Visión por Computadora I

Ing. Maxim Dorogov

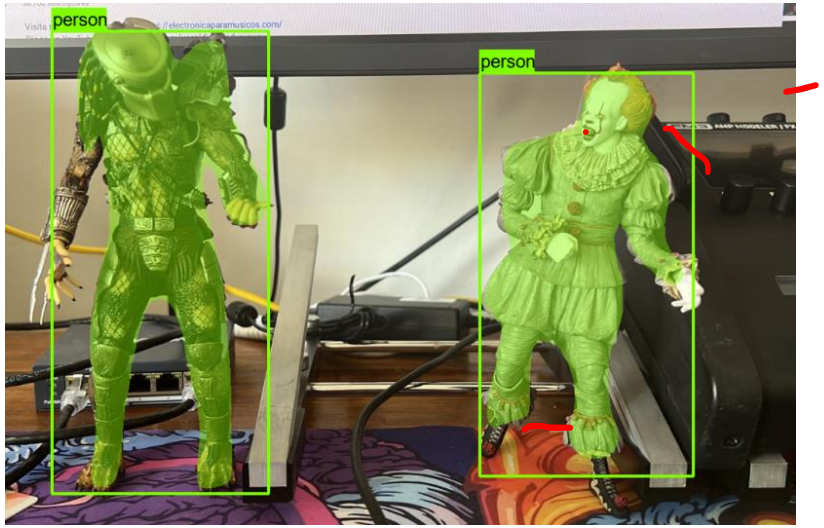
(mdorogov@fi.uba.ar)

Laboratorio de Sistemas Embebidos -FIUBA

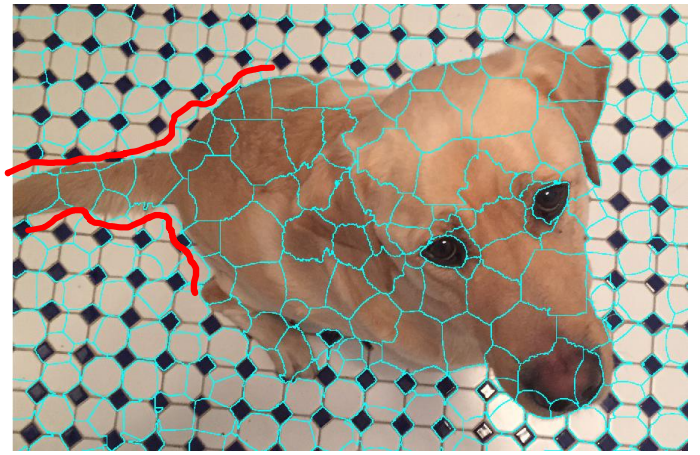
FACULTAD DE INGENIERIA
Universidad de Buenos Aires

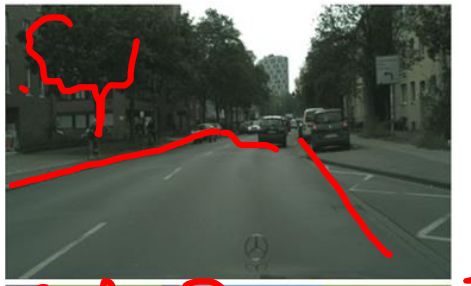
SEGMENTACIÓN

- La idea es "particionar" la imagen en una cantidad de regiones asociadas a cada clase.
- Clasificación a nivel de pixel
- Segmentación figura/fondo
- Superpíxels
- Por instancia o semántica
- De contornos (watershed)



Segmentación por instancia: Mask R-CNN



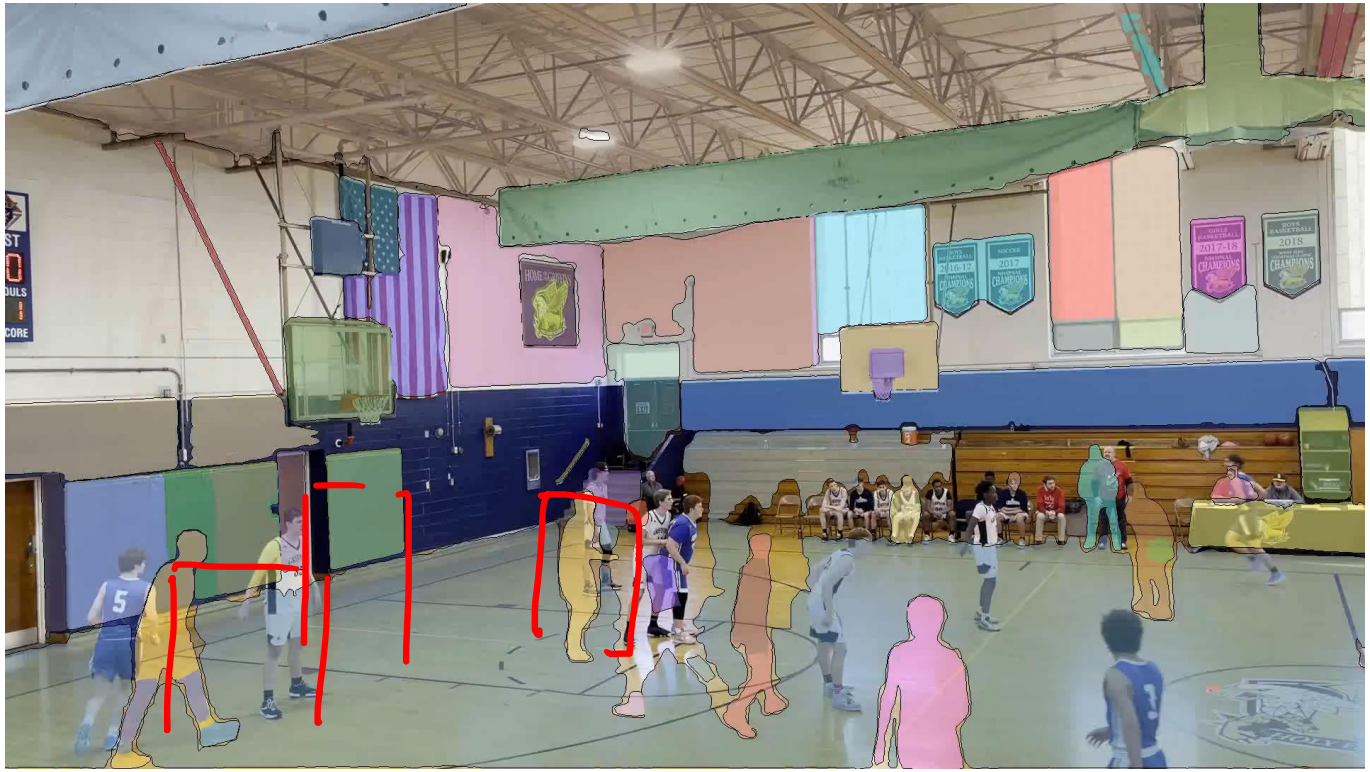


UNet

Dataset: Berkeley Segmentation Data Set

SEGMENTACIÓN

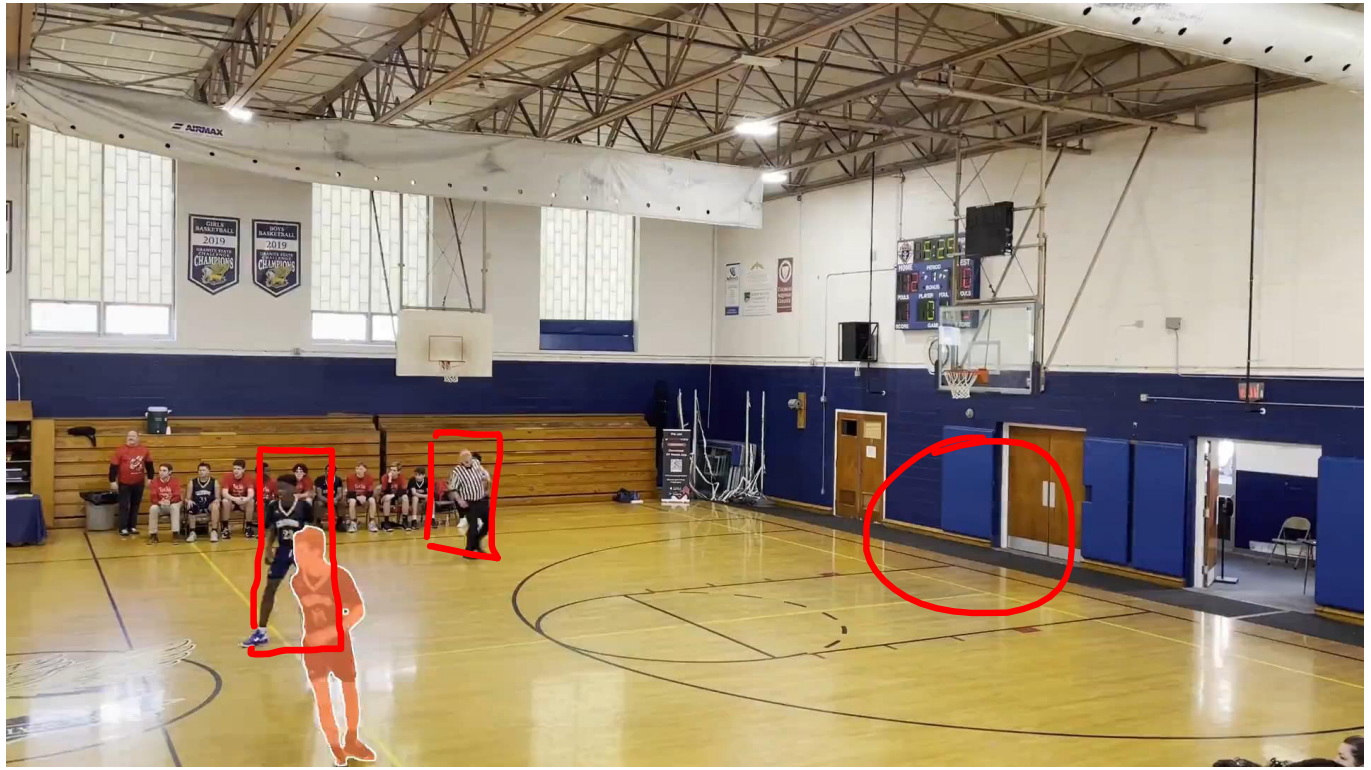
- Algunos modelos permiten hacer segmentación por instancia de forma general sin necesidad de aprender objetos desconocidos.



Zero Shot segmentation: Segment Anything Model (SAM)
Entrenado con 11M imágenes, 1000M de mascaras.

SEGMENTACIÓN: APLICACIONES

- Tracking o seguimiento a nivel pixel:



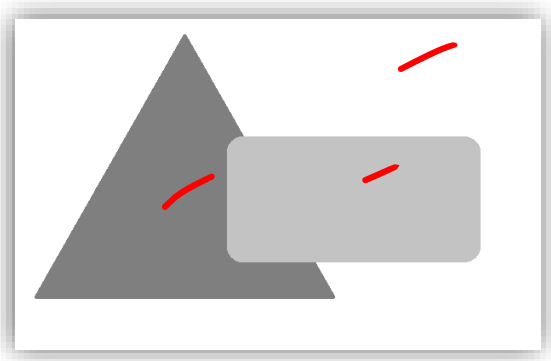
Segment and Track Anything: SAM + DeAOT Track combinados.

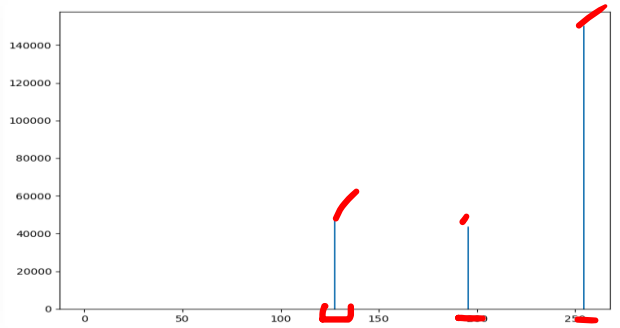
SEGMENTACIÓN

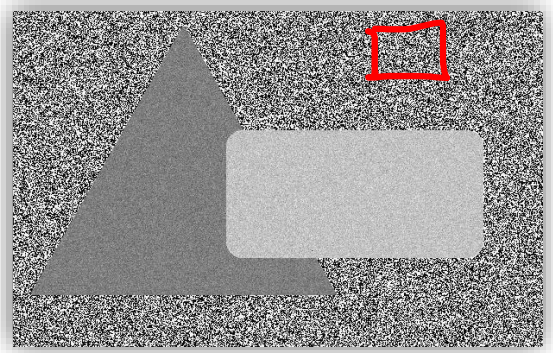
- Lo que buscamos es "encontrar clústers" a los que corresponda cada región.
- Los mejores clústers son los que minimizan las SSD entre todos los puntos y el centro del clúster más cercano

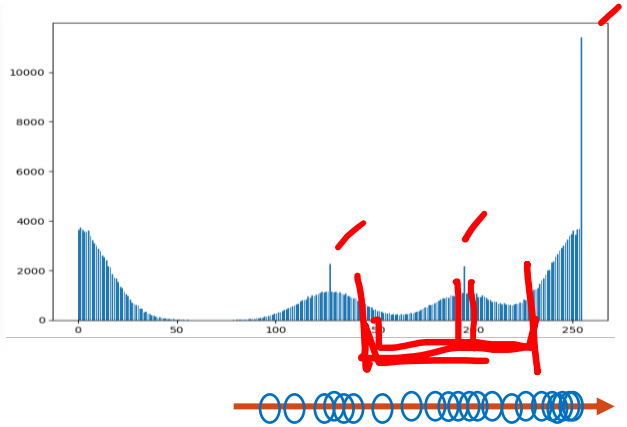
$$SSD = \sum_{clúster\ C_i} \sum_{p \in C_i} \|p_j - c_i\|$$

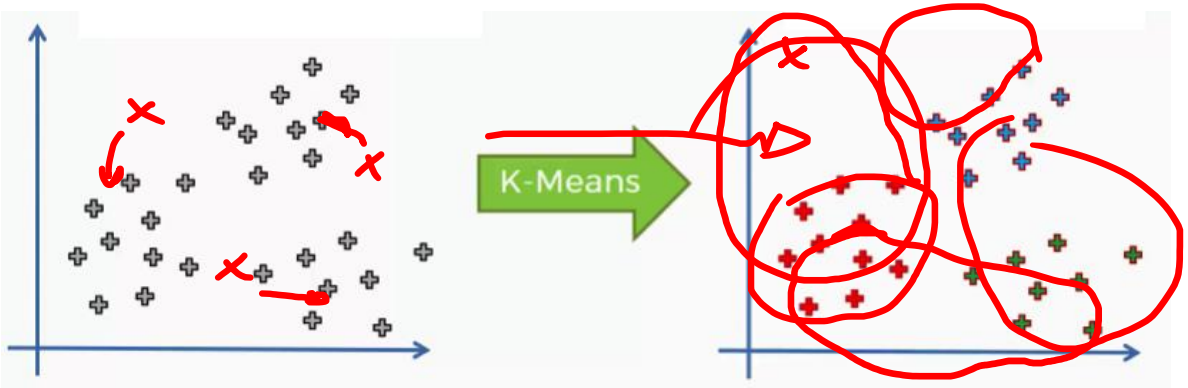
- Problema…el huevo o la gallina
  - Si conocemos los centros de los clústers podemos asignar los puntos que corresponden al mismo
  - Si conocemos las poblaciones podemos calcular cuáles son los centros del clúster
- Posible solución – K-means
  1. Inicializar arbitrariamente los centros de las poblaciones (elegir cuántos)
  2. Determinar los puntos correspondientes a cada clúster (para cada p_j encontrar el c_i más cercano y poner a p_j en el clúster c_i)
  3. Dados los puntos de cada clúster encontrar el nuevo c_i (la media de la población)
  4. Si algún c_i se movió volver al paso 2

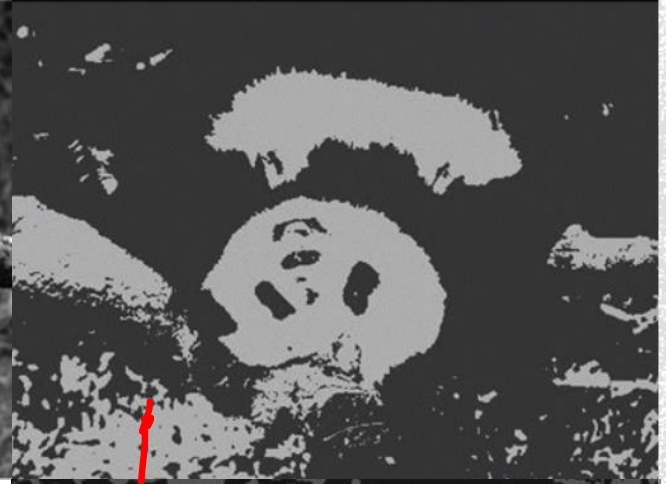


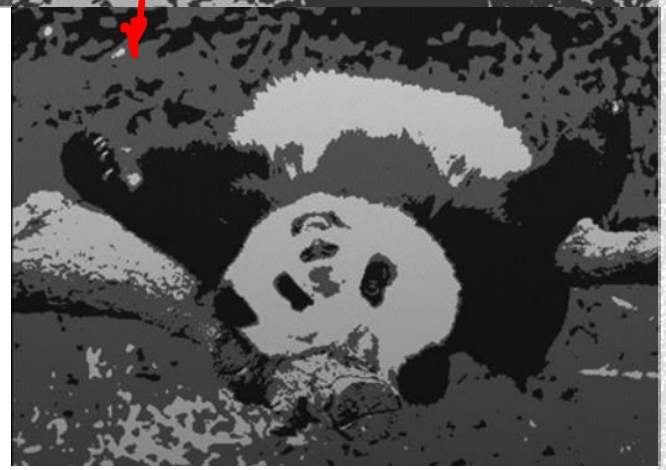


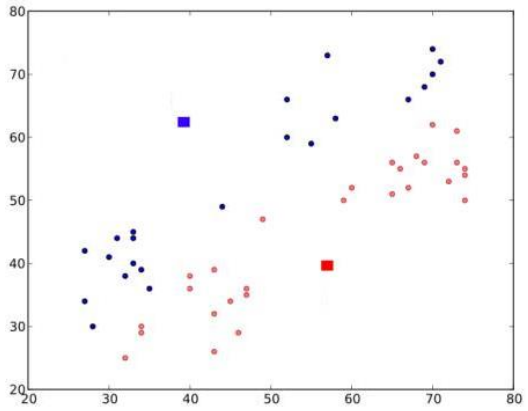


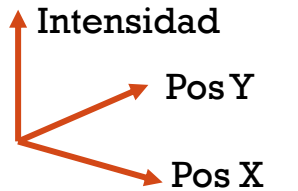


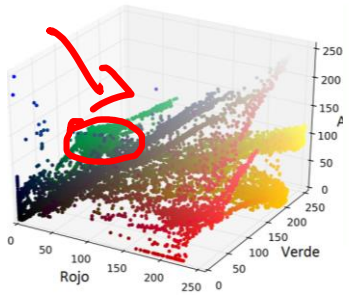


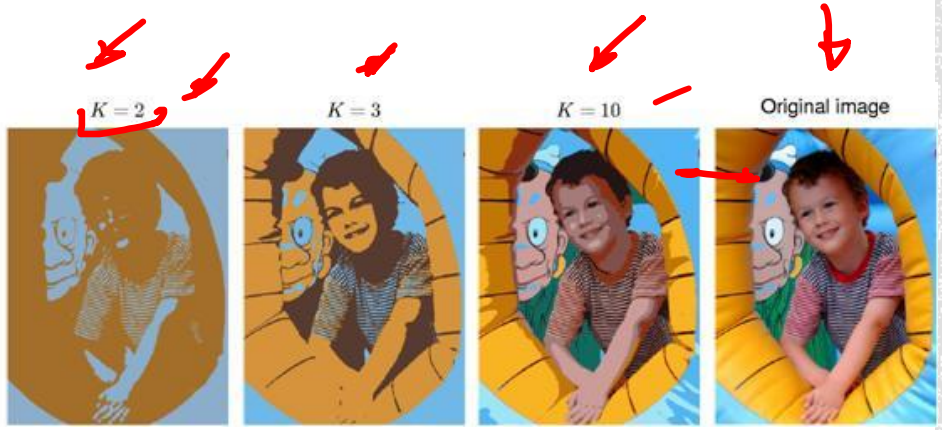










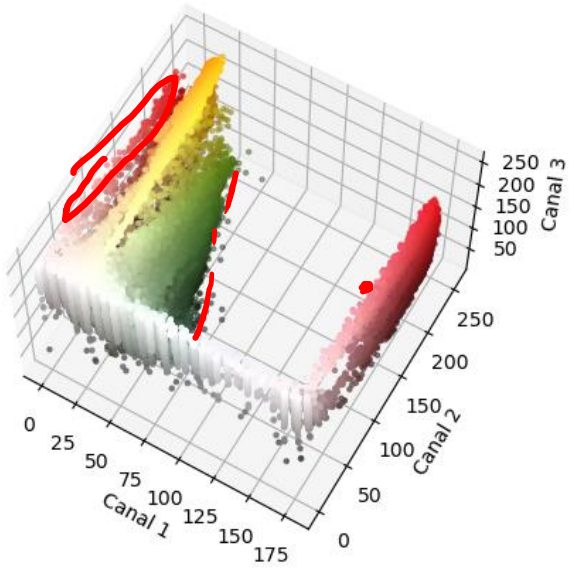


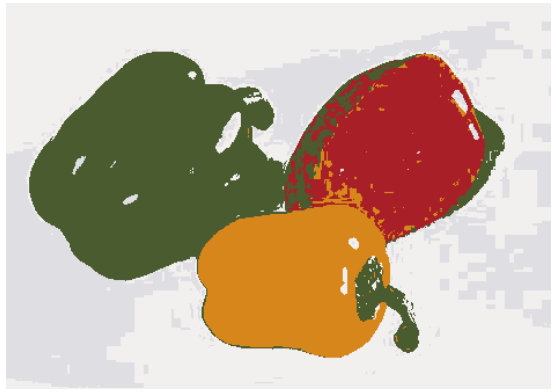
K-MEANS

- Hay que indicar cuántos grupos (clústers) se busca segmentar
- Hay métodos para intentar detectar cuántos grupos "hay" en la imagen, pero el método fundamentalmente asume que ya lo sabemos.
- El agrupamiento se puede pensar como una cuantización del espacio de características (en el caso del panda, niveles de gris)
- En lugar de agrupar intensidades de gris, podemos trabajar con el espacio de color
- También podríamos agrupar en un espacio de características (features) que involucre la posición espacial. Por ejemplo, en escala de grises (Intensidad + Pos X + Pos Y)
- Pros
  1. Método simple
  2. Converge a mínimos locales de la función de error
- Cons
  1. Consumo de memoria
  2. Necesidad de elegir K
  3. Sensible a la inicialización
  4. Sensible a outliers
  5. Solo encuentra dentro de una región esférica del espacio de características

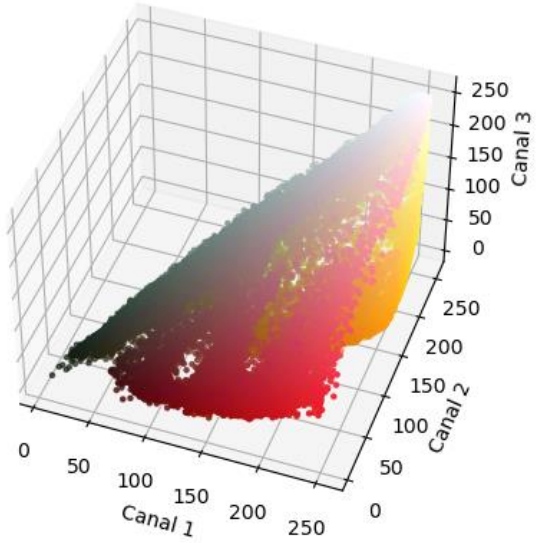
K-MEANS

Ejemplo: Segmentación de una misma imagen representada con diferentes espacios de color y su distribución en el espacio de características.





Espacio: HSV



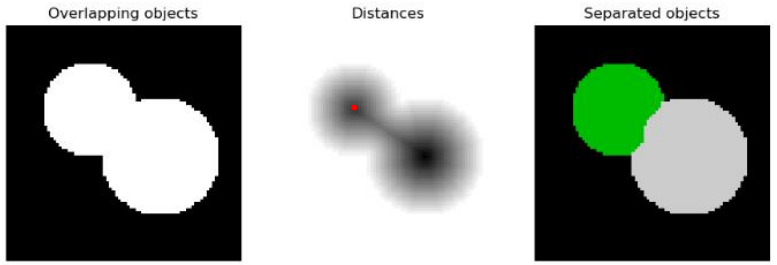
Espacio: RGB

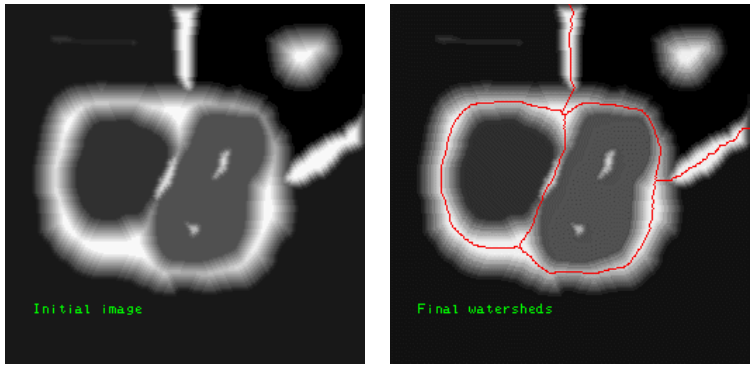
WATERSHED

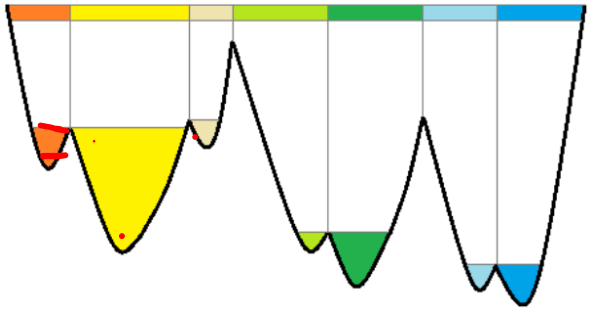
- La idea del método es segmentar la imagen en varios "cuencos" acumuladores.
- El método busca comenzar a inundar el paisaje de la imagen (pensada como superficie topográfica) en todos los mínimos locales y comenzar a etiquetar bordes a medida que las áreas (cuencos) de agua distinta comienzan a juntarse.
- Estos bordes se transforman en barreras (para que el agua de distintos colores no se termine mezclando) y se sigue inundando el paisaje hasta tapar todos los picos.
- Se podría utilizar este método aplicado a una imagen de magnitudes de gradiente (con suavizado previo) de manera de separar regiones homogéneas de crestas. De esta manera se podría utilizar también con imágenes color.
- La utilización de esta aproximación suele conducir a sobre segmentación por lo que una mejora al algoritmo consiste el agregado de marcadores (semillas) → **Marker Based Watershed**.

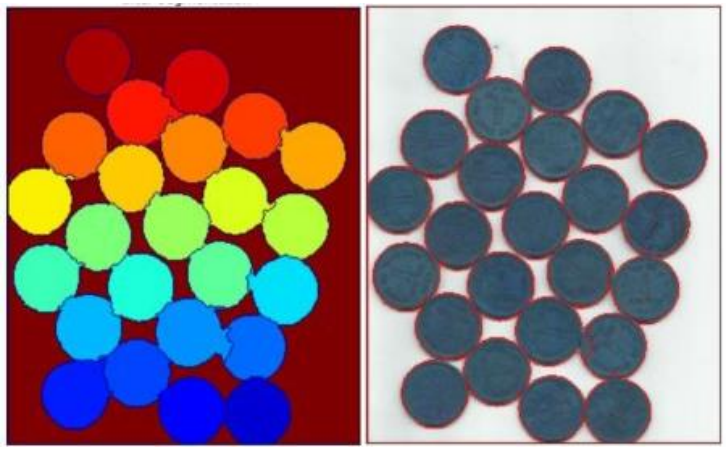
La indicación de marcadores puede ser:

1. De manera interactiva por el operador, con un click de mouse.
2. De manera automática, a través de una binarización, análisis morfológico y análisis de blobs.



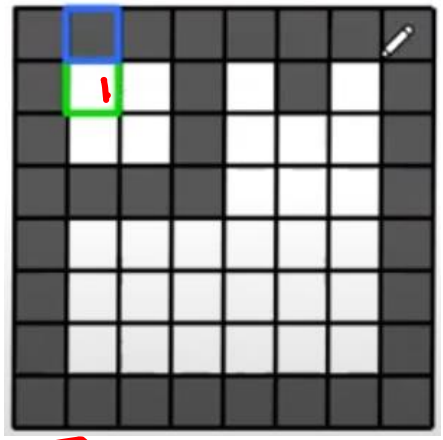


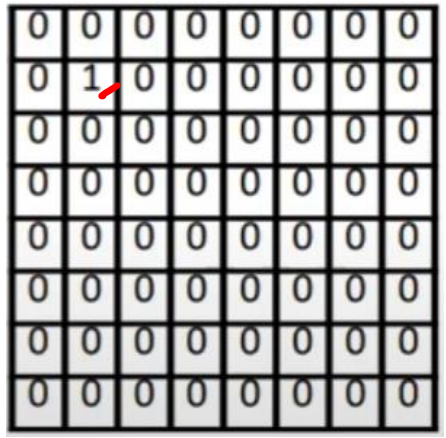




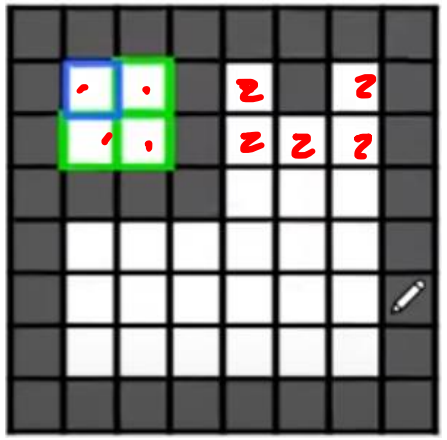
FLOOD FILLING (SOLO IMÁGENES BINARIAS)

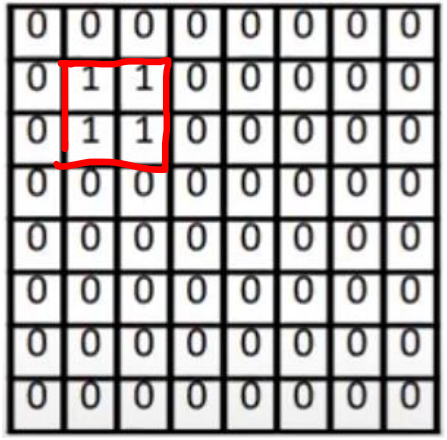
1.



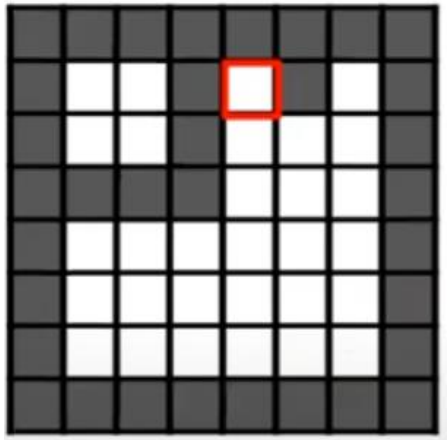


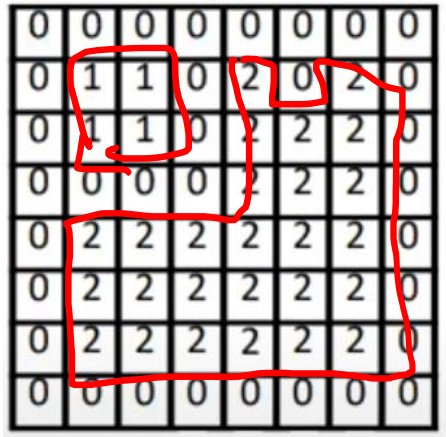
2.





3.

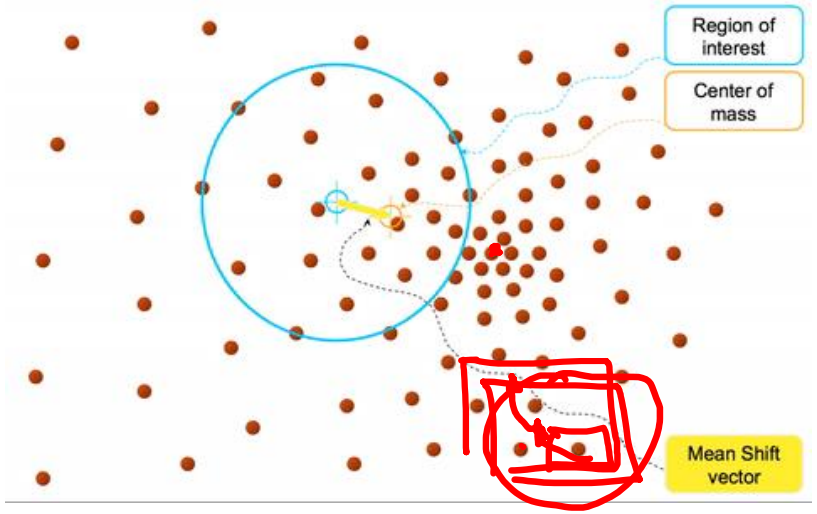


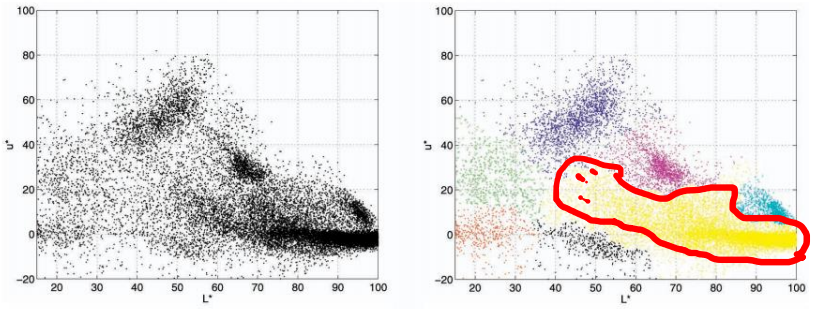


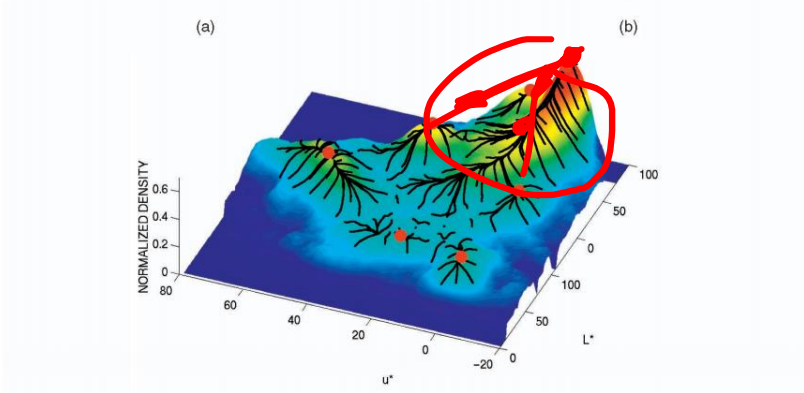
1. Encuentro un pixel que no es fondo
2. Si el pixel no tiene etiqueta asignada y no es vecino de otro pixel etiquetado: Le asigno una nueva etiqueta.
3. Si sus vecinos no tienen etiqueta les asigno la misma que al pixel central (siempre y cuando no sean fondo)
4. Me desplazo a otro pixel y repito desde paso 1 hasta que no queden elementos sin etiquetar

MEAN SHIFT

- En K-means
  - Necesitamos conocer la cantidad de grupos (clústers)
  - Somos sensibles a las condiciones de inicialización
  - Asumimos una distribución esférica alrededor de las características
- Busca los "modos" o máximos locales de las densidades en el espacio de características
  1. Supone una distribución de probabilidad en algún espacio de características (color, gradientes, textura, ubicación, etc.)
  2. Toma una región de interés (normalmente pesada por una gaussiana)
  3. Inicializa las ventanas en cada punto de característica individual (en cada píxel)
  4. Calcula el centro de masa de esa región
  5. Mueve el centro a la nueva región (a través del "mean shift vector")
  6. Luego de la convergencia une las ventanas (píxeles) que terminan cerca del mismo pico o modo de la función distribución







MEAN SHIFT

- **Pros**
  1. Encuentra automáticamente los puntos de atracción
  2. Solo precisa elegir un parámetro (el tamaño de ventana)
  3. No asume que la imagen se encuentre dividida en clústers (regiones)
  4. Técnica genérica para encontrar múltiples modos (picos)
- **Cons**
  1. Selección del tamaño de ventana
  2. No escala bien con el aumento de dimensiones en el espacio de características

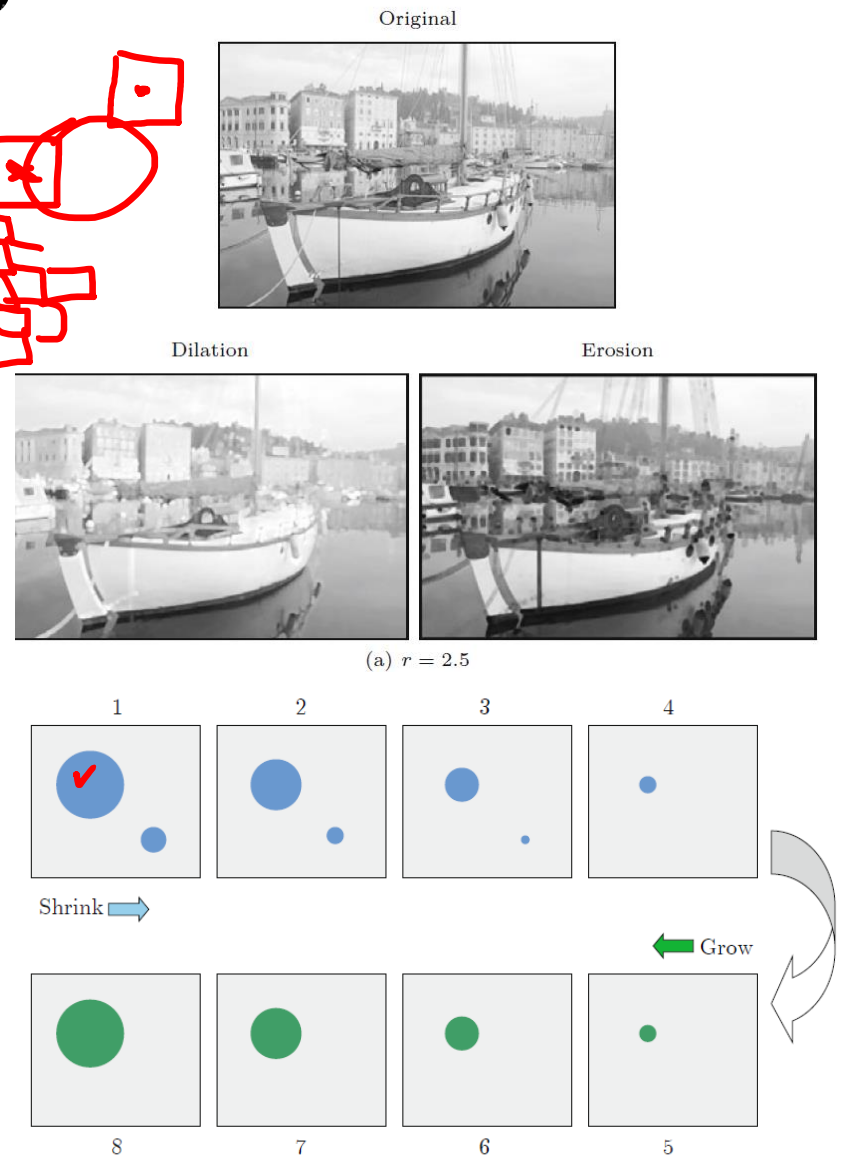
PROCESAMIENTO MORFOLÓGICO

- Son operaciones no lineales que se aplican a imágenes binarias (se pueden generalizar para color o escala de grises) y modifican la estructura de los objetos presentes.
- Cada operación requiere de dos elementos (además de los parámetros propios de cada caso en particular):
  - Imagen a procesar
  - Kernel o elemento estructurante
- Las operaciones morfológicas se resumen a superponer el elemento estructurante con la imagen (similar a *template matching*, filtrado convolucional, etc…) y decidir si el pixel central se mantiene como objeto, valor 255, o se convierte en fondo, valor 0.

Operaciones elementales:

- **Erosión:** Si todos los pixeles debajo del kernel valen 1 entonces el pixel central sobrevive, caso contrario se convierte en pixel de fondo, (se pone en cero)
- **Dilatación:** Si al menos 1 pixel debajo del kernel es distinto de cero entonces el pixel se pone en 1.

Estas operaciones se resuelven de manera eficiente mediante operadores lógicos AND y OR.



PROCESAMIENTO MORFOLÓGICO

Algunas operaciones mas usadas, realizadas con un kernel cuadrado de 5x5:

Imagen original

Erosión

Dilatación

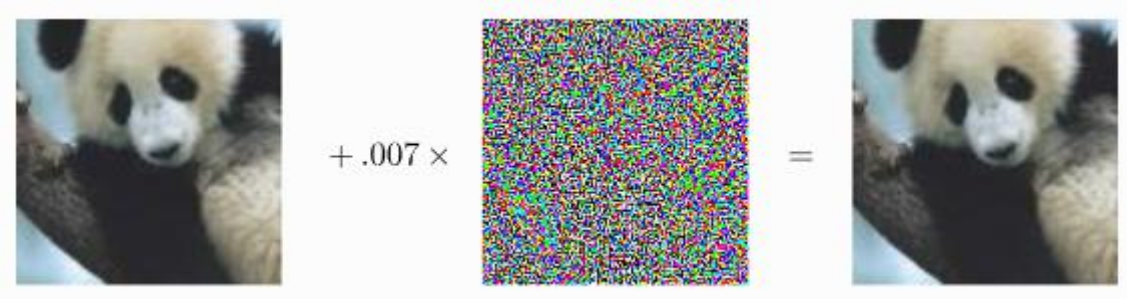
Cierre: Dilatación y erosión

Apertura: Erosión y dilatación

Gradiente: Dilatación - erosión

SEGMENTACIÓN: ATAQUES ADVERSARIOS

Existen técnicas de procesamiento de imágenes que permiten confundir redes neuronales y reducir la precisión de una predicción, o generar una salida intencionalmente distinta a la esperada.



- Muchos ataques adversarios están basados en ruido aditivo, generado de manera especifica para alterar las activaciones de algunas capas en redes neuronales de clasificación, detección y segmentación.

YOLO V8

Imagen de entrada original y resultado de la segmentación

Imagen de entrada con un ataque adversario y resultado de la segmentación