

Proyecto - Cálculo de diámetro arterial

Ramon Orlando Ruiz Olais

26/02/2024

1 Introducción

Determinar el diámetro arterial a través de métodos computacionales requiere realizar múltiples pasos de procesamiento de imágenes para obtener un resultado preciso. También se requieren varias fotografías que nos permitan utilizar la mayor parte de ellas como un conjunto de entrenamiento, para determinar los parámetros más efectivos en la mejora de las imágenes.

Las fotografías deben ser convertidas a escala de grises, y deben ser convertidas a negativos, esto para aplicar un método de mejora de imágenes, en el presente trabajo se utilizó TopHat White para esto, que consiste en restar a la imagen en negativo su apertura (la apertura consiste en erosionar y después dilatar la imagen de entrada).

Una vez se hayan mejorado las imágenes se segmentan para que queden en blanco y negro únicamente, de este modo buscamos distinguir el objeto de interés del fondo (la arteria). Se realiza un cálculo de la mayor componente conexa en la imagen para eliminar el ruido de fondo y calculamos los píxeles que pasan por en medio de la arteria (a esto le llamamos esqueleto). Finalmente podemos utilizar el esqueleto y la imagen umbralizada para determinar cuál es el ancho arterial en distancia de píxeles, calculando cuál es la distancia del esqueleto a el fondo negro de la imagen.

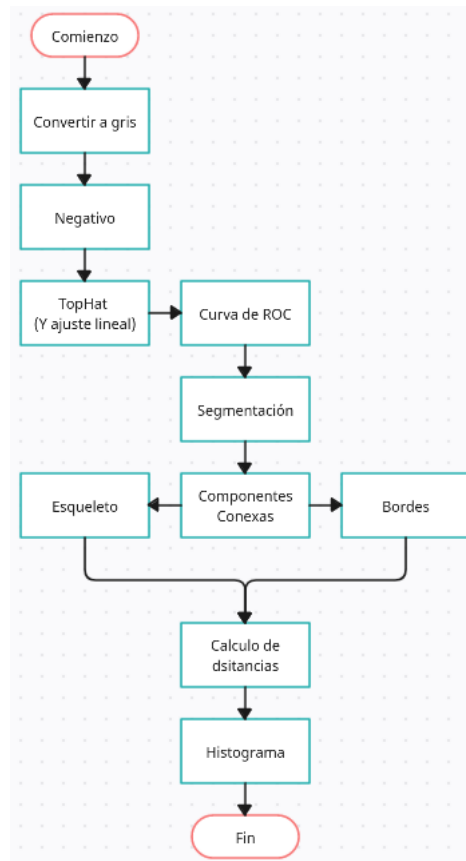


Figure 1: Diagrama de flujo general del proyecto.

2 Curva de ROC para escoger los mejores parámetros.

Para mejorar las imágenes con tophat antes de segmentarlas, podemos escoger distintos elementos estructurantes de distintos tamaños, entonces, para comenzar, es necesario determinar cuáles serán los mejores parámetros para mejorar las imágenes y así obtener mejores resultados en nuestra segmentación.

Para esto realicé un algoritmo iterativo que aplica Tophat a 100 imágenes de prueba con un elemento estructurante y un tamaño dado, luego las concatena y calcula los valores de sensibilidad y especificidad y repite para cada distinto elemento estructurante y tamaño, al final toma los valores guardados en archivos de texto e integra con método del trapecio, al final el algoritmo devuelve el elemento estructurante y tamaño correspondientes a la integral más grande.

```

El valor mayor de Az es: 0.918374
Parámetros: Disco | Tamaño 9 (19x19)
Tiempo transcurrido: 4627.67 segundos.
  
```

Figure 2: Resultados del algoritmo que calcula las curvas de ROC.

El algoritmo tarda un aproximado de 1 hora con 28 minutos en terminar de ejecutarse, y determinó que el mejor elemento estructurante para este conjunto de imágenes es el disco con un tamaño de 19x19.

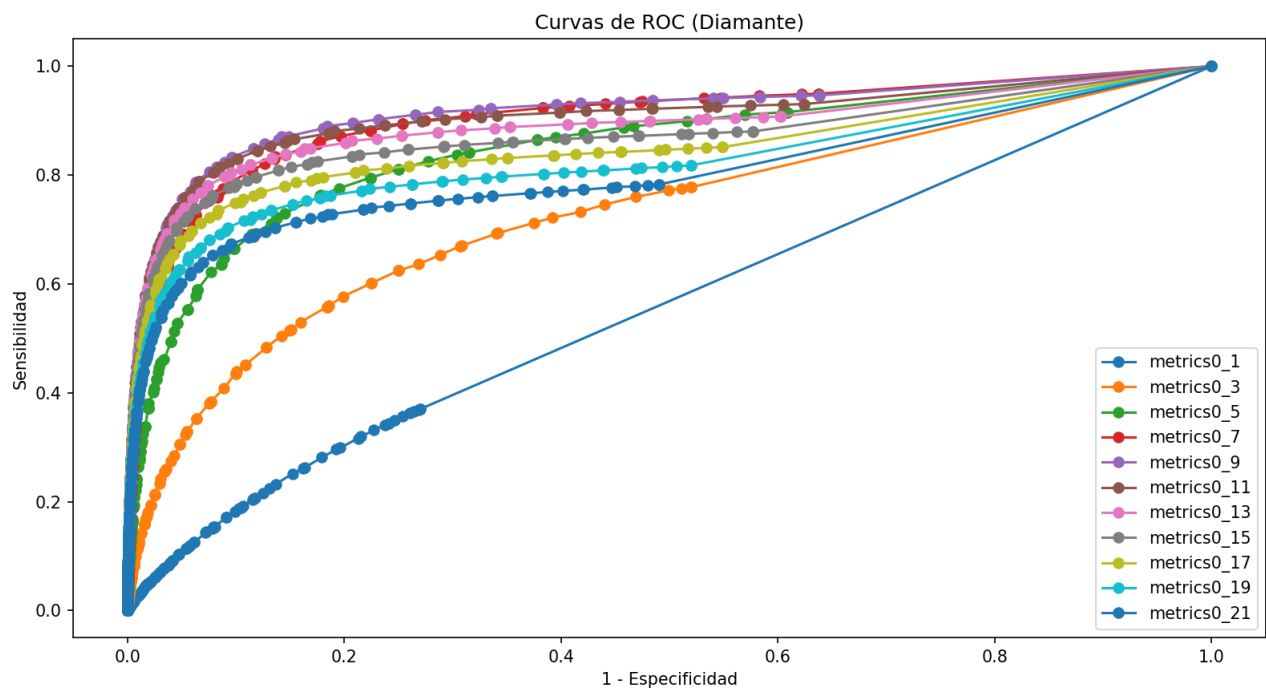


Figure 3: Curvas de ROC para los elementos con estructura de diamante.

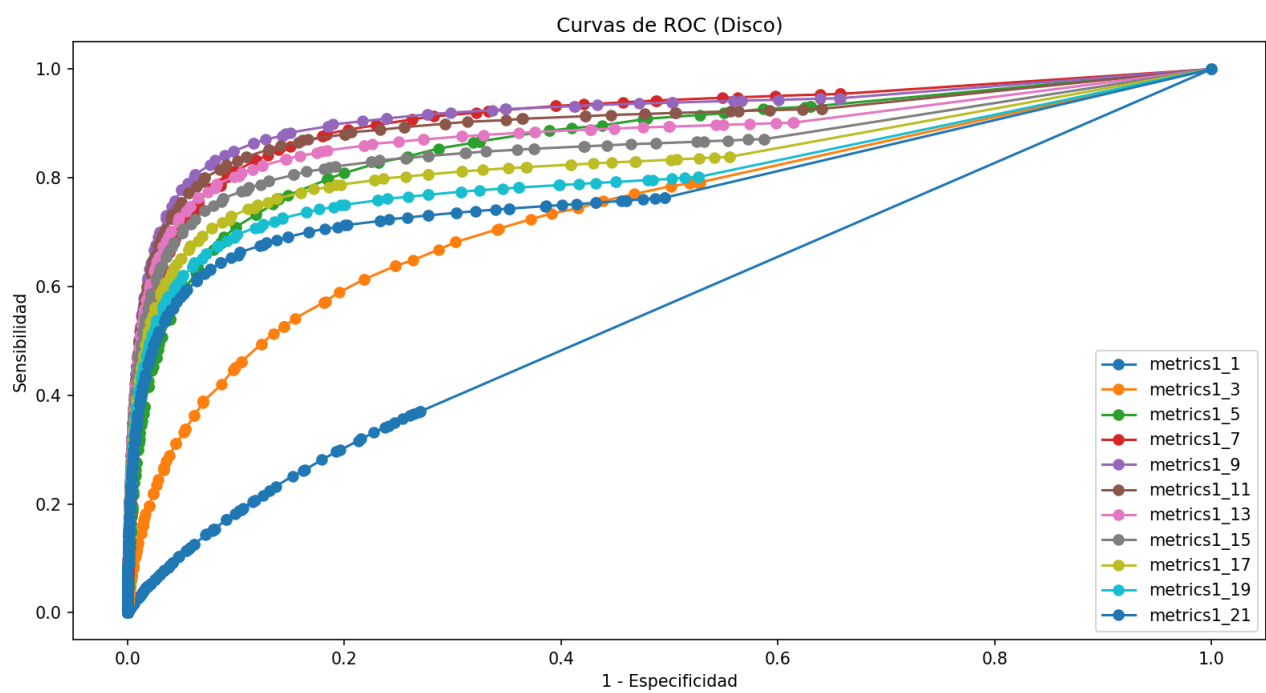


Figure 4: Curvas de ROC para los elementos con estructura de disco.

Algorithm 1 Curvas de ROC

```
1: for interruptor = 0 to 1 do
2:   for j = 1 to 21 step 2 do
3:      $n = 2 \times j + 1$ 
4:     Creamos los vectores para concatenar las imágenes
5:     for i = 1 to numImages do
6:       Se declaran los nombres de las imágenes a cargar
7:       Se cargan las imágenes
8:       Sacamos negativo de las imágenes
9:       Aplicamos TopHat
10:      Calculamos los valores máximos y mínimos de intensidad
11:      Realizamos un ajuste lineal
12:      Se agregan las imágenes a un vector
13:    end for
14:    Se concatenan las imágenes de los vectores
15:    Se calculan los valores de sensibilidad y especificidad para cada elemento.
16:    Se guardan los resultados.
17:  end for
18: end for
```

3 Resultados de TopHat con los mejores parámetros.

Una vez obtenidos los mejores parámetros tomamos alguna de las imágenes restantes de nuestro conjunto de datos. Tomando por ejemplo la número 102 y aplicando Top Hat con elemento estructurante con forma de disco de tamaño 19x19 obtenemos lo siguiente:



Figure 5: Imagen original

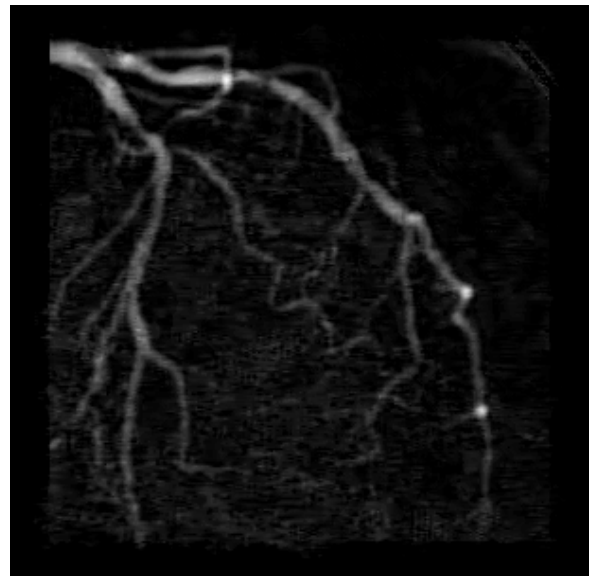


Figure 6: Imagen con Top Hat

4 Segmentación con Ridler & Calvard

El objetivo de la segmentación es convertir nuestra imagen en escala de grises en una imagen binaria (blanco y negro). Para esto existen diversos métodos y en el presente trabajo se empleó el método de Ridler&Calvard.

Algorithm 2 RidlerAndCalvard

```
1: function RIDLERANDCALVARD(input)
2:   binario = input
3:   sum = 0
4:   tol = 0.0005
5:   for y = 0 to input.height do
6:     for x = 0 to input.width do
7:       sum = sum + input.pixels[y][x]
8:     end for
9:   end for
10:  mu = sum / (input.height × input.width)
11:  new_thresh = mu
12:  prev_thresh = 0
13:  threshold = 0
14:  numN1 = 0, denN1 = 0, numB1 = 0, denB1 = 0, mN = 0, mB = 0, k = 0
15:  while true do
16:    numN1 = 0, denN1 = 0, numB1 = 0, denB1 = 0, mN = 0, mB = 0, k = 0
17:    prev_thresh = new_thresh
18:    threshold = prev_thresh
19:    for y = 0 to input.height do
20:      for x = 0 to input.width do
21:        if input.pixels[y][x] ≤ threshold then
22:          numN1 = numN1 + input.pixels[y][x]
23:          denN1 = denN1 + 1
24:        else
25:          numB1 = numB1 + input.pixels[y][x]
26:          denB1 = denB1 + 1
27:        end if
28:      end for
29:    end for
30:
```

```

1: function RIDLERANDCALVARD2(input)
2:    $mN = numN1/denN1$ 
3:    $mB = numB1/denB1$ 
4:    $new\_thresh = (mB + mN)/(2)$ 
5:   if  $|new\_thresh - prev\_thresh| \leq tol$  then
6:     break
7:   end if
8:   print "threshold =" threshold
9:
10:  for  $y = 0$  to binario.height do
11:    for  $x = 0$  to binario.width do
12:      if binario.pixels[ $y$ ][ $x$ ]  $\leq$  threshold then
13:        binario.pixels[ $y$ ][ $x$ ] = 0
14:      else
15:        binario.pixels[ $y$ ][ $x$ ] = 255
16:      end if
17:    end for
18:  end for
19:  return binario
20: end function=0

```



Figure 7: Imagen binarizada con Ridler & Calvard

Los resultados del método de segmentación son algo indeseables pues deja huecos en múltiples zonas de la arteria e incluso elimina secciones casi completas.

5 Componentes conexas

Para eliminar el ruido de la imagen recién segmentada (el cuál se puede manifestar como puntos blancos inconexos en múltiples zonas de la imagen) se utiliza un algoritmo que determina cuál es el conjunto de píxeles blancos conexas más grandes y los re-dibuja sobre un fondo negro, así capturamos el cuerpo de interés y eliminamos el ruido.

Algorithm 3 MayorComponenteConexa

```
1: function MAYORCOMPONENTECONEXA(input)
2:   test = input
3:   output = input
4:   Crear una cola cola
5:   Crear un conjunto conjuntoPosicion
6:   Crear una variable frente
7:   Crear un vector totalConjuntos
8:   for y = 1 to test.height - 1 do
9:     for x = 1 to test.width - 1 do
10:      if test.pixels[y][x] = 255 then
11:        conjuntoPosicion es vacío
12:        cola.push((y, x))
13:        while not cola.empty() do
14:          frente = cola.front()
15:          if frente.first > 1 and frente.first < test.height - 1 and frente.second > 1 and
frente.second < test.width - 1 then
16:            if test.pixels[frente.first][frente.second + 1] then
17:              cola.push((frente.first, frente.second + 1))
18:              test.pixels[frente.first][frente.second + 1] = 0
19:            end if
20:            if test.pixels[frente.first][frente.second - 1] then
21:              cola.push((frente.first, frente.second - 1))
22:              test.pixels[frente.first][frente.second - 1] = 0
23:            end if
24:            if test.pixels[frente.first + 1][frente.second] then
25:              cola.push((frente.first + 1, frente.second))
26:              test.pixels[frente.first + 1][frente.second] = 0
27:            end if
28:            if test.pixels[frente.first - 1][frente.second] then
29:              cola.push((frente.first - 1, frente.second))
30:              test.pixels[frente.first - 1][frente.second] = 0
31:            end if
32:          end if
33:          test.pixels[frente.first][frente.second] = 0
34:          conjuntoPosicion.insert(frente)
35:          cola.pop()
36:        end while
37:        totalConjuntos.push_back(conjuntoPosicion)
38:      end if
39:    end for
40:  end for
```

function MAYORCOMPONENTECONEXA2

longitudMaxima = 0Crear un conjunto *conjuntoMaximo***for** *i* = 0 **to** totalConjuntos.size() - 1 **do** **if** totalConjuntos[*i*].size() > *longitudMaxima* **then** *conjuntoMaximo* = totalConjuntos[*i*] *longitudMaxima* = totalConjuntos[*i*].size() **end if****end for****for** *y* = 0 **to** output.height - 1 **do** **for** *x* = 0 **to** output.width - 1 **do** output.pixels[*y*][*x*] = 0

▷ Establece el valor del píxel en negro en la imagen de salida

end for**end for****for** cada pixel *pix* en *conjuntoMaximo* **do** *y* = *pix.first* *x* = *pix.second* output.pixels[*y*][*x*] = 255

▷ Establece el valor del píxel en blanco en la imagen de salida

end for**return** output**end function=0**



Figure 8: Imagen conexa

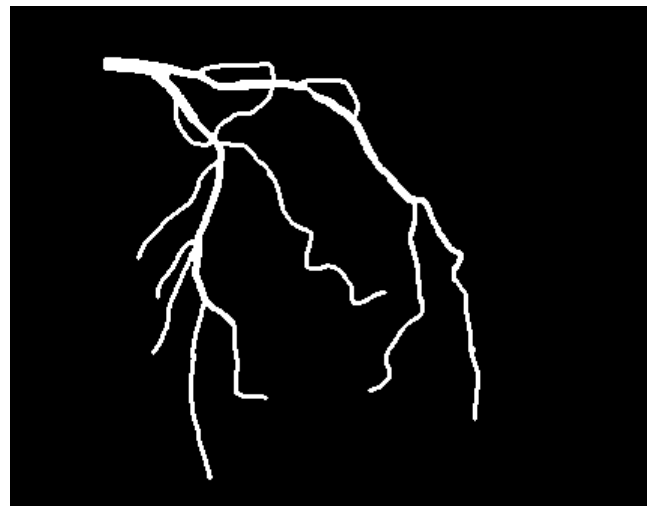


Figure 9: Imagen ground truth

Dado que la segmentación no fue perfecta es inevitable que existan huecos que prácticamente cortan el cuerpo de interés transversalmente, esto provoca que la componente conexa más grande no sea el cuerpo completo (aún si el corte es

de muy poco grosor), por esto obtuvimos el resultado de la figura 7.

6 Cálculo del esqueleto

Para determinar el grosor de la arteria es necesario determinar cuáles son los píxeles que pasan por el centro de la misma, a esto le llamamos el "esqueleto" y podemos obtenerlo utilizando el algoritmo de Zhang-Suen.

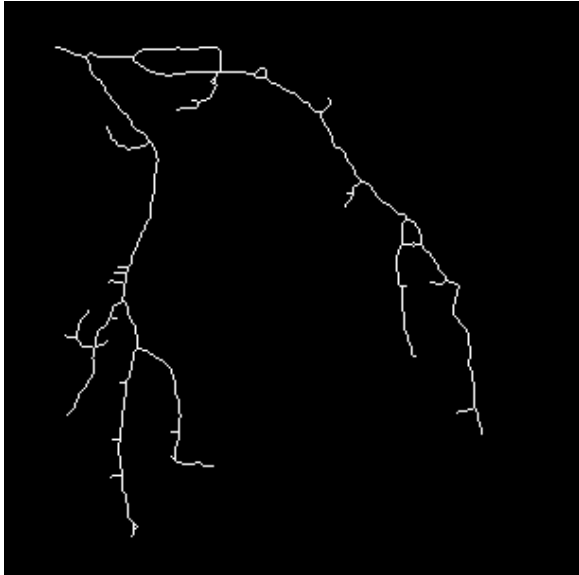


Figure 10: Esqueleto de la arteria

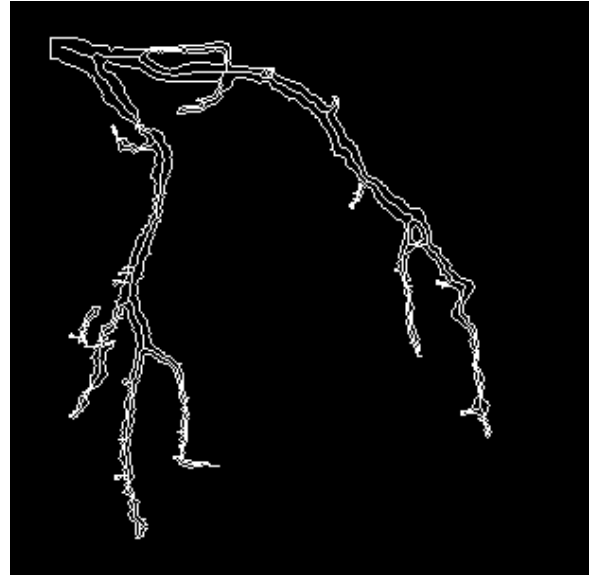


Figure 11: Suma de la imagen original

En general, se consiguió obtener un objeto de grosor de un píxel que pasa aproximadamente por el centro de la arteria original.

7 Cálculo del diámetro arterial

Finalmente, haciendo uso del esqueleto obtenido y la imagen umbralizada podemos calcular el grosor de la misma buscando la distancia de los píxeles que pasan por el centro hasta la zona donde los píxeles se vuelven de color negro (fuera de la arteria en la imagen segmentada).

Algorithm 4 Diameter

```
1: function DIAMETER(inputOG, inputSke)
2:    $D = 0$ 
3:    $interruptor = 0$ 
4:   Crear un vector  $distancias$ 
5:   for  $y = 0$  to inputSke.height  $- 1$  do
6:     for  $x = 0$  to inputSke.width  $- 1$  do
7:       if inputSke.pixels[y][x] = 255 then
8:          $D = 1$ 
9:          $interruptor = 0$ 
10:        while  $interruptor = 0$  do
11:          for  $k = 0$  to  $D - 1$  do
12:            if inputOG.pixels[y + k][x - (D - k)] = 0 then
13:               $interruptor = 1$ 
14:              break
15:            end if
16:            if inputOG.pixels[y - k][x - (D - k)] = 0 then
17:               $interruptor = 1$ 
18:              break
19:            end if
20:            if inputOG.pixels[y + k][x + (D - k)] = 0 then
21:               $interruptor = 1$ 
22:              break
23:            end if
24:            if inputOG.pixels[y - k][x + (D - k)] = 0 then
25:               $interruptor = 1$ 
26:              end if
27:            end for
28:             $D = D + 1$ 
29:          end while
30:           $distancias.push\_back(D - 1)$ 
31:        end if
32:      end for
33:    end for
34:    return  $distancias$ 
35: end function
```

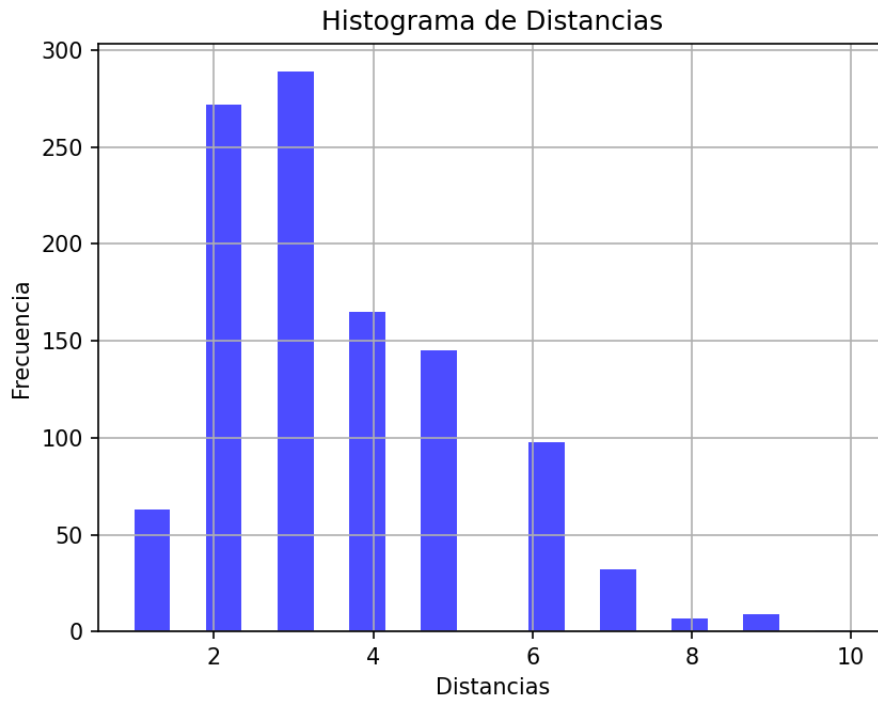


Figure 12: Histograma de distancias.

8 Conclusión

Se puede decir que se logró el objetivo general del proyecto, el cual fue determinar los mejores parámetros para mejorar las imágenes, posteriormente se mejoraron y segmentaron, luego se calculó la componente conexa más grande y el esqueleto de la arteria, para finalmente lograr determinar el diámetro de la misma, algunos de los algoritmos presentan resultados que pueden ser mejorados considerablemente, en particular, el algoritmo de mejora o el algoritmo de segmentación son los que presentan algunos problemas al utilizarlos fuera de las imágenes de prueba. Realicé un cálculo del valor Az para mis 34 imágenes finales concatenadas comparados con sus respectivos ground truth, y se obtuvo un valor de $Az = 0.81$ aproximadamente.