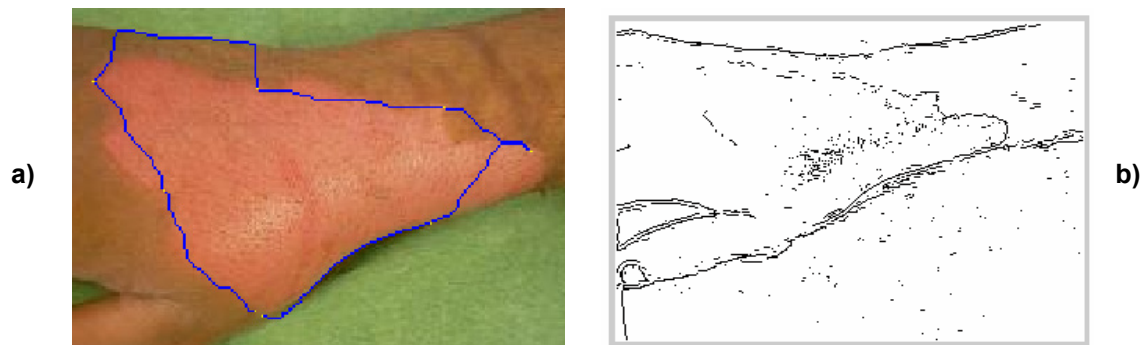


Figura 5.10. Método de Prewitt: a) Objeto segmentado. b) Matriz detección de contorno de la imagen.

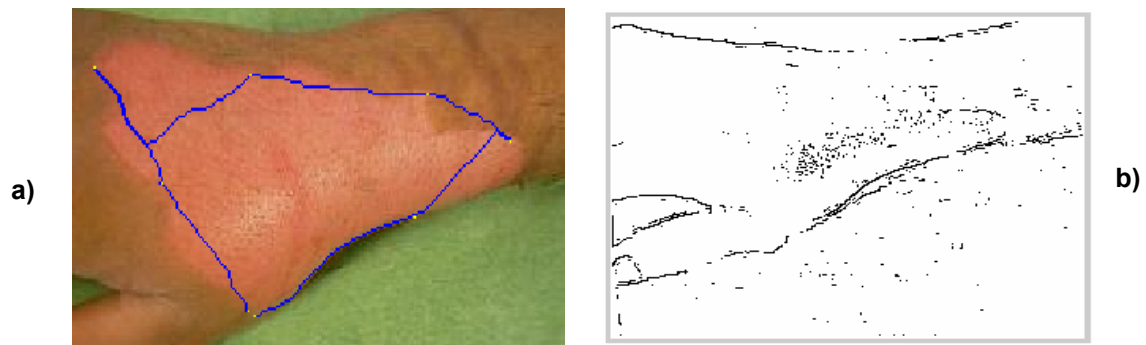


Figura 5.11. Método de Roberts: a) Objeto segmentado. b) Matriz detección de contorno de la imagen.

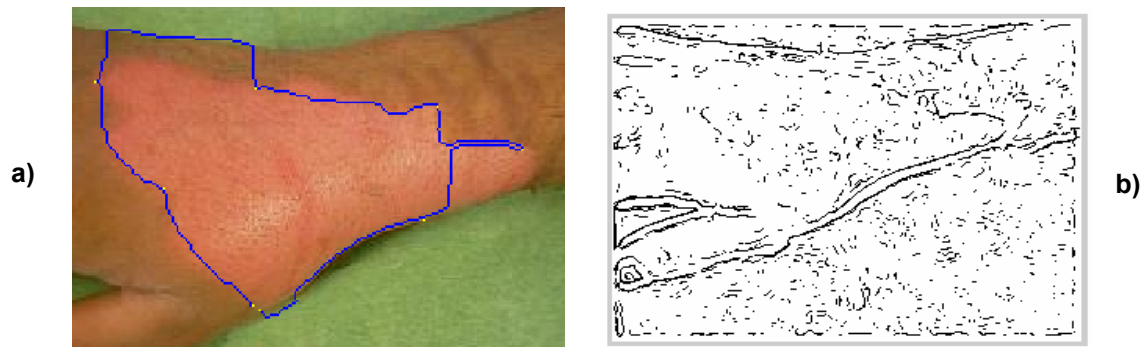


Figura 5.12. Método LoG: a) Objeto segmentado. b) Matriz detección de contorno de la imagen.

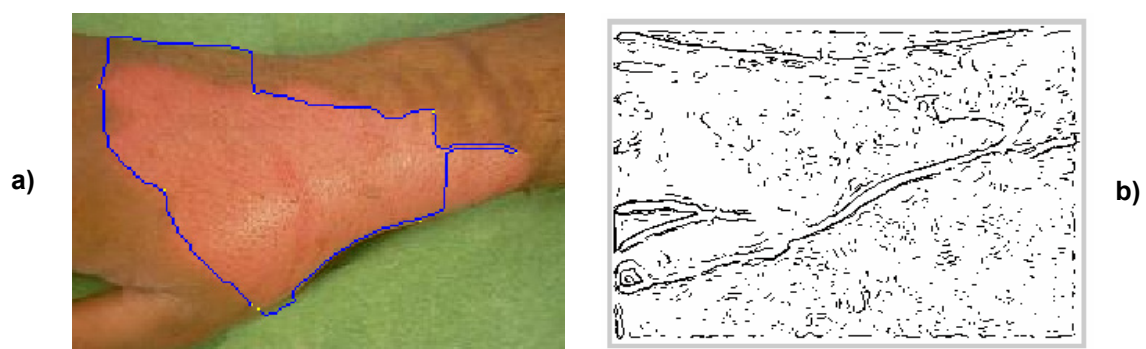


Figura 5.13. Método Zerocrossing: a) Objeto segmentado. b) Matriz detección de contorno de la imagen.



Figura 5.14. Método de Canny: a) Objeto segmentado. b) Matriz detección de contorno de la imagen.

El **método de Canny**, a diferencia de los otros métodos estudiados, detecta cualquier cambio que pueda suponer un contorno. Esto es beneficioso ya que detecta el objeto que queremos segmentar (la quemadura del dorso de la mano), pero puede tener el inconveniente de interpretar como contornos algunos píxeles que realmente no lo son. De todas formas, se aprecia perfectamente en la **Figura 5.14.a** como el resultado final del proceso de la segmentación del objeto es el deseado.

método	tiempo segmentación (seg)	calidad de la segmentación
Sobel	125.75	mala (demasiados errores)
Prewitt	128.65	mala (demasiados errores)
Roberts	124.50	incorrecta
LoG	126.40	muy mala
Zerocrossing	135.30	muy mala
Canny	139.20	perfecta

Tabla 5.2. Calidad y tiempo de segmentación para los diferentes métodos de detección de contornos.

Queda demostrado visualmente, tal como se observa en las figuras y se recoge en la tabla anterior, que el **método de Canny** es el que ofrece una mejor calidad de segmentación aunque sea el que más tiempo emplea en el proceso.

5.2.2. ANÁLISIS DEL COLOR EN EL MAPA DE COSTE LOCAL

Una imagen a color está compuesta por los tres planos RGB, donde cada uno contiene el valor de intensidad en ese plano de color para el píxel en cuestión. Se resolvió en capítulos anteriores la forma de obtener de cada plano de color la información necesaria para saber si existe contorno en la imagen o no:

- En la **detección de contorno** se dedujo que una **OR** lógica entre los tres planos sintetiza perfectamente la información de existencia de contorno en una única matriz de detección de contorno f_Z .
- Para la **dirección del gradiente** se explicó que ésta **no cambia** en los diferentes planos de color, por lo que no se computó para cada plano sino para la imagen en general, resultando la matriz f_D .
- No parece tan claro el caso de la **magnitud del gradiente**, en el que se explicó que lo lógico sería obtener el mínimo de cada plano. En primera instancia, parece más intuitivo obtener la media de los valores obtenidos en cada plano, o como proponen *Barrett y Mortensen* [8], computar el máximo entre los tres planos. Para salir de dudas y justificar la decisión escogida se analizaron cada uno de los casos obteniendo los resultados que se muestran en las siguientes figuras

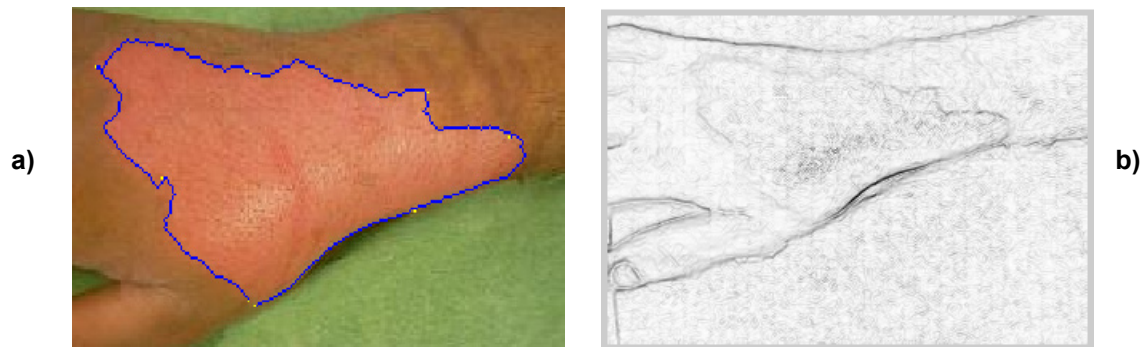


Figura 5.15. Mínimo (R,G,B). a) Objeto segmentado. b) Matriz magnitud del gradiente de la imagen.

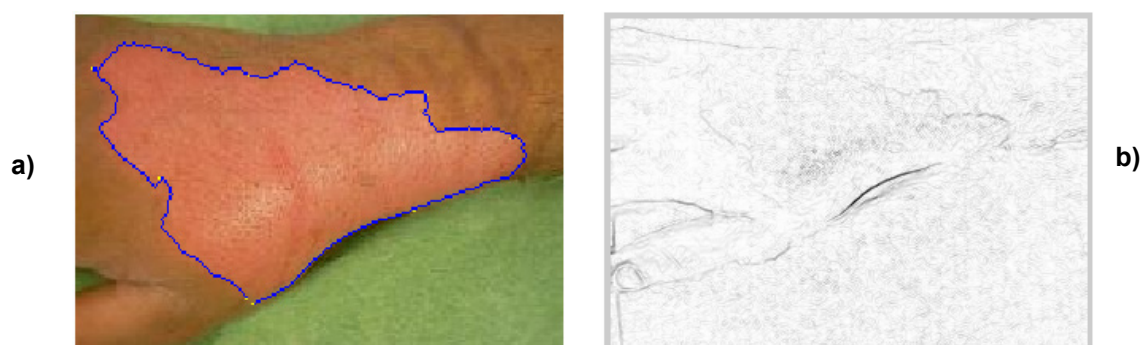


Figura 5.16. Máximo (R,G,B). a) Objeto segmentado. b) Matriz magnitud del gradiente de la imagen.

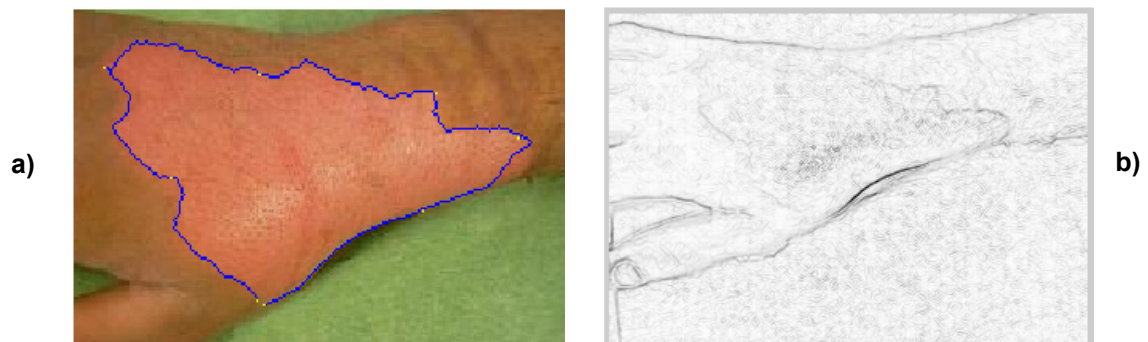


Figura 5.17. Media (R,G,B). a) Objeto segmentado. b) Matriz magnitud del gradiente de la imagen.

Aunque la calidad del objeto segmentado es similar en las tres situaciones (exceptuando el caso de realizar la media, donde aparece un error), observando detenidamente las matrices de magnitud del gradiente (figuras a la derecha) se advierte que el cómputo del valor mínimo de los tres planos (**Figura 5.15**) ofrece unos contornos más marcados, lo que hace pensar que funcionará mejor y, por tanto, será la principal razón para que sea la operación elegida para la formación de la matriz f_G .