## Taller4

### April 6, 2024

# 1 Aplicacion de Algoritmos de Segmentacion a Imagenes de Melanomas Cutaneos

• Juan Manuel De La Torre.

CC. 1001.186.267 jdela@unal.edu.co

• Juliana Catalina De Castro Moreno.

CC. 1000.706.954 jdec@unal.edu.co

Todo el codigo fuente puede encontrarse en el siguiente repositorio: Github

## 2 Segmentación por similitud: División

La segmentación por similitud, específicamente mediante la técnica de división de regiones (o "splitting"), es un enfoque de procesamiento de imágenes y visión por computadora que busca particionar una imagen en subregiones más pequeñas que sean internamente homogéneas según ciertos criterios predefinidos, como la intensidad del color, la textura, o gradientes. Este método se basa en la premisa de que las regiones de una imagen que comparten atributos similares probablemente pertenezcan al mismo objeto o clase de objetos.

### 2.1 Principios Básicos

La técnica de división de regiones opera bajo dos principios fundamentales:

- 1. Homogeneidad: Cada región resultante debe ser lo más homogénea posible según el criterio o los criterios definidos. La homogeneidad puede referirse a la similitud en el color, la intensidad, la textura, etc. Se utilizan métricas específicas, como la varianza de la intensidad de los píxeles, para evaluar la uniformidad de la región.
- 2. División Recursiva: La imagen se divide recursivamente en regiones más pequeñas hasta que cada subregión cumple con el criterio de homogeneidad o hasta alcanzar un tamaño mínimo de región predefinido. Este proceso de división puede visualizarse como un árbol de decisión, donde cada nodo representa una región y cada bifurcación representa una división basada en la evaluación de homogeneidad.

#### 2.1.1 Proceso de Segmentación

El proceso de segmentación por división se puede describir en los siguientes pasos:

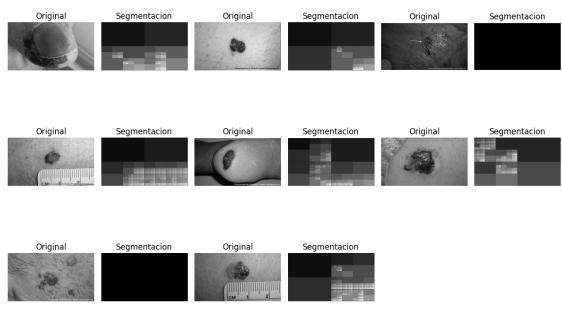
- 1. Inicio: Comenzar con la imagen completa como una única región.
- 2. Evaluación de Homogeneidad: Evaluar si la región actual es homogénea según el criterio definido. Si una región es suficientemente homogénea o menor que el tamaño mínimo especificado, se considera una región final y no se divide más.
- 3. **División:** Si la región no es homogénea, se divide en subregiones más pequeñas. Este paso se realiza de manera recursiva, dividiendo cada subregión hasta que todas las subregiones resultantes sean homogéneas o hasta alcanzar un límite de tamaño mínimo.
- 4. **Terminación:** El proceso termina cuando todas las regiones de la imagen son homogéneas según el criterio seleccionado o cuando se alcanza el tamaño mínimo de región. El resultado es un conjunto de regiones homogéneas que, en conjunto, representan la segmentación completa de la imagen.

#### 2.2 Código

- 1. Lee una imagen en escala de grises.
- 2. Aplica la técnica de división de regiones basada en la varianza de la intensidad.
- 3. Usa una función recursiva para dividir la imagen en regiones que superen un umbral de varianza dado y que sean mayores a un tamaño mínimo especificado.
- 4. Asigna una etiqueta única a cada región en la máscara de segmentación resultante para distinguir las diferentes regiones.

```
[]: import cv2
     import numpy as np
     import matplotlib.pyplot as plt
     import os
     def calculate_variance(region):
         """Calcula la varianza de una región de la imagen."""
         return np.var(region)
     def split_region(image, x, y, width, height, min_size, variance_threshold,_
      ⇒region id, segmentation mask):
         Divide recursivamente una región de la imagen si su varianza es mayor que_{\sqcup}
      \ominusel umbral dado
         y el tamaño de la región es mayor que el tamaño mínimo especificado.
         region = image[y:y+height, x:x+width]
         if width > min_size and height > min_size and calculate_variance(region) > __
      →variance threshold:
             # Calcula las nuevas dimensiones
             new_width, new_height = width // 2, height // 2
```

```
# Divide la región actual en 4 subregiones
        split_region(image, x, y, new_width, new_height, min_size,_
 ovariance_threshold, region_id, segmentation_mask)
        split_region(image, x + new_width, y, new_width, new_height, min_size,_
 →variance_threshold, region_id + 1, segmentation_mask)
        split_region(image, x, y + new_height, new_width, new_height, min_size,_
 yariance_threshold, region_id + 2, segmentation_mask)
        split_region(image, x + new_width, y + new_height, new_width,__
 -new_height, min_size, variance_threshold, region_id + 3, segmentation_mask)
        # Si la región no se divide, se asigna el mismo ID de región a toda la_{\sqcup}
 ⇔región
        segmentation mask[y:y+height, x:x+width] = region id
def region_split(image, min_size, variance_threshold):
    Función principal para iniciar la segmentación por división de la imagen_{\sqcup}
 \hookrightarrow dada.
    height, width = image.shape
    segmentation_mask = np.zeros((height, width), np.int32)
    # Inicia el proceso de división desde la imagen completa
    split_region(image, 0, 0, width, height, min_size, variance_threshold, 1, u
 ⇒segmentation_mask)
    return segmentation_mask
folder_path = "../Images"
image_files = os.listdir(folder_path)
num_images = len(image_files)
num cols = 3
num_rows = (num_images + num_cols - 1) // num_cols
plt.figure(figsize=(12, 8))
for i, filename in enumerate(image_files, 1):
    image_path = os.path.join(folder_path, filename)
    image = cv2.imread(image_path, cv2.IMREAD_GRAYSCALE)
    # Parámetros de segmentación
    min_size = 20 # Tamaño mínimo de la región
    variance_threshold = 1000 # Umbral de varianza para la división
```



# 3 Segmentación por similitud: Mezcla de regiones

La segmentación por similitud, en particular mediante la técnica de mezcla de regiones (también conocida como fusión de regiones), es un enfoque de procesamiento de imágenes y visión por computadora que tiene como objetivo dividir una imagen en segmentos o regiones que son similares según ciertos criterios como el color, la textura, la intensidad y otros atributos relevantes.

Este método se basa en el principio de que los píxeles dentro de una misma región comparten características similares, y por lo tanto, pueden agruparse para facilitar el análisis y la interpretación de la imagen.

### 3.1 Componentes clave de la Segmentación por Similitud

- 1. **Preprocesamiento:** Mejora la calidad de la imagen para la segmentación, aplicando técnicas como el suavizado para reducir el ruido y la mejora del contraste para destacar las características importantes.
- 2. Segmentación Inicial: Se realiza una primera segmentación para dividir la imagen en regiones basadas en algún criterio inicial simple, como un umbral de color o intensidad. Métodos comunes incluyen la segmentación de aguas divisorias, k-means y Canny edge detection.
- 3. Cálculo de Características: Para cada región identificada en la segmentación inicial, se calculan características representativas. Estas pueden incluir:
- 4. Color: El color promedio o la distribución de colores dentro de la región.
- 5. **Textura:** Características de la textura como contraste, homogeneidad, y energía, que pueden calcularse usando matrices de co-ocurrencia de niveles de gris.
- 6. **Forma:** Aspectos como el perímetro, el área, la excentricidad, y otros descriptores de forma. Ubicación y tamaño: La posición de la región dentro de la imagen y su tamaño.
- 7. **Criterios de Fusión:** Define cómo se determina la similitud entre regiones para decidir si deben fusionarse. Los criterios pueden ser:
- 8. **Umbral de Diferencia:** Fusionar regiones si la diferencia en sus características es menor a un umbral predefinido.
- 9. Análisis Clúster: Utilizar técnicas de agrupamiento para fusionar regiones basadas en la proximidad de sus características en el espacio de características. Fusión de Regiones: Basándose en los criterios de fusión, las regiones iniciales se combinan iterativamente para formar regiones más grandes que cumplan con los criterios de similitud establecidos. Este proceso continúa hasta que no se puedan fusionar más regiones sin violar los criterios de similitud.
- 10. **Postprocesamiento:** Refinamiento final de la segmentación, que puede incluir suavizado de bordes y eliminación de regiones pequeñas o atípicas para mejorar la coherencia y la apariencia visual de los segmentos.

```
homogeneity = graycoprops(glcm, 'homogeneity').flatten()
    energy = graycoprops(glcm, 'energy').flatten()
    correlation = graycoprops(glcm, 'correlation').flatten()
    return np.concatenate([contrast, dissimilarity, homogeneity, energy,
 ⇔correlation])
def preprocess_image(image):
    Aplica preprocesamiento a la imagen para mejorar la segmentación.
    # Aplicar suavizado para reducir el ruido
    blurred = cv2.GaussianBlur(image, (7, 7), 0)
    return blurred
def initial_segmentation(image):
    Realiza una segmentación inicial de la imagen.
    # Convertir a escala de grises y binarizar
    gray = cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
    thresh = cv2.threshold(gray, 0, 255, cv2.THRESH BINARY | cv2.THRESH OTSU)[1]
    # Aplicar la transformación de distancia y la segmentación de aquasu
 \hookrightarrow divisorias
    dist_transform = cv2.distanceTransform(thresh, cv2.DIST_L2, 5)
    ret, sure_fg = cv2.threshold(dist_transform, 0.7 * dist_transform.max(),_
 4255, 0)
    sure_fg = np.uint8(sure_fg)
    unknown = cv2.subtract(cv2.dilate(thresh, np.ones((3,3),np.uint8),_
 →iterations=3), sure_fg)
    # Marcadores para aguas divisorias
    ret, markers = cv2.connectedComponents(sure fg)
    markers = markers + 1
    markers[unknown == 255] = 0
    return markers
def merge_regions(image, markers, color_threshold=30, texture_threshold=0.5):
    Mezcla regiones basadas en color y textura.
    labels = np.unique(markers)
    label_info = []
    for label in labels:
        if label == 0: # Fondo
```

```
continue
        mask = markers == label
        region = image[mask]
        # Calcula color promedio y características de textura
        color = np.mean(region, axis=0)
        texture = calculate_texture_features(cv2.cvtColor(region.reshape(-1, 1, __

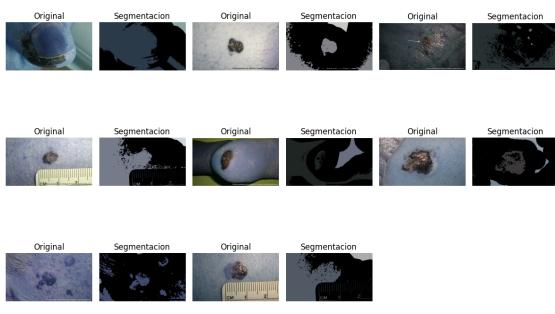
¬3), cv2.COLOR_BGR2GRAY))
        label_info.append((label, color, texture))
    # Clustering basado en color y textura
    features = np.array([np.concatenate([color, texture]) for _, color, texture_
 →in label_info])
    kmeans = KMeans(n_clusters=min(5, len(features))).fit(features)
    # Reconstruir imagen
    result = np.zeros_like(image)
    for idx, (label, _, _) in enumerate(label_info):
        cluster_label = kmeans.labels_[idx]
        mask = markers == label
        result[mask] = kmeans.cluster_centers_[cluster_label][:3] # Usar solo__
 ⇒parte de color
    return result
def segment_by_similarity(image):
    Función principal para segmentar la imagen por similitud.
    preprocessed = preprocess_image(image)
    markers = initial_segmentation(preprocessed)
    result = merge_regions(image, markers)
    return result
folder_path = "../Images"
image_files = os.listdir(folder_path)
num_images = len(image_files)
num cols = 3
num_rows = (num_images + num_cols - 1) // num_cols
plt.figure(figsize=(12, 8))
```

```
for i, filename in enumerate(image_files, 1):
    image_path = os.path.join(folder_path, filename)
    image = cv2.imread(image_path)

result = segment_by_similarity(image)

plt.subplot(num_rows, num_cols * 2, i * 2 - 1)
    plt.imshow(image, cmap='gray')
    plt.title("Original")
    plt.axis('off')
    plt.subplot(num_rows, num_cols * 2, i * 2)
    plt.imshow(result, cmap='gray')
    plt.title("Segmentacion")
    plt.axis('off')

plt.tight_layout()
plt.show()
```



```
import cv2
import numpy as np
from skimage.feature import graycomatrix, graycoprops
from skimage import img_as_ubyte
from sklearn.metrics import pairwise_distances

def preprocess_image(image):
    """
```

```
Aplica un filtro quissiano para suavizar la imagen.
   return cv2.GaussianBlur(image, (5, 5), 0)
def initial_segmentation(image):
   Utiliza la segmentación de aguas divisorias para obtener regiones iniciales.
   gray = cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR BGR2GRAY)
   ret, thresh = cv2.threshold(gray, 0, 255, cv2.THRESH_BINARY_INV + cv2.
 →THRESH OTSU)
    # Eliminación de ruido y determinación de fondo
   kernel = np.ones((3, 3), np.uint8)
   opening = cv2.morphologyEx(thresh, cv2.MORPH_OPEN, kernel, iterations=2)
   sure_bg = cv2.dilate(opening, kernel, iterations=3)
   # Detección de áreas seguras de primer plano
   dist transform = cv2.distanceTransform(opening, cv2.DIST L2, 5)
   ret, sure_fg = cv2.threshold(dist_transform, 0.7*dist_transform.max(), 255,_
 ⇔0)
    # Identificación de áreas desconocidas
   sure_fg = np.uint8(sure_fg)
   unknown = cv2.subtract(sure_bg, sure_fg)
   # Etiquetado de marcadores
   ret, markers = cv2.connectedComponents(sure_fg)
    # Añadir uno a todos los marcadores para asegurar que el fondo sea 1, no 0
   markers = markers + 1
   # Marcado del área desconocida con cero
   markers[unknown == 255] = 0
   markers = cv2.watershed(image, markers)
   image[markers == -1] = [255, 0, 0] # Marcando bordes con rojo
   return markers
def calculate_region_features(image, markers):
    Calcula el color promedio y las características de textura para cada región.
   regions = np.unique(markers)
   features = []
   for region in regions:
```

```
if region == -1: # Iqnorar bordes
            continue
        mask = markers == region
        region_pixels = image[mask]
        # Color promedio
        color_feature = np.mean(region_pixels, axis=0)
        # Textura
        gray_region = cv2.cvtColor(region_pixels.reshape(-1, 1, 3), cv2.
 →COLOR BGR2GRAY)
        glcm = graycomatrix(img_as_ubyte(gray_region), [1], [0], 256, __
 ⇔symmetric=True, normed=True)
        texture_feature = graycoprops(glcm, 'contrast')[0, 0]
        features.append((region, color_feature, texture_feature))
    return features
def merge_regions(image, markers, features, color_threshold=30,__
 →texture_threshold=5):
    HHHH
    Fusiona regiones basadas en la similitud de sus características de color y
 \hookrightarrow textura.
    11 11 11
    # Calcular distancias entre características
    for i, (region_i, color_i, texture_i) in enumerate(features):
        for j, (region_j, color_j, texture_j) in enumerate(features):
            if i >= j:
                continue
            color_distance = np.linalg.norm(color_i - color_j)
            texture_distance = abs(texture_i - texture_j)
            if color_distance < color_threshold and texture_distance <_
 →texture threshold:
                # Fusionar regiones
                markers[markers == region_j] = region_i
    # Recalcular características después de la fusión
    new_features = calculate_region_features(image, markers)
    return markers, new_features
def visualize_segmentation(image, markers):
    Visualiza la segmentación coloreando cada región con su color promedio.
    segmented_image = np.zeros_like(image)
```

```
for region, color, _ in features:
        segmented_image[markers == region] = color
   return segmented_image
folder_path = "../Images"
image_files = os.listdir(folder_path)
num_images = len(image_files)
num cols = 3
num_rows = (num_images + num_cols - 1) // num_cols
plt.figure(figsize=(12, 8))
for i, filename in enumerate(image_files, 1):
    image_path = os.path.join(folder_path, filename)
    image = cv2.imread(image_path)
   # Preprocesamiento
   preprocessed_image = preprocess_image(image)
   # Segmentación inicial
   markers = initial_segmentation(preprocessed_image)
    # Cálculo de características
   features = calculate_region_features(image, markers)
    # Fusión de regiones basada en similitud de características
   markers, features = merge_regions(image, markers, features)
    # Visualización
   segmented_image = visualize_segmentation(image, markers)
   plt.subplot(num_rows, num_cols * 2, i * 2 - 1)
   plt.imshow(image)
   plt.title("Original")
   plt.axis('off')
   plt.subplot(num_rows, num_cols * 2, i * 2)
   plt.imshow(segmented image)
   plt.title("Segmentacion")
   plt.axis('off')
plt.tight_layout()
plt.show()
```

