

# Generalized Pixel Profiling and Comparative Segmentation With Application to Arteriovenous Malformation Segmentation



Iñigo Barandiaran

# Índice

---

1. Introducción/Problema
2. Propuesta/Implementación
3. Experimentacion/Evaluación
4. Conclusiones



## Introducción/Problema

---

- Extracción de estructuras vasculares cerebrales
- Interés en AVM(*arteriovenous malformations*)
- Segmentación de estructuras internas de AVM
  - ❑ Nidus (estructuras vasculares tipo "nido")
  - ❑ Estructuras vasculares de alta frecuencia (muchas estructuras entrelazadas en volumen reducido)
  - ❑ Estructura poco predecible



## Introducción/Problema

---

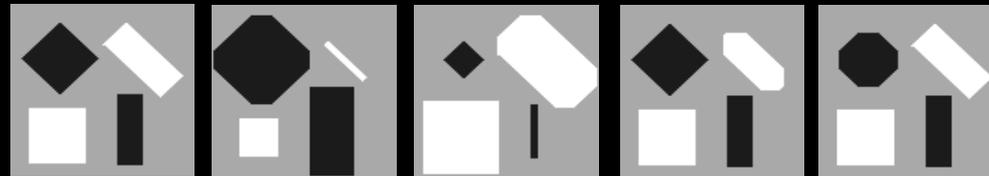


- Técnicas basadas en seguimiento (*Flow*) no funcionan, falta de resolución.
- Difícil aplicación de conocimiento a priori.
- Métodos basadas en *Active contours* fallan por la falta de resolución espacial.
- Métricas de *vesselness* (autovalores de la Hessiana) no aplicables a estructuras de AVM



## Propuesta/Implementación

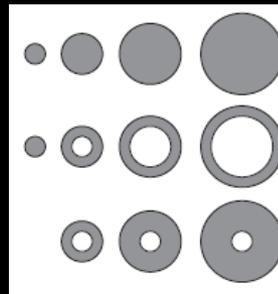
- Aplicación de morfología matemática
- Definición de nuevos SE
- *Morphological profiling* no aplicado antes en imagen médica



## Propuesta/Implementación

- Aplicación sobre espacio discreto 2D (*corte a corte*)
- La segmentación se basa en la selección de la escala donde el cambio es máximo.
- Definición de *differential structuring element* (DSE) como diferencia de dos elementos estructurales de diferente tamaño.

$$D_{r,n}(p) = S_{r+n}(p) - S_r(p), \quad r \in \{0, 1, \dots\}, \quad n \in \mathbb{N},$$



SE variando el radio  $r$

SE variando el radio  $r$  y parámetro  $n$

SE variando el radio  $r$  y parámetro fijo  $n$



## Propuesta/Implementación

- Definición de funciones  $f_d(r,n,p)=f(D_{r,n}(p))$  sobre los objetos D con parámetros  $r,n$  en el píxel  $p$
- Definición de “perfil” para cada píxel  $p$  para el objeto DSE y la función  $f$ 
  - Ej: Función min (valor de píxel de menor valor en  $D_{r,n}$ )
- Obtención de perfiles 2-dimensionales (matrices)

$$\mathbf{\Pi}_{f,D}(p) = \begin{bmatrix} f_D(0, 1, p) & \dots & f_D(0, n_{max}, p) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ f_D(r_{max}, 1, p) & \dots & f_D(r_{max}, n_{max}, p) \end{bmatrix}$$

- División de matriz en vectores (mejor para segmentación)

- Valores de R cte.  $\mathcal{R}_{f,D}(n_{const}, p) = \{f_D(r, n_{const}, p), \forall r \in [0, \dots, r_{max}]\}.$

- Valores de n cte.  $\mathcal{N}_{f,D}(r_{const}, p) = \{f_D(r_{const}, n, p), \forall n \in [1, \dots, n_{max}]\}.$



## Propuesta/Implementación



Table 1: A set of basic functions used in profile calculation

$f$	Definition
$avr$	average of all the pixel values in the DSE
$min$	minimum of all the pixel values in the DSE
$max$	maximum of all the pixel values in the DSE
$m_{(-)}$	element with index $d/2 - 1$ in sorted list of values
$m_{(+)}$	element with index $d/2$ in sorted list of values
$\mu_{av}$	$\mu_{av} = (\min + \max)/2$
$m_{av}$	$m_{av} = (m_{(-)} + m_{(+)})/2$
$\mu_{rt}$	$\mu_{rt} = \begin{cases} \sqrt{\min \cdot \max}, & \min \neq 0, \max \neq 0 \\ \sqrt{\max}, & \min = 0, \max \neq 0 \end{cases}$
$m_{rt}$	$m_{rt} = \begin{cases} \sqrt{m_{(-)} \cdot m_{(+)}, & m_{(-)} \neq 0, m_{(+)} \neq 0 \\ \sqrt{m_{(+)}, & m_{(-)} = 0, m_{(+)} \neq 0 \end{cases}$



## Propuesta/Implementación

Medidas perfiles Objetos brillantes

$$c_{bright}(\mathbf{X}, p) = \begin{cases} 1, & x_i \leq v(p), \quad \forall x_i \in \mathbf{X} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

Vectores R-perfil

$$\rho(\mathcal{R}_{f,D}(n_{const}, p)) = \max_r (c(\{f_D(r, n_{const}, p)\}, p) = 1)$$

Vectores N-perfil

$$\nu(\mathcal{N}_{f,D}(r_{const}, p)) = \max_n (c(\{f_D(r_{const}, n, p)\}, p) = 1)$$



## Propuesta/Implementación

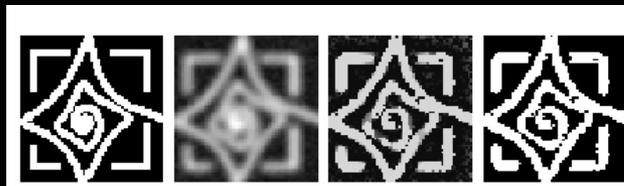
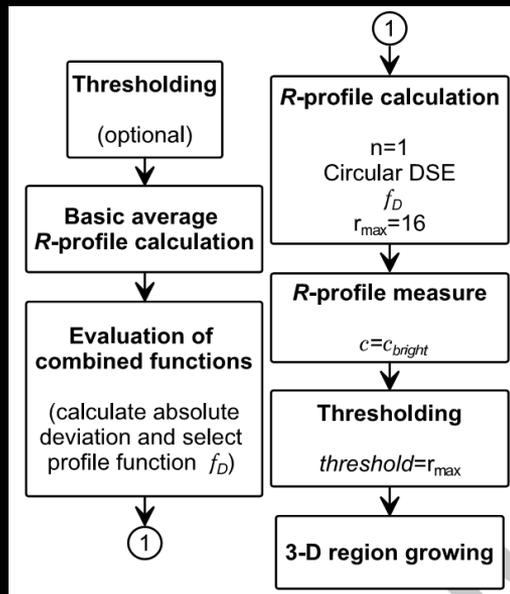
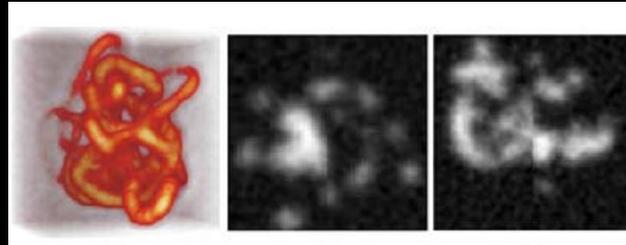


Figure 3: (a) The artificial image of size  $60 \times 62$ . (b) Artificial image with applied Gaussian blurring of window size  $7 \times 7$  and added sample noise from the CTA image. (c) R-profile measure image for profile function  $f = (\min + \max)/2$ ,  $n_{const} = 1$ . (d) Segmentation obtained by thresholding the profile measure image ( $threshold = 6$ ).



## Experimentos/Evaluación

- Evaluación con 9 dataset generados (*phantom*) 60 cortes
- Evaluación con 3 data sets de datos reales (CT)



- Medica de intersección entre segmentación *Ground Truth* y segmentación obtenida.

$$s(A, B) = \frac{2|A \cap B|}{|A| + |B|}$$



## Experimentos/Evaluación



Profile function $f_D$	d(%)	Dice	ND(%)	t
$(min+max+\mu_{av}+\mu_{rt})/4$	1.85	0.774	96.19	29
$(min+max+avr+\mu_{av}+\mu_{rt})/5$	1.90	0.777	96.51	26
$(min+max+avr+\mu_{rt})/4$	2.14	0.776	96.45	28
$(min+max+m_{(+)}+\mu_{av}+\mu_{rt})/5$	2.22	0.754	93.36	28
$(min+max+m_{(+)}+\mu_{rt})/4$	2.33	0.747	92.40	27
$(min+max+m_{av}+\mu_{av}+\mu_{rt})/5$	2.35	0.777	96.59	29
$(min+max+\mu_{av}+m_{rt}+\mu_{rt})/5$	2.36	0.778	96.69	29
$(min+max+m_{(+)}+avr+\mu_{rt})/5$	2.37	0.754	93.35	27
$(min+max+avr+m_{av}+\mu_{rt})/5$	2.51	0.781	97.05	27
$(min+max+m_{(-)}+m_{(+)}+avr+\mu_{av}+\mu_{rt})/7$	2.52	0.757	93.81	27

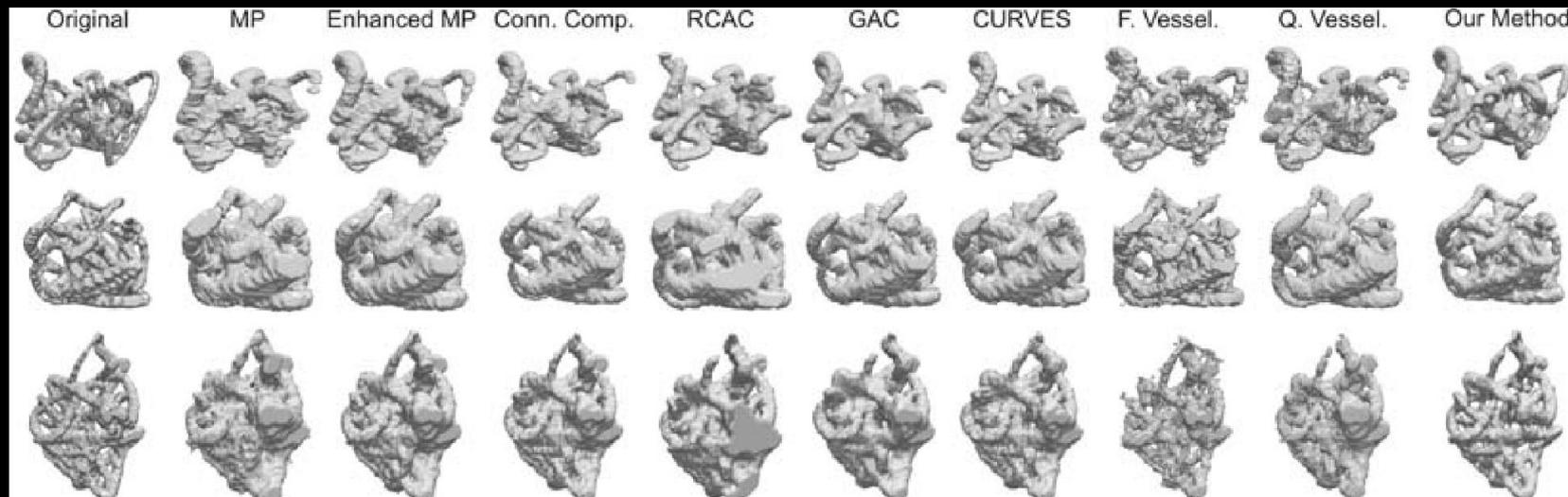
*“The principle of constructing a more complex profile function is related to some extent to AdaBoost classifiers (Freund and Schapire, 1995), where a number of weak classifiers is combined into a stronger classifier, similarly as we combine basic profile functions into a more complex profile function based on deviation of their average profiles from average pixel value”*



## Experimentos/Evaluación

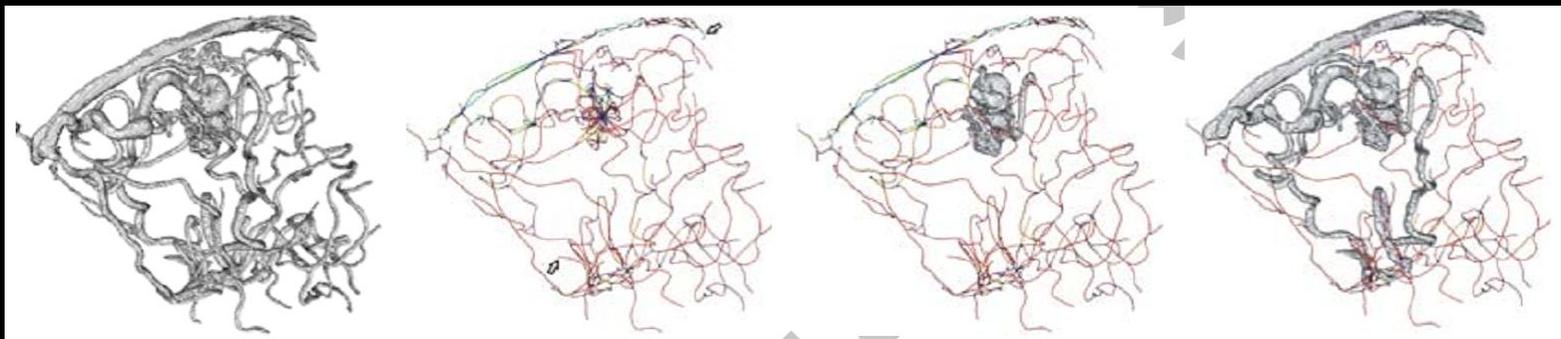
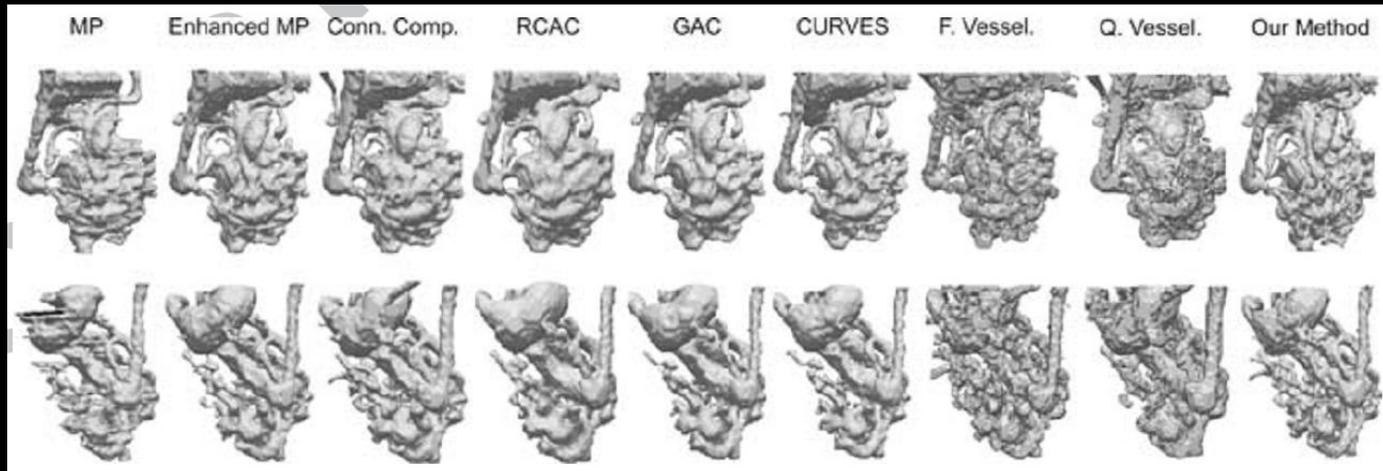
### Resultados sobre phantoma

Dice	Data Set 1	Data Set 2	Data Set 3
Classical MP	0.702125	0.746631	0.748296
Enhanced MPs	0.713278	0.750751	0.790674
Connected components	0.802339	0.794205	0.836018
RCAC	0.775877	0.774485	0.795218
GAC	0.804043	0.805054	0.809028
CURVES	0.806589	0.810057	0.833711
F. Vesselness	0.812784	0.788285	0.801988
Q. Vesselness	0.773676	0.770189	0.805174
Proposed method	0.847984	0.85188	0.854598



## Experimentos/Evaluación

Resultados sobre datos reales (230 cortes 256x256 con 0.62mm isotrópicos)



## Conclusiones

---

- Aplicación de morfología matemática y *pixel profiling* para segmentación en imagen CT.
- Segmentación de estructuras de alta densidad en baja resolución.
- Mecanismo eficaz para la reconstrucción vascular de AVM.
- Mecanismo automático “no paramétrico” de segmentación.

