

Clasificación automática de imágenes biomédicas

Retinopatía diabética

Autora

M^a del Mar Alguacil Camarero

Director

Joaquín Fernández Valdivia





Índice

Introducción

Conceptos y herramientas matemáticas

 Expansión del histograma

Contrast-limited adaptive histogram equalization (CLAHE)

 Operaciones morfológicas

 Transformada de Hough circular

 Umbralización

Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)

 Clasificadores

Algoritmo de detección de la retinopatía diabética

 Detección y segmentación

 Extracción de características

 Clasificación

Análisis de resultados

Conclusiones

Vías futuras

Introducción

Motivación



- ▶ La retinopatía diabética es la causa más frecuente de ceguera entre los 20 y los 65 años.

Introducción

Motivación



- ▶ La retinopatía diabética es la causa más frecuente de ceguera entre los 20 y los 65 años.

- ▶ Gran avance en el campo de la bioinformática.

Introducción

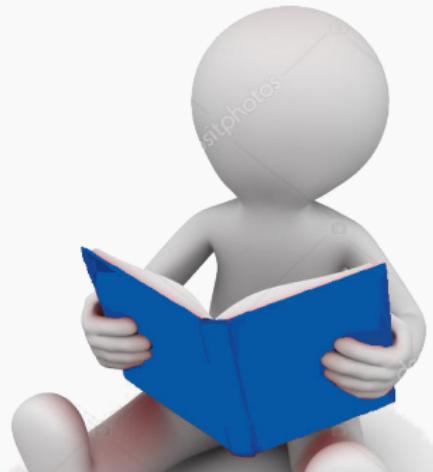
Motivación



- ▶ La retinopatía diabética es la causa más frecuente de ceguera entre los 20 y los 65 años.
- ▶ Gran avance en el campo de la bioinformática.
- ▶ Métodos automatizados:
 - Diagnósticos eficientes y objetivos.
 - Ahorran tiempo y dinero.



Pero... ¿qué es la retinopatía diabética?



Definición

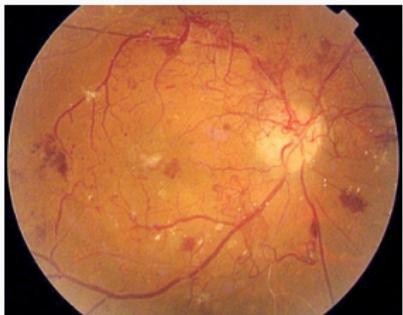
La **retinopatía diabética** es una complicación ocular de la diabetes que está causada por un daño producido en la circulación de la sangre por los vasos de pequeño calibre.



(a) Microaneurismas.



(b) Exudados duros.



(c) Neovasos.

Figura: Algunas lesiones típicas producidas por esta enfermedad.

Introducción

Retinopatía diabética



Detector automático de la retinopatía diabética propuesto:

- 1) Segmentación de imágenes, que incluye el aislamiento de vasos sanguíneos, exudados duros y microaneurismas, mediante el uso de técnicas de procesamiento de imágenes.
- 2) Extracción de características.
- 3) Clasificación de las imágenes de la retina en sanas/normales o enfermas/anormales.



CONCEPTOS Y HERRAMIENTAS MATEMÁTICAS

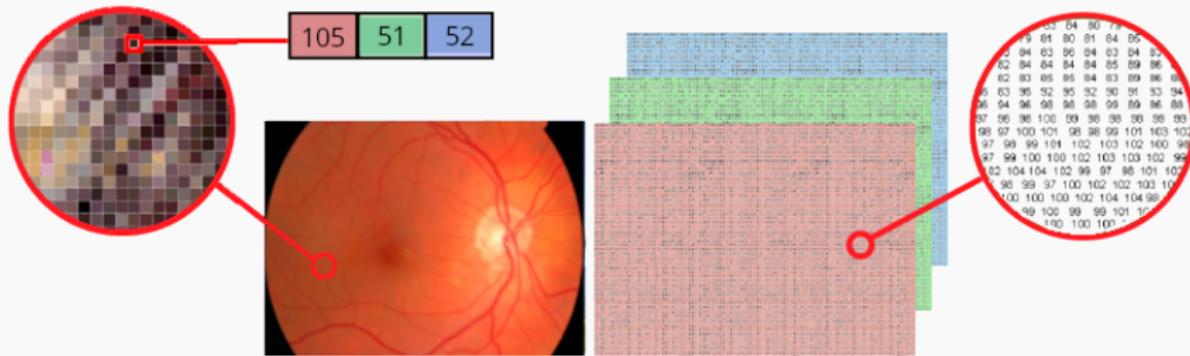
Conceptos y herramientas matemáticas

Imagen digital



Definición

Podemos definir una **imagen digital** como una matriz de números donde cada celda corresponde a un píxel.

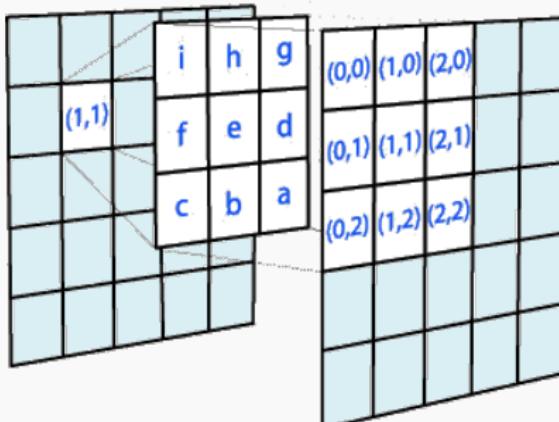




Definición

La **convolución** de un filtro $w(x, y)$ de tamaño $m \times n$ con una imagen $f(x, y)$ se define como:

$$(w * f)(x, y) = \sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b w(s, t)f(x - s, y - t)$$





De RGB a escala de grises

- Normalización que se utiliza comúnmente:

$$(R + G + B) \frac{255}{\max_{i \in I}(r_i + g_i + b_i)}$$

- Transformación realizada por la función `rgb2gray` de MATLAB:

$$0,2989R + 0,5870G + 0,1140B$$

donde $R = (r_i)$, $G = (g_i)$, $B = (b_i)$ corresponden a las matrices relacionadas con el canal rojo, verde y azul, respectivamente.



Expansión del histograma

El rango de intensidades se expande de acuerdo a la siguiente expresión:

$$s = (r - c) \frac{a - b}{c - d} + a$$

donde:

- r y s son los niveles de intensidad de entrada y salida.
- a y b denotan los límites superior e inferior del nuevo.
- c y d denotan los valores de intensidad máximo y mínimo de la imagen original.

Conceptos y herramientas matemáticas

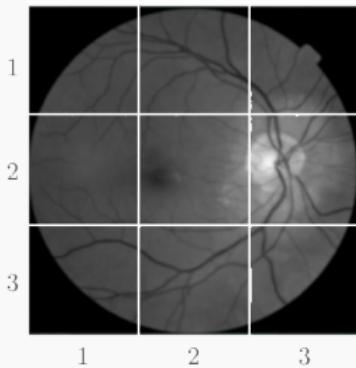
Contrast-limited adaptive histogram equalization (CLAHE)



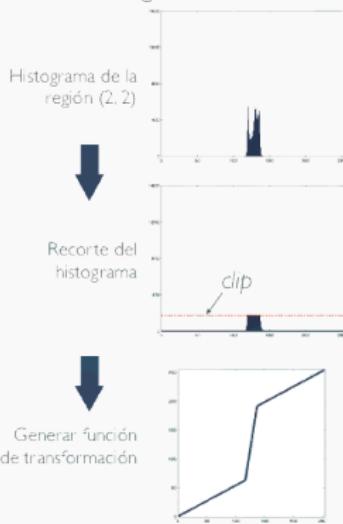
11

CLAHE

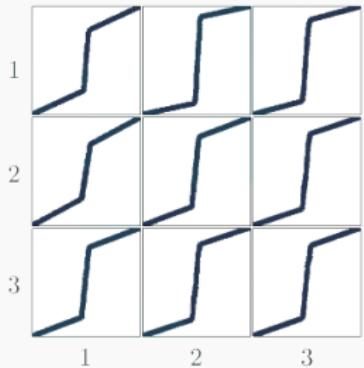
I.a. Dividir la imagen original en $n_x \times n_y$ regiones contextuales



I.b. Calcular la función de transformación de cada región contextual



I.c. Salvar funciones de transformación de cada región contextual

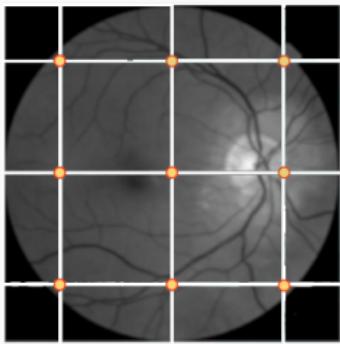


Conceptos y herramientas matemáticas

Contrast-limited adaptive histogram equalization (CLAHE)



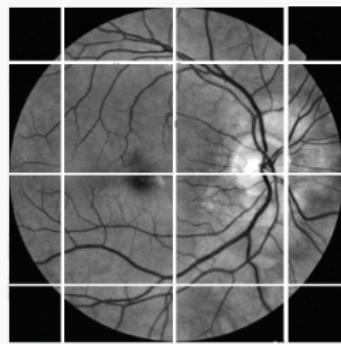
2.a. Cortar subimágenes de la imagen original a partir de los puntos de referencia ●



2.b. Identificar si la subimagen pertenece a RE, RB o RI para determinar qué funciones de transformación le corresponden

1	(1,1) (1,1) (1,2) (1,2) (1,3) (1,3)
2	(1,1) (1,1) (1,2) (1,2) (1,3) (1,3)
2	(2,1) (2,1) (2,2) (2,2) (2,3) (2,3)
2	(2,1) (2,1) (2,2) (2,2) (2,3) (2,3)
3	(3,1) (3,1) (3,2) (3,2) (3,3) (3,3)
3	(3,1) (3,1) (3,2) (3,2) (3,3) (3,3)

2.c. Realizar la interpolación de cada píxel de cada subimagen





Operaciones morfológicas

Morfología matemáticas

Conjunto de herramientas empleadas para extraer componentes de imágenes que son útiles en la representación y descripción de la forma de los objetos.



Morfología matemáticas

Conjunto de herramientas empleadas para extraer componentes de imágenes que son útiles en la representación y descripción de la forma de los objetos.

Espacios de representación

- **Imágenes binarias:** las componentes son elementos del espacio de enteros bidimensional \mathbb{Z}^2 , donde cada elemento es un punto de coordenadas (x, y) de un píxel blanco (o negro, según el convenio) en la imagen.
- **Imágenes en escala de grises:** se puede representar como conjuntos cuyas componentes están en \mathbb{Z}^3 , donde dos componentes de cada elemento se refieren a las coordenadas de un píxel y la tercera corresponde al valor discreto de la intensidad.



Definición

La **reflexión** de un conjunto B se define como

$$\hat{B} = \{w | w = -b, b \in B\}$$

Definición

La **traslación** de un conjunto B por el punto $z = (z_1, z_2)$ se define como

$$(B)_z = \{c | c = b + z, b \in B\}$$

Conceptos y herramientas matemáticas

Operaciones morfológicas



14

Definición

La **reflexión** del un conjunto B se define como

$$\hat{B} = \{w | w = -b, b \in B\}$$

Definición

La **traslación** de un conjunto B por el punto $z = (z_1, z_2)$ se define como

$$(B)_z = \{c | c = b + z, b \in B\}$$

Definición

Los **elementos estructurales** son pequeños conjuntos o subimágenes cuya distribución sirve de máscara para la aplicación de la especificación matemática del operador morfológico.

Conceptos y herramientas matemáticas

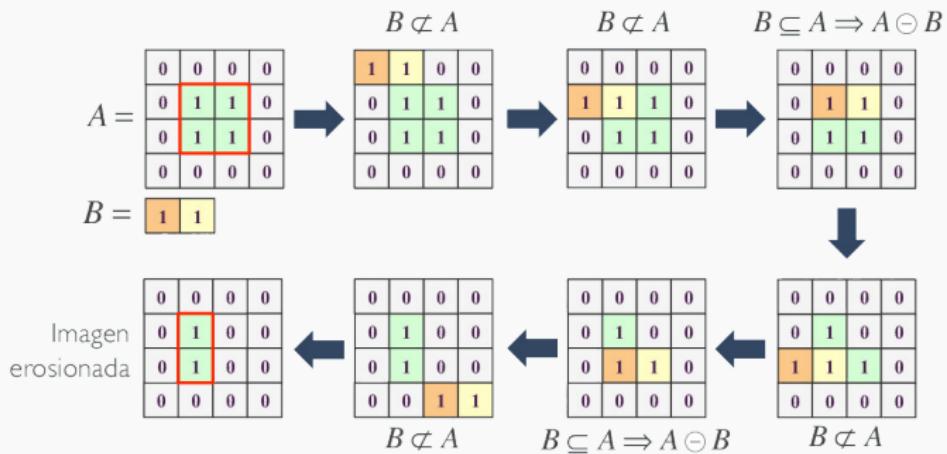
Operaciones morfológicas: Erosión binaria



Definición

La **erosión** de una conjunto A con un elemento estructurante B se define como

$$A \ominus B = \{z \mid (B)_z \subseteq A\} = \{z \mid (B)_z \cap A^c = \emptyset\}$$



Conceptos y herramientas matemáticas

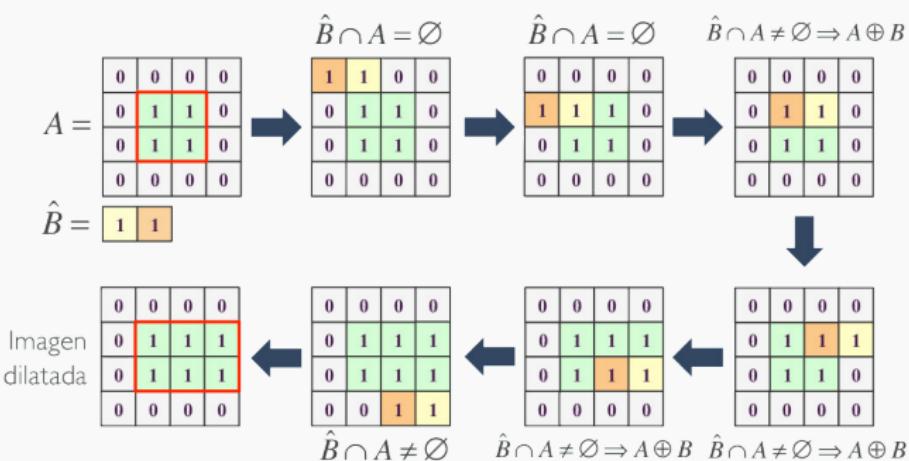
Operaciones morfológicas: Dilatación binaria



Definición

La **dilatación** de una conjunto A con un elemento estructurante B se define como

$$A \oplus B = \{z \mid (\hat{B})_z \cap A \neq \emptyset\} = \{z \mid [(\hat{B})_z \cap A] \subseteq A\}$$



Conceptos y herramientas matemáticas

Operaciones morfológicas: Erosión y dilatación binaria.



Teorema de dualidad

La erosión y la dilatación son duales una de la otra con respecto al conjunto complementario y la reflexión. Esto es,

$$(A \ominus B)^c = A^c \oplus \hat{B}$$

$$(A \oplus B)^c = A^c \ominus \hat{B}$$

Conceptos y herramientas matemáticas

Operaciones morfológicas: Erosión en escala de intensidades



Definición

La **erosión** de una imagen $f(x, y)$ en escala de grises con un elemento estructurante $b(x, y)$ se define como

$$[f \ominus b](x, y) = \min_{(s,t) \in b} f(x + s, y + t)$$

$$b = \begin{array}{|c|c|c|}\hline 0 & 1 & 0 \\ \hline 1 & 1 & 1 \\ \hline 0 & 1 & 0 \\ \hline \end{array}$$
$$f = \begin{array}{|c|c|c|c|c|}\hline 5 & 7 & 1 & 1 & 2 \\ \hline 3 & 7 & 2 & 1 & 7 \\ \hline 6 & 4 & 3 & 1 & 3 \\ \hline 4 & 4 & 1 & 1 & 1 \\ \hline 2 & 4 & 6 & 3 & 7 \\ \hline \end{array}$$

$$\begin{array}{|c|c|c|c|c|}\hline 5 & 7 & 1 & 1 & 2 \\ \hline 3 & 2 & 2 & 1 & 7 \\ \hline 6 & 4 & 3 & 1 & 3 \\ \hline 4 & 4 & 1 & 1 & 1 \\ \hline 2 & 4 & 6 & 3 & 7 \\ \hline \end{array}$$


Imagen erosionada

$$\begin{array}{|c|c|c|c|c|}\hline 3 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ \hline 3 & 2 & 1 & 1 & 1 \\ \hline 3 & 3 & 1 & 1 & 1 \\ \hline 2 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ \hline 2 & 2 & 1 & 1 & 1 \\ \hline \end{array}$$

Conceptos y herramientas matemáticas

Operaciones morfológicas: Dilatación en escala de intensidades



Definición

La **dilatación** de una imagen $f(x, y)$ en escala de grises con un elemento estructurante $b(x, y)$ se define como

$$[f \oplus b](x, y) = \max_{(s,t) \in b} f(x - s, y - t)$$

$$\hat{b} = \begin{matrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{matrix}$$

$$f = \begin{matrix} 7 & 4 & 0 & 0 & 5 \\ 3 & 2 & 2 & 2 & 3 \\ 0 & 4 & 2 & 6 & 4 \\ 2 & 5 & 3 & 0 & 1 \\ 3 & 1 & 4 & 7 & 3 \end{matrix}$$



$$\begin{matrix} 7 & 4 & 0 & 0 & 5 \\ 3 & 4 & 2 & 2 & 3 \\ 0 & 4 & 2 & 6 & 4 \\ 2 & 5 & 3 & 0 & 1 \\ 3 & 1 & 4 & 7 & 3 \end{matrix}$$



Imagen dilatada

$$\begin{matrix} 7 & 7 & 4 & 5 & 5 \\ 7 & 4 & 2 & 6 & 5 \\ 4 & 5 & 6 & 6 & 6 \\ 5 & 5 & 5 & 7 & 4 \\ 3 & 5 & 7 & 7 & 7 \end{matrix}$$



Propiedad de dualidad

La erosión y la dilatación son duales con respecto de la función de complemento y reflexión. Esto es,

$$(f \ominus b)^c = (f^c \oplus \hat{b})$$

$$(f \oplus b)^c = (f^c \ominus \hat{b})$$

donde $f^c = -f(x, y)$ y $\hat{b} = b(-x, -y)$.

Conceptos y herramientas matemáticas

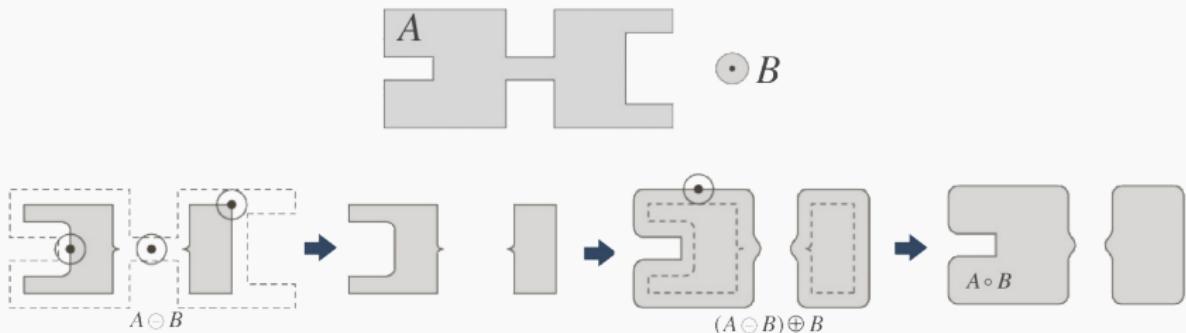
Operaciones morfológicas: Apertura binaria



Definición

La **apertura** de una conjunto A con un elemento estructurante B se define como

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B$$



Conceptos y herramientas matemáticas

Operaciones morfológicas: Cierre binario

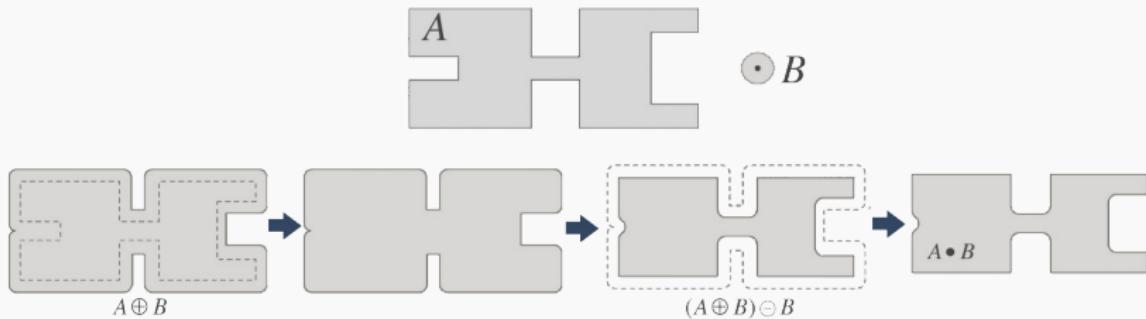


22

Definición

El **cierre** de una conjunto A con un elemento estructurante B se define como

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B$$





Propiedad de dualidad

Las operaciones de apertura y cierre son duales una de la otra con respecto al conjunto complemento y reflexión. Estos es,

$$(A \circ B)^c = (A^c \bullet \hat{B})$$

$$(A \bullet B)^c = (A^c \circ \hat{B})$$

Conceptos y herramientas matemáticas

Operaciones morfológicas: Apertura y cierre en escala de intensidades



Definición

La **apertura** de una imagen f en escala de grises por un elemento estructurante b se define como

$$[f \circ b](x, y) = (f \ominus b) \oplus b$$

Definición

El **cierre** de una imagen f en escala de grises por un elemento estructurante b se define como

$$[f \bullet b](x, y) = (f \oplus b) \ominus b$$

Propiedad de dualidad

$$(f \circ b)^c = f^c \bullet \hat{b}$$

$$(f \bullet b)^c = f^c \circ \hat{b}$$



APLICACIONES

- ★ Rellenado de huecos.
- ★ Extracción de componentes conectadas.
- ★ El gradiente morfológico para obtener la silueta de los objetos.
- ★ La transformación Top-Hat empleada en el realzado de detalles ante la presencia de sombras y, además, corrige los efectos de la iluminación no uniforme.



Transformada de Hough circular

Two stage

- 1. Cálculo de la matriz acumuladora:** Los píxeles del primer plano con un gradiente alto son elegidos para ser candidatos y se les permite emitir “votos” en esta matriz.
- 2. Estimación del centro:** Punto común de intersección de las normales de cada punto del círculo.
- 3. Estimación de los radios:** Se calcula la distancia de cada punto desde un centro candidato y se produce un histograma del radio.



Umbralización

Umbralización

Dado un umbral U , la imagen $f(x, y)$ es segmentada de la siguiente forma:

$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{si } f(x, y) > U \\ 0 & \text{si } f(x, y) \leq U \end{cases}$$

para $x = 0, 1, 2, \dots, M - 1$ e $y = 0, 1, 2, \dots, N - 1$. Obteniendo la imagen binaria $g(x, y)$.

En este trabajo se han utilizado dos métodos de umbralización que emplean técnicas estadísticas, el **método de Otsu** y el **método de entropía máxima**.



GLCM

Definición

Para un imagen bidimensional $f(x, y)$ con N niveles de gris, se define la **matriz de co-ocurrencia de niveles de gris** para cada d y ϕ como:

$$P(d, \phi) = \begin{pmatrix} p_{0,0} & p_{0,1} & \dots & p_{0,N-1} \\ p_{1,0} & p_{1,1} & \dots & p_{1,N-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{N-1,0} & p_{N-1,1} & \dots & p_{N-1,N-1} \end{pmatrix}$$

donde $p_{i,j}$ es el número relativo de veces que la pareja de niveles de gris (i, j) ocurre cuando los píxeles separados por la distancia d a lo largo del ángulo ϕ son comparados.

Conceptos y herramientas matemáticas

Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)



29

Las características de textura comúnmente extraídas de GLCM son las siguientes:

► **Contraste:**

$$\sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (i - j)^2 p_{ij}$$

► **Homogeneidad:**

$$\sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} \frac{p_{ij}}{1 + |i - j|}$$

► **Correlación:**

$$\sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)p_{ij}}{\sigma_i \sigma_j}$$

► **Energía:**

$$\sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} p_{ij}^2$$



Clasificadores

En este trabajo se han utilizado los siguientes clasificadores binarios:

- **Máquinas de Vectores de Soporte (SVM):** realiza la clasificación encontrando el hiperplano que maximiza el margen entre las dos clases. Los ejemplos que definen el hiperplano son los llamados vectores de soporte.
- **Árboles de decisión:** se basa en organizar una serie de preguntas y condiciones de prueba en una estructura de árbol.

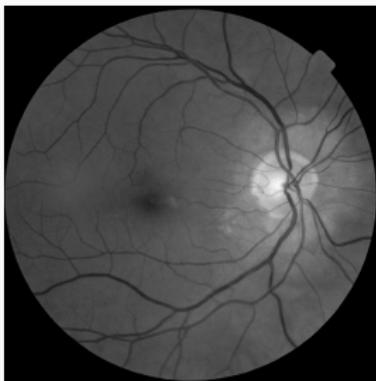
ALGORITMO SOLUCIÓN



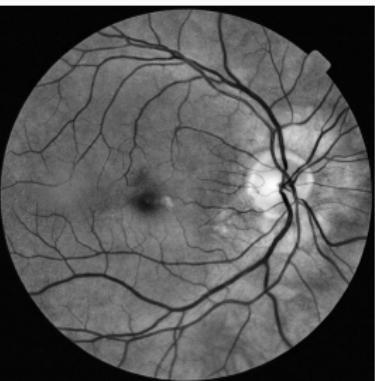
Detección y segmentación de vasos sanguíneos



(a) Imagen de la retina



(b) Canal verde.



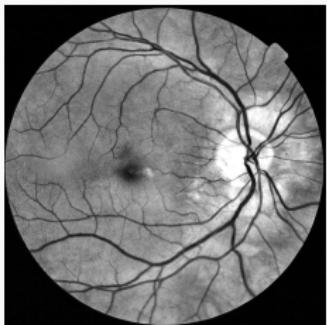
(c) Imagen ecualizada.

Algoritmo solución

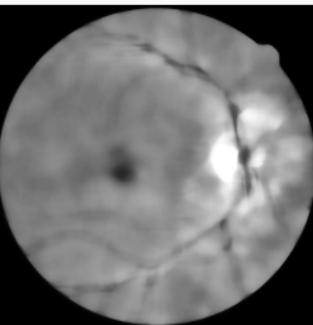
Detección y segmentación de vasos sanguíneos



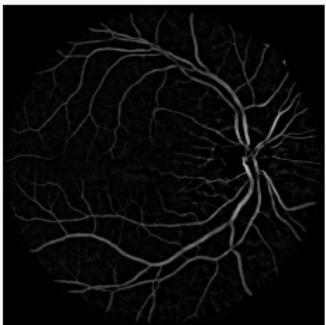
33



(d) Intensidad ajustada.



(e) Filtro de la mediana.



(f) Sustracción.



(g) Imagen umbralizada.



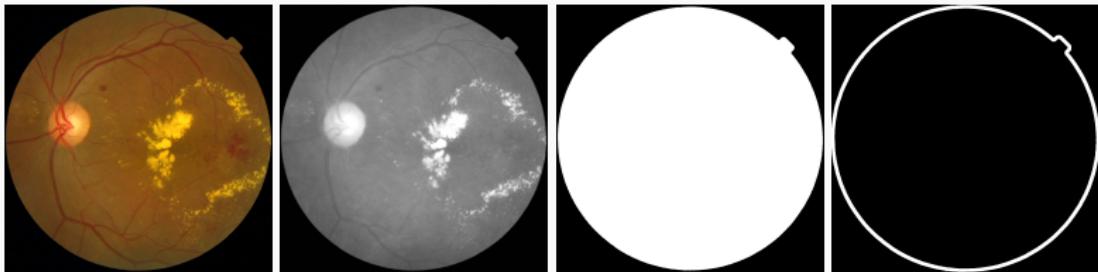
(h) Cierre de la imagen.



(i) Vasos sanguíneos.

Detección y segmentación de exudados duros

1. Detección del borde circular



(a) Imagen de la retina

(b) Canal rojo.

(c) Imagen umbralizada.
(d) Gradiente morfológico.

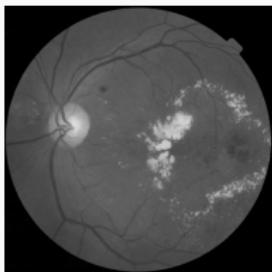
Figura:



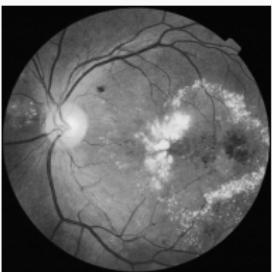
2. Detección del disco óptico



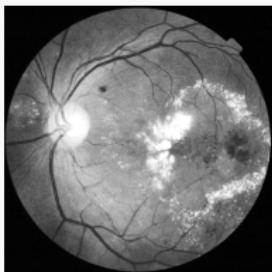
(a) Imagen de la reti-



(b) Imagen en escala
de grises.



(c) Imagen ecualiza-



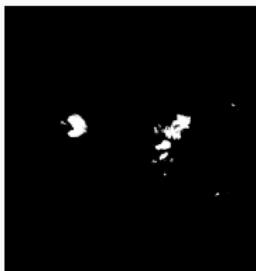
(d) Imagen con inten-
sidad ajustada.

Algoritmo solución

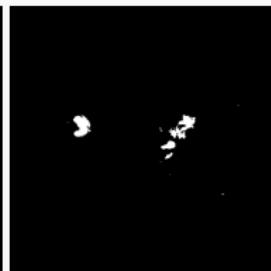
Detección y segmentación de exudados duros



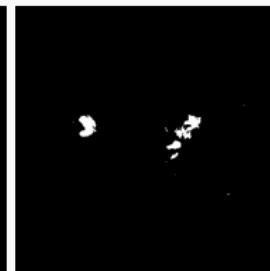
36



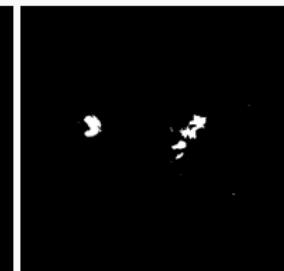
(e) Imagen umbralizada.



(f) Imagen erosionada.



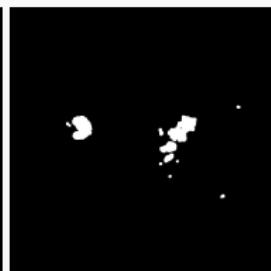
(g) Cierre de la imagen.



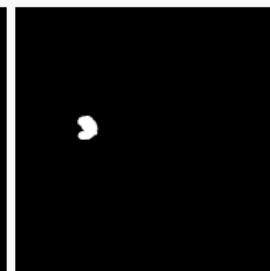
(h) Relleno de huecos.



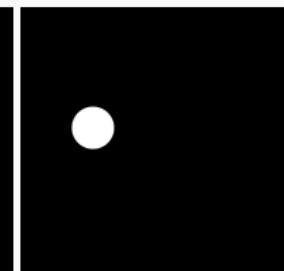
(i) Cierre de la imagen.



(j) Imagen dilatada.



(k) Parte del disco óptico.



(l) Disco óptico.

Algoritmo solución

Detección y segmentación de exudados duros

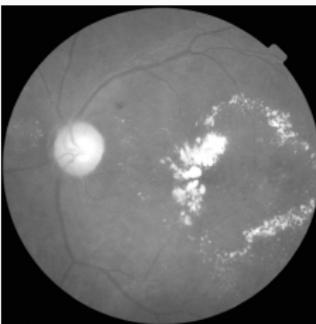


37

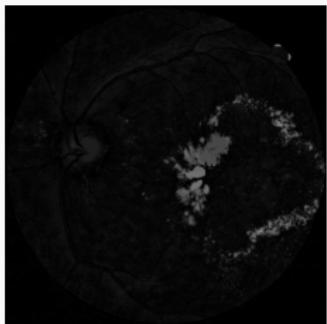
3. Detección de los exudados duros



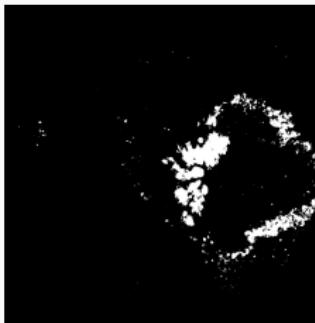
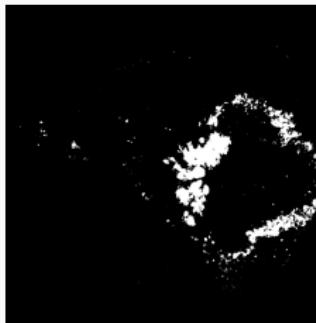
(a) Imagen de la retina



(b) Canal rojo.



(c) Transformada Top-Hat



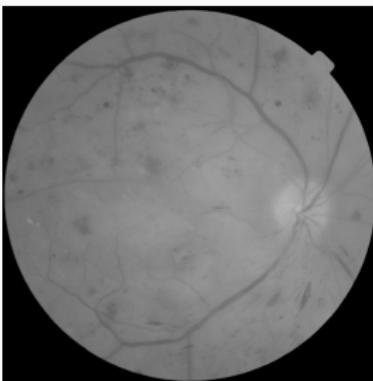
(e) Exudados duros.



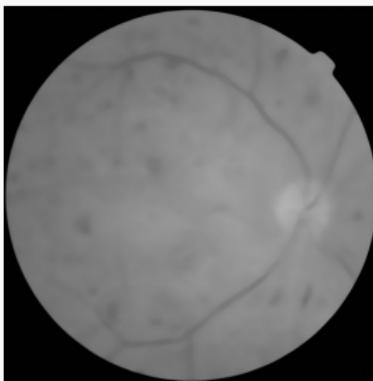
Detección y segmentación de microaneurismas



(a) Imagen de la retina.

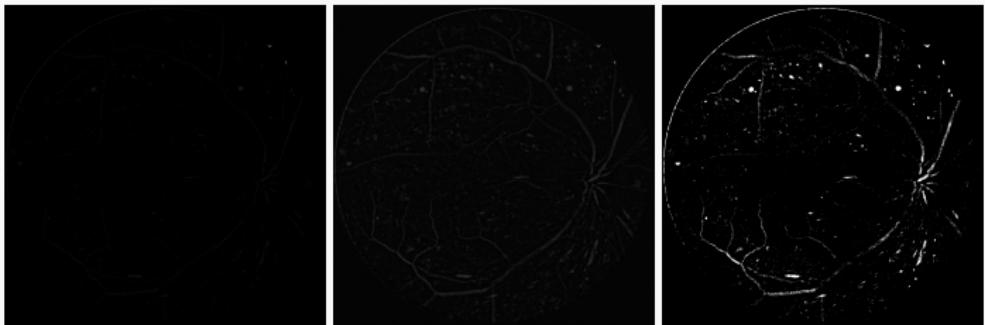


(b) Imagen en escala de grises. (c) Imagen generada por el filtro de la mediana.



Algoritmo solución

Detección y segmentación de microaneurismas



(d) Resta de imágenes. (e) Imagen ecualizada. (f) Imagen umbralizada.



(g) Elem. eliminados. (h) Microaneurismas.



Extracción de características

Los vectores usados en las clasificación almacena todas las características o sólo las tres primeras:

1. Área de vasos sanguíneos
2. Área de exudados duros
3. Área microaneurismas
4. Contraste
5. Homogeneidad
6. Correlación
7. Energía



Clasificación

Categorías:

- 0 → Retina sana.
 - 1 → Retina de un paciente con RD.

Clasificadores:

- SVM con *kernel* gaussiano, lineal y polinómico de grado 4.
 - Árboles de decisión

Análisis de resultados

Base de datos primera



Base de datos primera

	Sensibilidad	Especificidad	Exactitud
SVM lineal	45.66 %	97.68 %	72.19 %
SVM gaussiano	55.77 %	95.25 %	76.29 %
SVM polinómico	62.18 %	92 %	77.14 %
Árboles de decisión	76.65 %	79.66 %	78.38 %

Tabla: (B1) Porcentajes obtenidos con el vector de características de tamaño 3.

	Sensibilidad	Especificidad	Exactitud
SVM lineal	45.66 %	98.37 %	72.95
SVM gaussiano	50.89 %	96.12 %	74.29 %
SVM polinómico	71.84 %	89.79 %	80.95 %
Árboles de decisión	75.77 %	78.07 %	76.95 %

Tabla: (B1) Porcentajes obtenidos con el vector de características de tamaño 7.

Análisis de resultados

Base de datos segunda



43

Base de datos segunda

	Sensibilidad	Especificidad	Exactitud
SVM lineal	56.12 %	90.96 %	69.62 %
SVM gaussiano	45.60 %	99.68 %	69.05 %
SVM polinómico	49.70 %	100 %	71.62 %
Árboles de decisión	99.25 %	98.92 %	99.14 %

Tabla: (B2) Porcentajes obtenidos con el vector de características de tamaño 3.

	Sensibilidad	Especificidad	Exactitud
SVM lineal	73.38 %	79.52 %	75.24 %
SVM gaussiano	60.35 %	93.90 %	74.76 %
SVM polinómico	73.09 %	98.84 %	84.29 %
Árboles de decisión	98.51 %	98.92 %	98.67 %

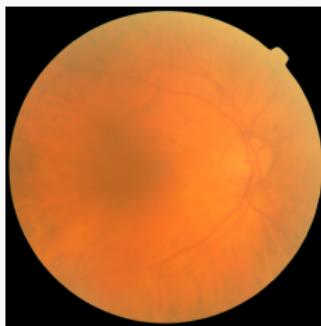
Tabla: (B2) Porcentajes obtenidos con el vector de características de tamaño 7.

Conclusiones



44

- ▶ Relación de costo entre la sensibilidad y la especificidad del detector: inversamente proporcionales.
- ▶ En un entorno clínico, la sensibilidad es más importante que la especificidad.
- ▶ Errores de clasificación influenciados por los producidos en los algoritmos de detección de las distintas lesiones de la RD consideradas.



(a) Imagen de la retina.



(b) Imagen con los supuestos vasos sanguíneos resaltados.

- ▶ Comparativa con otras soluciones.
- ▶ Supervisión de un experto en la materia.



FIN DE LA PRESENTACIÓN



46

Gracias por su atención

