

Visión Computacional

Segmentación de Imágenes

Algoritmo de *Watershed*

Profesores:

- Dr. Gilberto Ochoa Ruiz
- Mtra. Yetnalez Quintas Ruiz

Estudiantes:

- Armando Bringas Corpus - A01200230
- Guillermo Alfonso Muñiz Hermosillo - A01793101
- Jorge Luis Arroyo Chavelas - A01793023
- Samantha R Mancias Carrillo - A01196762
- Sofia E Mancias Carrillo - A01196563

Motivación



Fig 1: Rosebrock (2015).
Monedas sobrepuestas y diferenciadas por Watershed

Supongamos que tenemos grupos de objetos que se superponen o que se tocan unos con otros.

Tratar de hacer una segmentación podría presentar un problema, pues podríamos considerarlos un solo objeto

¿Cómo podemos solucionar esto?



Intuición

Partamos diciendo que toda imagen gris puede ser representado como una superficie topográfica cuando tomamos su intensidad como un eje Z. Dicho de otra forma, podemos convertir a las imágenes pueden en una serie de valles, cuencas y umbrales.

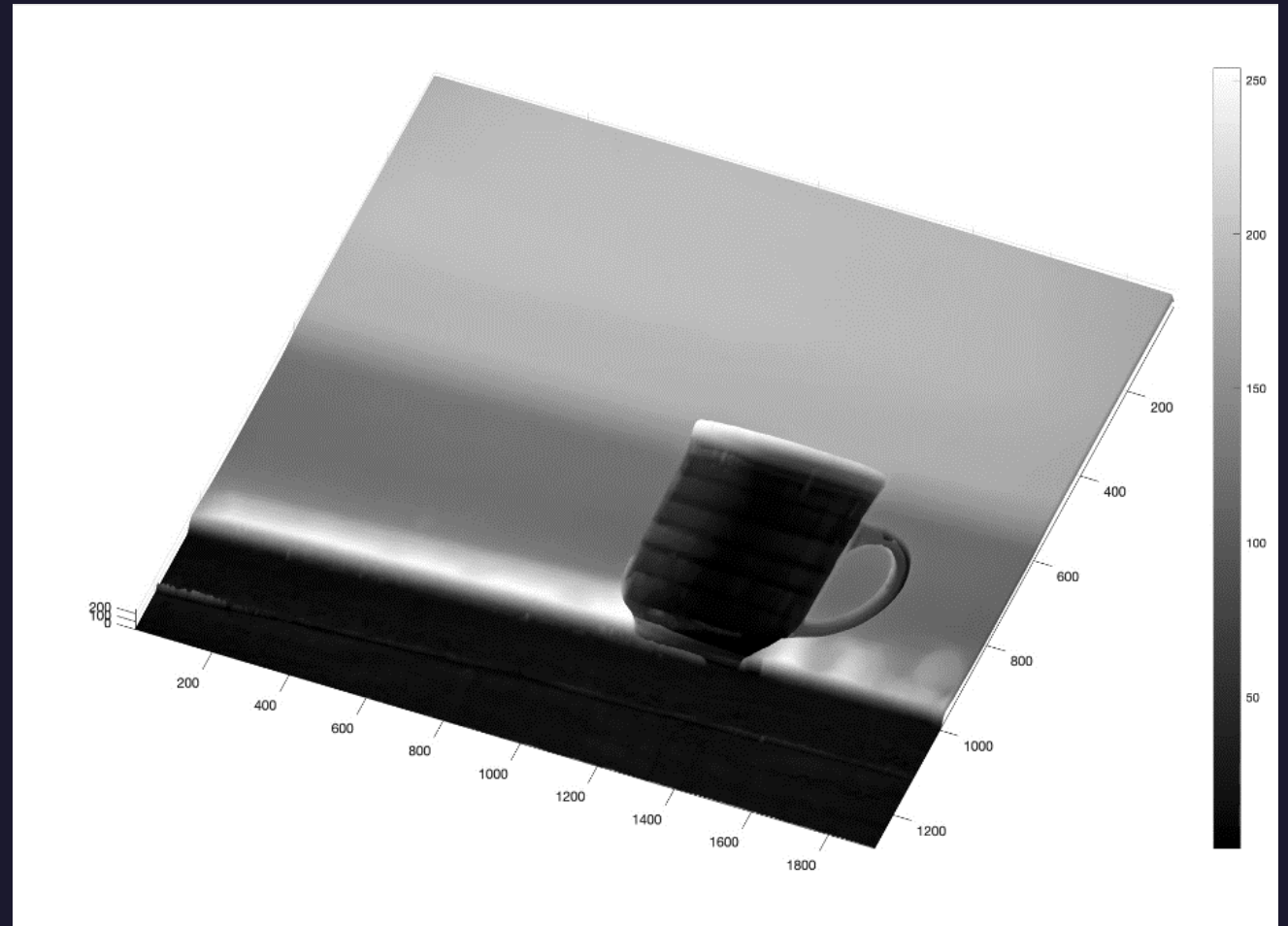


Fig 2: Mery (2022).
Vista de una taza como una superficie topográfica.



Intuición



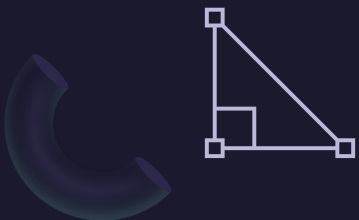
Dicho como una historia, partamos de imaginarnos que nuestra imagen es de hecho un paisaje.



En su geografía tenemos altos valles, umbrales al fondo y cuencas.



Si un día llueve, el agua caerá por los valles a través de las cuencas hasta los umbrales e inundará todo.



Esto será obvio en varios puntos, pero no en todos. Donde no lo es, llamaremos a estos puntos presas.

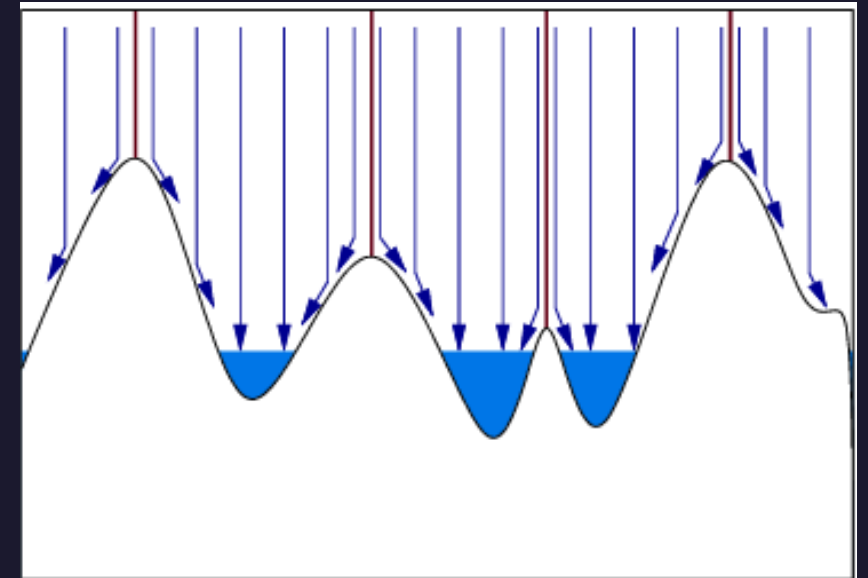
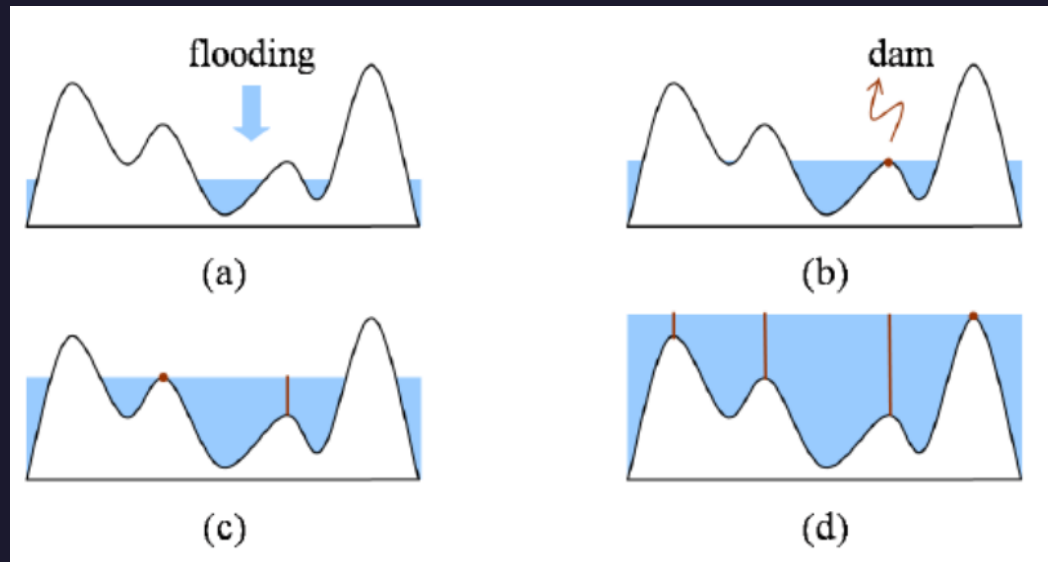


Fig 3: Alvarado-Moya (2004).
Detección de cuencas de agua para segmentación.

Intuición

Estas presas son de especial interés por que son estas, quienes sugerirán donde existen limitaciones en lo que pareciera un único sólido. Esto es: Es por estas que encontramos bordes delimitantes en la segmentación.



- a) Vaciado de agua.
- b) Delimitación de una primera presa.
- c) Continuamos hasta encontrar otra presa.
- d) Continuamos hasta encontrar todas las presas.

Fig 4: Hosseinzadeh & Khoshvaght, (2015).
Concepto de Watershed

Intuición

Nuestras presas son representaciones de ambigüedad entre las dos figuras conectadas por lo que podemos utilizarlas como un factor de división entre las figuras



Fig 5: Beucher. (2010)
Segmentación por Watershed

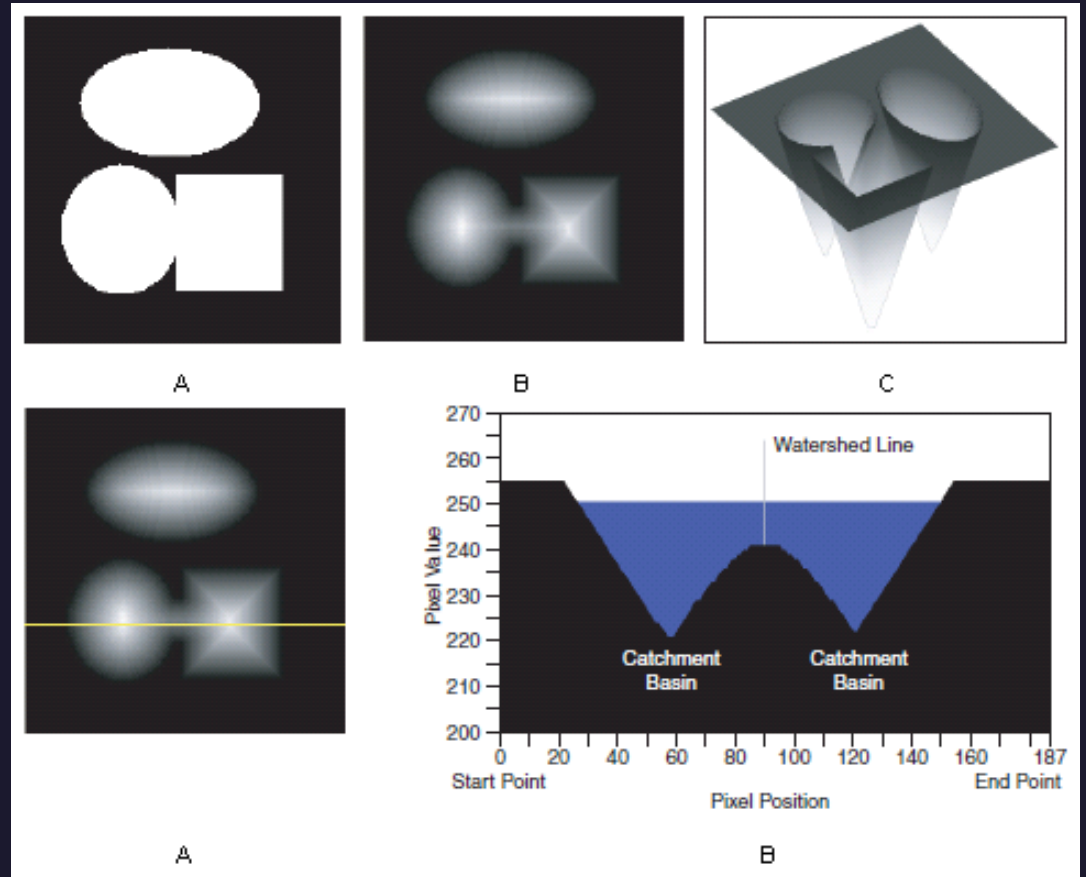


Fig 6: National Instruments Corp. (2021)
Uso de Watershed para segmentación de figuras

Explicación

El Algoritmo de *Watershed*

Es una transformación morfológica con la que se crean divisiones entre objetos sobrepuestos, lo que permite su individual diferenciación.

El algoritmo se basa en la idea de mínimos locales y que, a partir de ellos, cada pixel puede ir a uno de manera obvia o a ninguno por la ambigüedad en la distancia.

A estos elementos ambiguos los consideramos como los contornos o nuestros watershed.

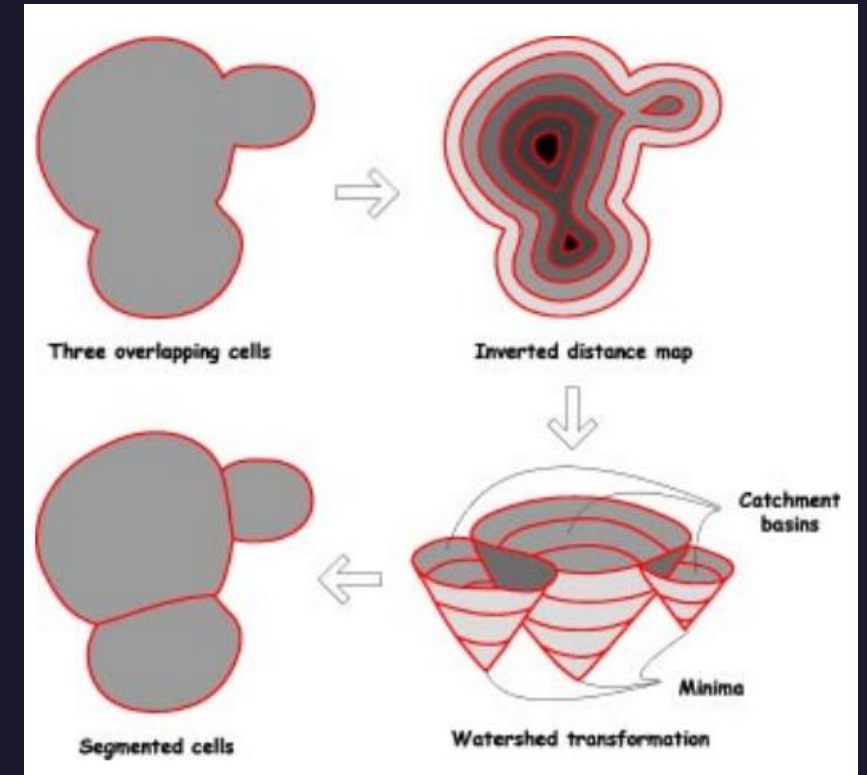


Fig 5: Byoung-Ki, et. Al. (2004).
Segmentación de células sobrepuestas por Watershed

Explicación

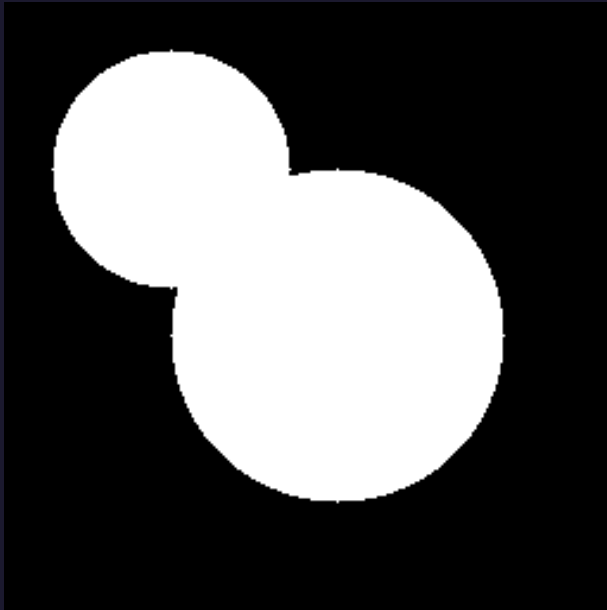


Fig 5: Zivkovic (2020).
Imagen original de dos círculos superpuestos

Partimos de una imagen donde tengamos un contorno conocido. Esto puede ser generado por Sobel o incluso, en algunos casos, por umbrales múltiples o global de Otsu. Esto dependiendo de la complejidad de la imagen.

En este caso tenemos una imagen binaria con contorno conocido, pero sin límite definido entre ellas; se considera una sola imagen.

Explicación

0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	1	1	1	0	0	0	0	0
0	1	1	1	0	0	0	0	0
0	1	1	1	1	1	1	1	0
0	0	0	1	1	1	1	1	0
0	0	0	1	1	1	1	1	0
0	0	0	1	1	1	1	1	0
0	0	0	1	1	1	1	1	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0

Fig 5: Zivkovic (2020).
Matriz de transformación binaria

Hacemos una transformación para conocer una “elevación” en la imagen para formar nuestro mapa topográfico. En este caso, nuestra imagen binaria se transforma en ceros y unos; siendo cero nuestro fondo y uno nuestra figura.



Explicación

0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	1	1	1	0	0	0	0	0
0	1	2	1	0	0	0	0	0
0	1	1	1.41	1	1	1	1	0
0	0	0	1	2	2	2	1	0
0	0	0	1	2	3	2	1	0
0	0	0	1	2	2	2	1	0
0	0	0	1	1	1	1	1	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0

Fig 5: Zivkovic (2020).
Matriz de transformación de distancia

Podemos declarar también una distancia, en este caso, cuantos puntos se tiene que recurrir desde cada no cero para tocar un cero; las partes medias obtienen mayores valores formando valles.



Explicación

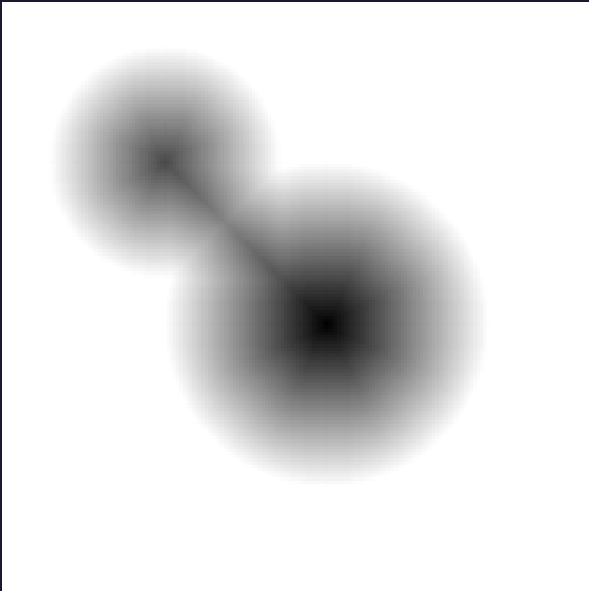


Fig 5: Zivkovic (2020).
Imagen con negativa transformación de distancia

Tomando el inverso de la imagen anterior, convertimos nuestros valles en umbrales, con lo que generamos valores mínimos que es donde se dirigirá “el agua” en nuestro algoritmo de Watershed. Como veíamos existía un punto de ambigüedad, usando este podemos encontrar la presa de borde.



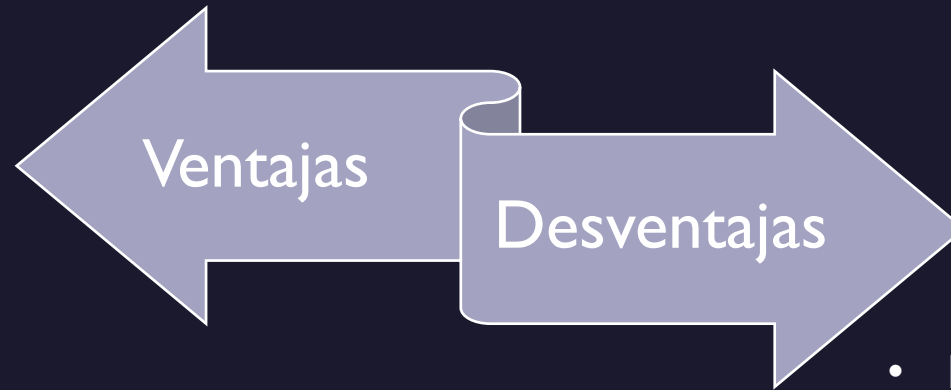
Explicación



Fig 2: Mery (2022).
Paso a paso Watershed.

Ventajas y Desventajas

- Bueno con imágenes superpuestas
- Puede segmentar imágenes con diferentes formas, incluso formas irregulares
- Es intuitivo
- Produce segmentaciones nítidas



- Puede crear sobre segmentación
- Es muy sensible al ruido por su dependencia a mínimos locales.
- Es computacionalmente intensivo.
- Depende de las intensidades. Lo que puede crear puntos no idóneos.



Variantes

- Watershed jerárquico
- Watershed basado en marcadores
- Watershed de línea de crestas
- Watershed con fusión de regiones



Formalización

Definición 1: Digital Grids

A digital grid is a special kind of graph. Usually, one works with the square grid $\mathbf{D} \subseteq \mathbf{Z}^2$, where the vertices are called pixels. When D is finite, the size of D is the number of points in D . The set of pixels D can be endowed with a graph structure $\mathbf{G} = (\mathbf{V}, \mathbf{E})$ by taking for \mathbf{V} the domain \mathbf{D} , and for \mathbf{E} a certain subset of $\mathbf{Z}^2 \times \mathbf{Z}^2$ defining the connectivity. Usual choices are 4-connectivity, i.e., each point has edges to its horizontal and vertical neighbors, or 8-connectivity where a point is connected to its horizontal, vertical and diagonal neighbors. Connected components of a set of pixels are defined by applying the definition for graphs.

Distances between neighbouring nodes in a digital grid are introduced by associating a nonnegative weight $\mathbf{d}(\mathbf{p}, \mathbf{q})$ to each edge (\mathbf{p}, \mathbf{q}) . In this way a weighted graph is obtained. The distance $d(\mathbf{p}, \mathbf{q})$ between non-neighbouring pixels \mathbf{p} and \mathbf{q} is defined as the minimum path length among all paths from \mathbf{p} to \mathbf{q} (this depends on the graph structure of the grid, i.e., the connectivity).

Roerdink & Meijster (2000)



Formalización

Definición II: Digital Image

A digital grey scale image is a triple $\mathbf{G} = (\mathbf{D}, \mathbf{E}, \mathbf{f})$, where (\mathbf{D}, \mathbf{E}) is a graph (usually a digital grid) and $\mathbf{f} : \mathbf{D} \rightarrow \mathbf{N}$ is a function assigning an integer value to each $\mathbf{p} \in \mathbf{D}$. A binary image f takes only two values, say 1 ('foreground') and 0 ('background'). For $\mathbf{p} \in \mathbf{D}$, $\mathbf{f}(\mathbf{p})$ is called the grey value or altitude considering f as a topographic relief). For the range of a grey scale image, one often takes the set of integers from 0 to 255,. A plateau or flat zone of grey value h is a level component of the image, considered as a valued graph, i.e., a connected component of pixels of constant grey value h . The threshold set of \mathbf{f} at level h is

$$T_h = \{p \in D \mid f(p) \leq h\}$$

Roerdink & Meijster (2000)



Formalización

Definición III: Geodesic Distance

Let $\mathbf{A} \subseteq \mathbf{E}$, with $\mathbf{E} = \mathbf{R}^d$ or $\mathbf{E} = \mathbf{Z}^d$, and \mathbf{a}, \mathbf{b} two points in \mathbf{A} . The geodesic distance $\mathbf{dA(a, b)}$ between \mathbf{a} and \mathbf{b} within \mathbf{A} is the minimum path length among all paths within \mathbf{A} from \mathbf{a} to \mathbf{b} (in the continuous case, read 'infimum' instead of 'minimum'). If \mathbf{B} is a subset of \mathbf{A} , define $\mathbf{dA(a, B)} = \text{MIN}_{\mathbf{b} \in \mathbf{B}}(\mathbf{dA(a, b)})$. Let $\mathbf{B} \subseteq \mathbf{A}$ be partitioned in \mathbf{k} connected components $\mathbf{B_i}, i = 1, \dots, k$. The **geodesic influence zone** of the set $\mathbf{B_i}$ within \mathbf{A} is defined as

$$iz_A(B_i) = \{p \in A \mid \forall j \in [1..k] \setminus \{i\} : d_A(p, B_i) < d_A(p, B_j)\}$$

Let $\mathbf{B} \subseteq \mathbf{A}$. The set $\mathbf{IZA(B)}$ is the union of the **geodesic influence zones** of the connected components of \mathbf{B} , i.e.,

$$IZ_A(B) = \bigcup_{i=1}^k iz_A(B_i)$$

The complement of the set $\mathbf{IZA(B)}$ within \mathbf{A} is called the **SKIZ (skeleton by influence zones)**:

So, the **SKIZ** consists of all points which are equidistant (in the sense of the geodesic distance) to at least two nearest connected components (for digital grids, there may be no such points). For a binary image \mathbf{f} with domain \mathbf{A} , the **SKIZ** can be defined by identifying \mathbf{B} with the set of foreground pixels.

$$\mathbf{SKIZ}_A(B) = A \setminus IZ_A(B)$$

Roerdink & Meijster (2000)

Formalización

Definición IV: Watershed Transformation

Let $\mathbf{f} \in \mathbf{C}(\mathbf{D})$ have minima $\{\mathbf{m}_k\}_{k \in \mathbf{I}}$, for some index set \mathbf{I} . The catchment basin $\mathbf{CB}(\mathbf{m}_i)$ of a minimum \mathbf{m}_i is defined as the set of points $\mathbf{x} \in \mathbf{D}$ which are topographically closer to \mathbf{m}_i than to any other regional minimum \mathbf{m}_j :

$$CB(m_i) = \{x \in D \mid \forall j \in I \setminus \{i\} : f(m_i) + T_f(x, m_i) < f(m_j) + T_f(x, m_j)\}$$

Given, the infimum is over all paths (smooth curves) γ inside \mathbf{D} with $\gamma(0) = \mathbf{p}$, $\gamma(1) = \mathbf{q}$. The topographical distance between a point $\mathbf{p} \in \mathbf{D}$ and a set $\mathbf{A} \subseteq \mathbf{D}$ is defined as $\mathbf{Tf}(\mathbf{p}, \mathbf{A}) = \min_{\mathbf{a} \in \mathbf{A}} \mathbf{Tf}(\mathbf{p}, \mathbf{a})$. The path with shortest **Tf-distance** between \mathbf{p} and \mathbf{q} is a path of steepest slope.

$$T_f(p, q) = \inf_{\gamma} \int_{\gamma} \|\nabla f(\gamma(s))\| \, ds,$$

The watershed of f is the set of points which do not belong to any catchment basin:

$$Wshed(f) = D \cap \left(\bigcup_{i \in I} CB(m_i) \right)^c$$

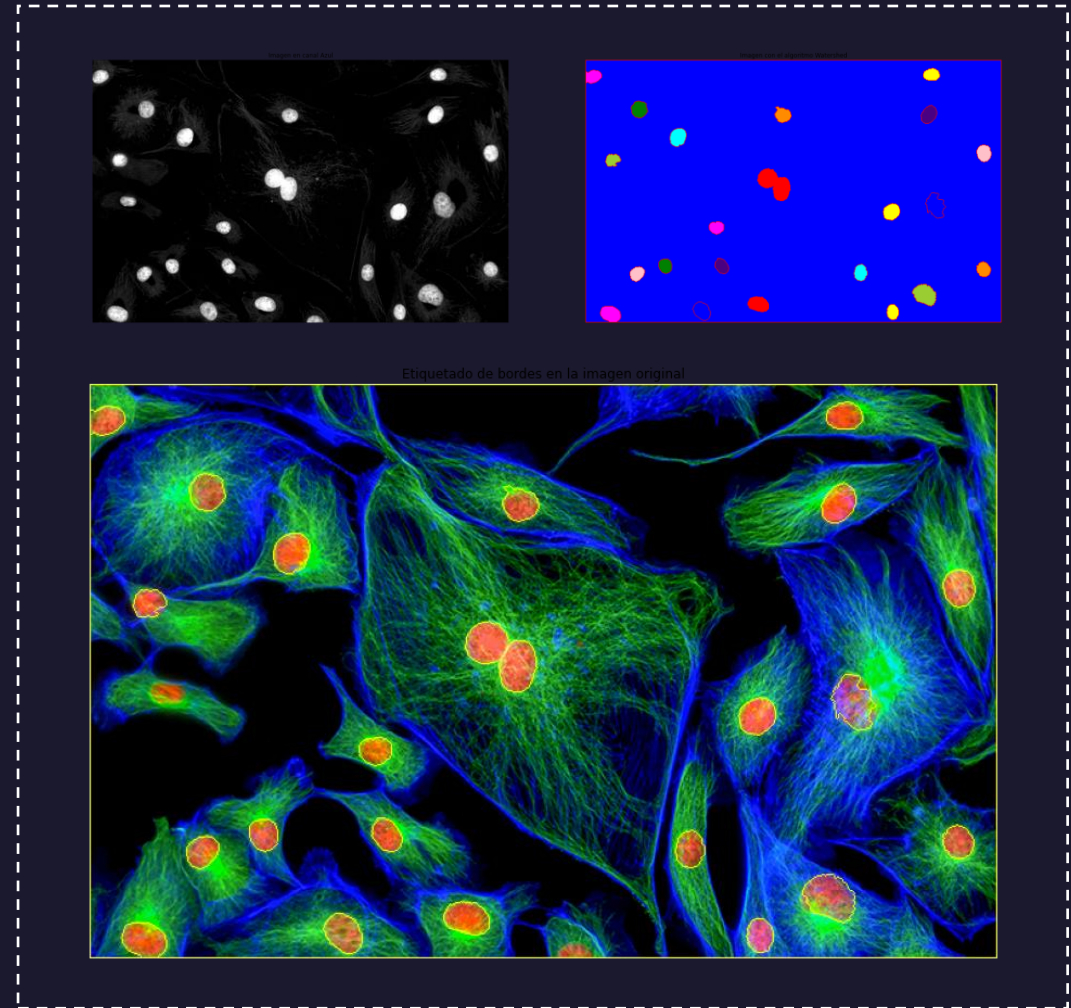
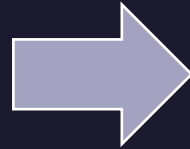
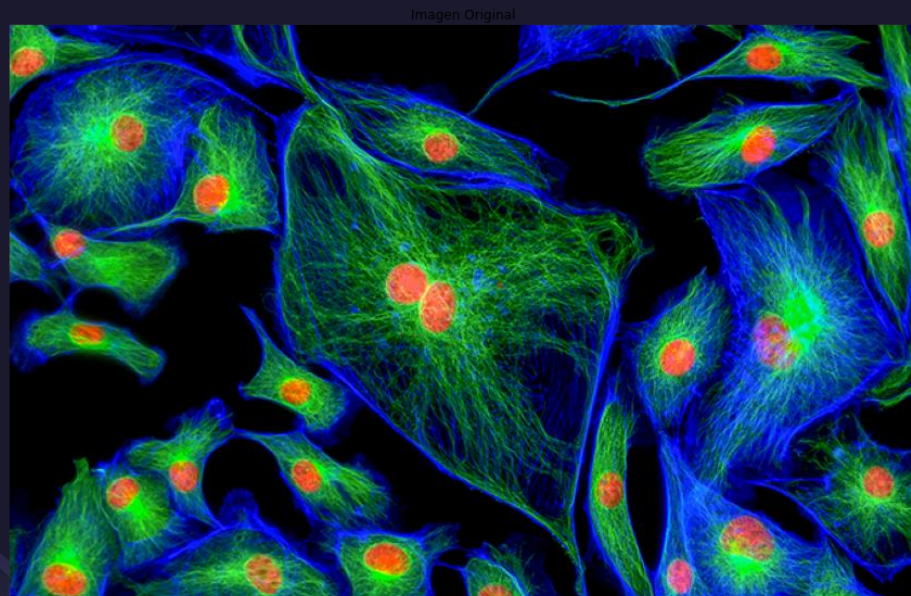
Let \mathbf{W} be some label, $\mathbf{W} \notin \mathbf{I}$. The watershed transform of f is a mapping $\lambda : \mathbf{D} \rightarrow \mathbf{I} \cup \{\mathbf{W}\}$, such that $\lambda(\mathbf{p}) = \mathbf{i}$ if $\mathbf{p} \in \mathbf{CB}(\mathbf{m}_i)$, and $\lambda(\mathbf{p}) = \mathbf{W}$ if $\mathbf{p} \in \mathbf{Wshed}(f)$.

Roerdink & Meijster (2000)

Código y Aplicaciones

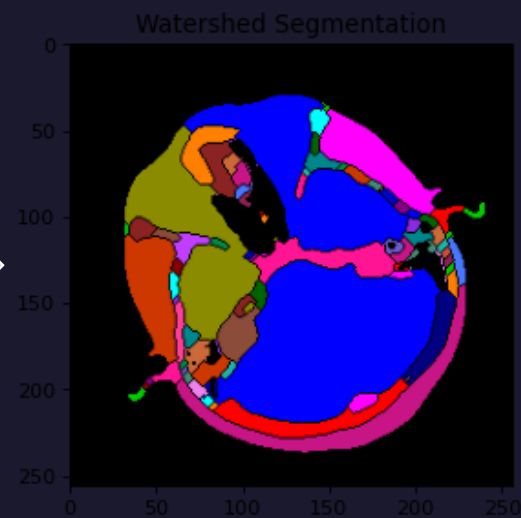
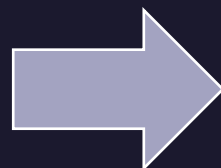
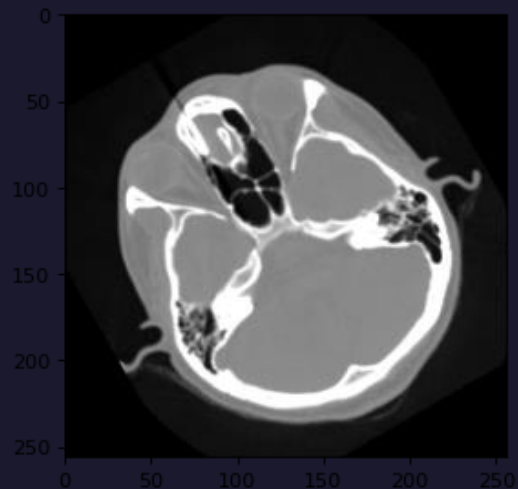
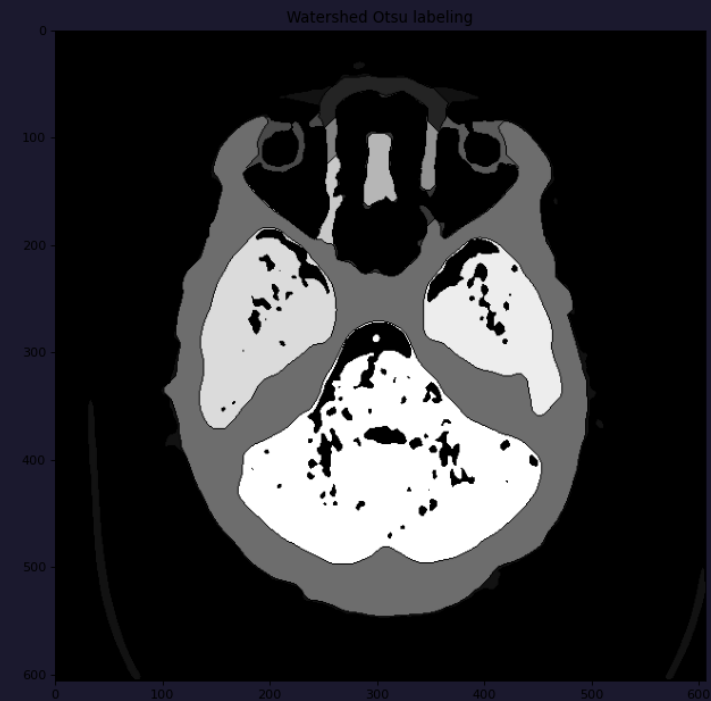
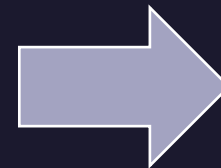
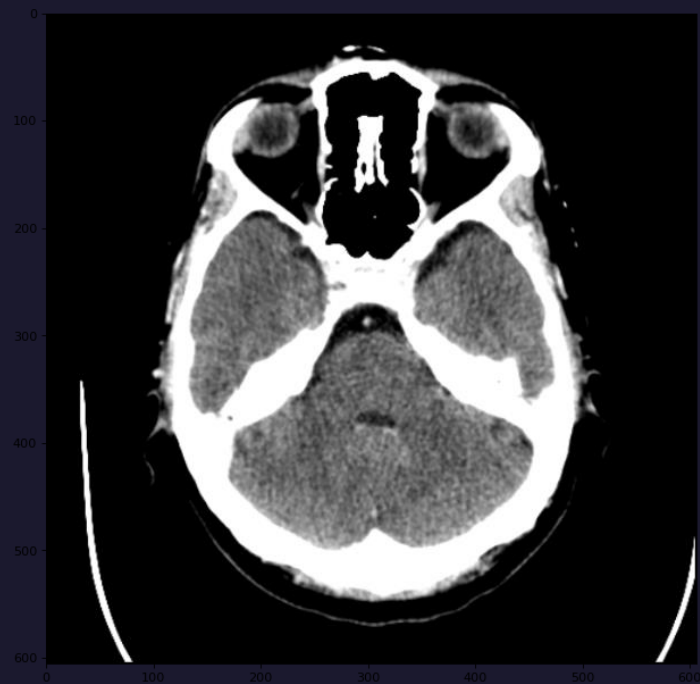
Análisis de núcleos de célula en osteosarcoma

[\[Link a código\]](#)



Segmentación de imágenes de MRI en estudios del cerebro

[\[Link a código\]](#)



Referencias

- Alvarado-Moya, Pablo. (2004). Segmentation of color images for interactive 3D object retrieval.
- Beucher, S. (2010). *Image segmentation and Mathematical Morphology*. The Watershed Transformation page. Recuperado 10 de Marzo de 2023, de <https://people.cmm.minesparis.psl.eu/users/beucher/wtshed.html>
- Hosseinzadeh, M. and Khoshvaght, P. (2015). A Comparative Study of Image Segmentation Algorithms
- Jeon, Byoung-Ki & Jang, Jeong-Hun & Hong, Ki-Sang. (2004). Robust region segmentation based on a pseudo-distance map.. J. Electronic Imaging. 13. 602-612.
- Mery D (2022). Fundamentos de Procesamiento de Imagenes. Repositorio de GitHub, <https://github.com/domingomery/imagenes> (6b16464)
- National Instruments Corp. (2021). Morphological Segmentation. In *NI Vision Concepts* (pp. 158–161). essay, National Instruments Corp.
- Roerdink, J. B. T. M., & Meijster, A. (2000). The Watershed Transform: Definitions, Algorithms and Parallelization Strategies. In *Fundamenta Informaticae* (Vol. 41, Issue 1,2, pp. 187–228). IOS Press. <https://doi.org/10.3233/fi-2000-411207>

Referencias

- Rosebrock,A. (2015). *Watershed OpenCV*. pyimagesearch. Recuperado el 11 de Marzo del 2023, de <https://pyimagesearch.com/2015/11/02/watershed-opencv/>
- Zhou, J., Yin, Y., and Wang, S. (2021). Image segmentation based on watershed algorithm. In 2021 International Conference on Intelligent Computing, Automation and Applications (ICAA), pages 10–13, Los Alamitos, CA, USA. IEEE Computer Society. 2
- Zivkovic, S. (2020). Image segmentation with watershed algorithm. Master Data Science. Recuperado el 11 de marzo del 2023, de <https://datahacker.rs/007-opencv-projects-image-segmentation-with-watershed-algorithm/>





Gracias por su atención!