

Segundo Proyecto - Segmentando Glóbulos rojos para detectar Malaria

Juan Miguel Gutierrez y Felipe Guzmán

Marzo 2021

1. Introducción

Un cuadro hematológico que puede tener un impacto pertinente es el cuadro de anemias, especialmente los cuadros agudos de anemias hemolíticas. En donde se sobrepasa la capacidad de compensación e la médula osea para producir nuevos glóbulos rojos. Uno de los inconvenientes mas comunes es el tiempo necesario que conlleva hacer una revisión adecuada y la disponibilidad de un personal con amplia experiencia en su interpretación objetiva y confiable. Para esto es útil el procesamiento de imágenes digitales de microscopio con algoritmos de reconocimiento de patrones, para la identificación de diferentes elementos sanguíneos.

2. Construcción de Ground Truth

Para poder comparar los métodos que vamos a utilizar será útil hacer un clasificación manual y comparar finalmente que método es mejor en promedio.

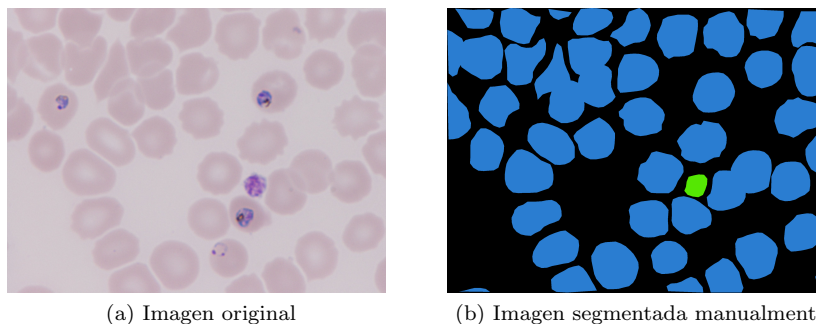


Figura 1: Mostramos el resultado obtenido al hacer la segmentación manual de los hematíes utilizando CVAT.

3. Teoría y Métodos

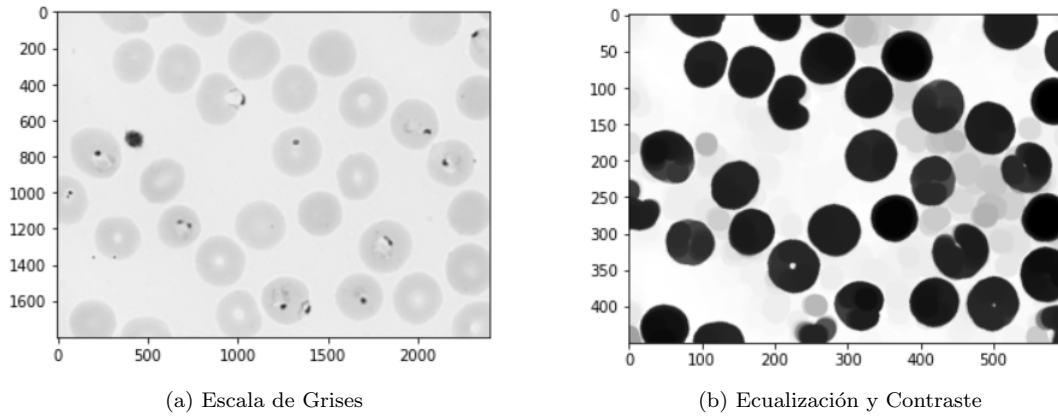
3.1. Métrica de Segmentación

Se utilizara el ground truth creado por todos para evaluar los diferentes métodos de segmentación. Se utilizara el coeficiente de IoU, el cual se calcula como

$$IoU = \frac{A \cap B}{A \cup B}$$

3.2. Preprocesamiento y postprocesamiento

Para preprocesar la imagen decidimos utilizar solo la escala de grises. Luego decidimos realizar una ecualización del histograma, luego aumentar el contraste de la imagen con la función gamma. Finalmente le aplicamos un closing con un disco de tamaño de para limpiar ruido.



3.3. Segmentación básica usando umbralización

Para utilizar el método de umbralización se eligió multi-Otsu, que lo que termina haciendo es realizar una segmentación automática de la imagen de los límites de blanco y negro. El algoritmo retorna una sola intensidad que separa los píxeles en dos clases. Luego obtenemos la clase correspondiente a la de los hematíes y la comparamos con la manual.

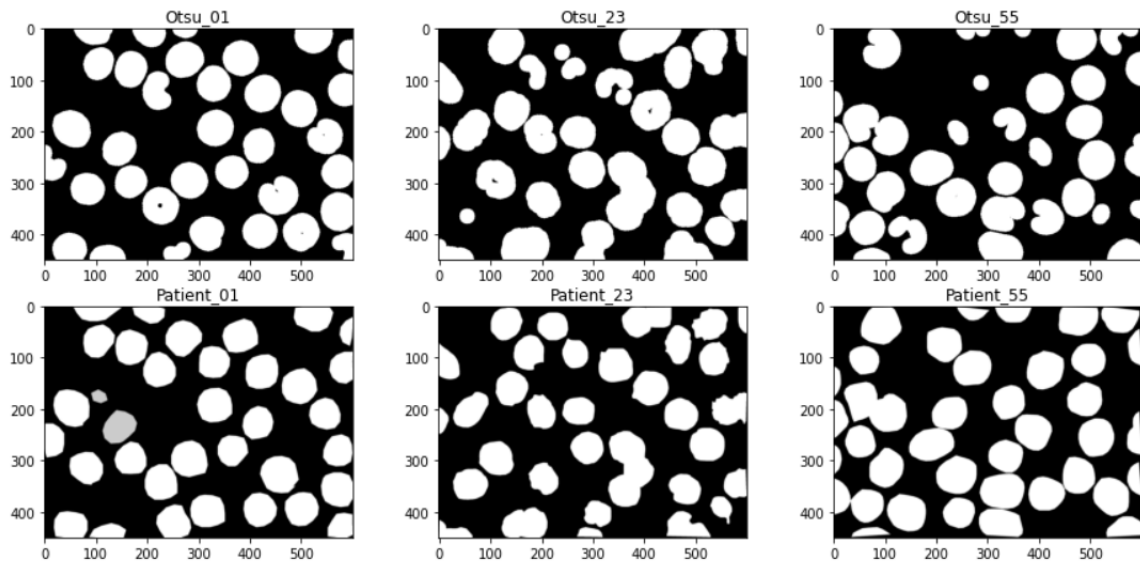


Figura 2: Método de segmentación Multi-Otsu

El IoU de este método nos da en promedio 0.89.

3.4. Segmentación básica usando detección de bordes

Para esta segmentación utilizamos una técnica de detección de bordes utilizando Canny. Así mismo también utilizamos dilatación y llenado de huecos para encontrar los hematíes.

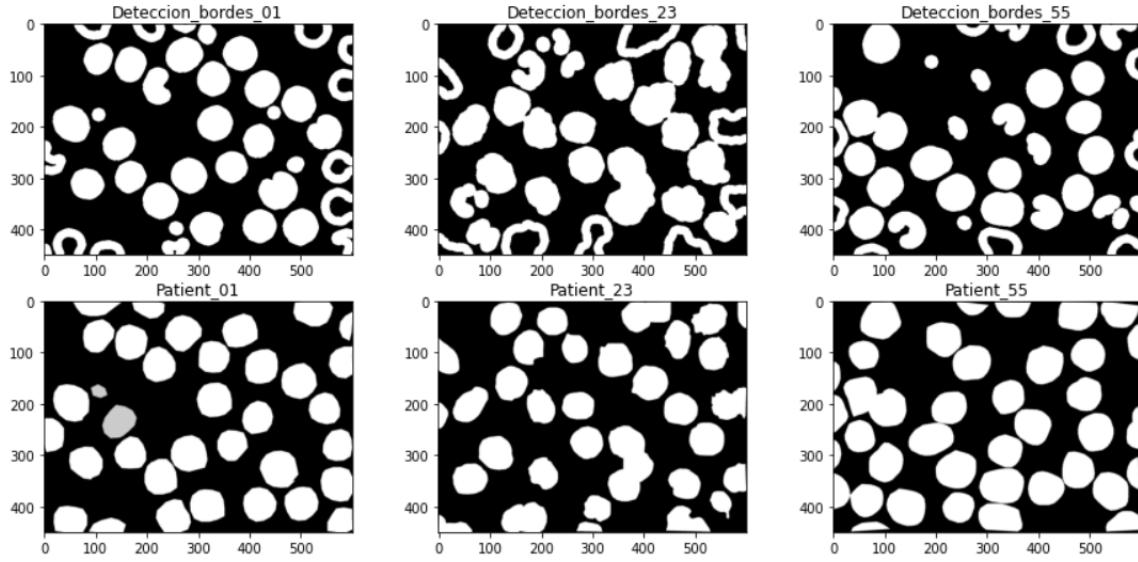


Figura 3: Método de segmentación Canny y dilatación

El IoU de este método nos da en promedio 0.72.

3.5. Segmentación usando clustering/super píxeles

En este método se utilizó clustering de modelos gaussianos junto con la técnica SLIC. El método SLIC agrupa píxeles similares convirtiéndolos en superpíxeles. Luego se procede a hacer un modelo gaussiano para segmentar los hematíes.

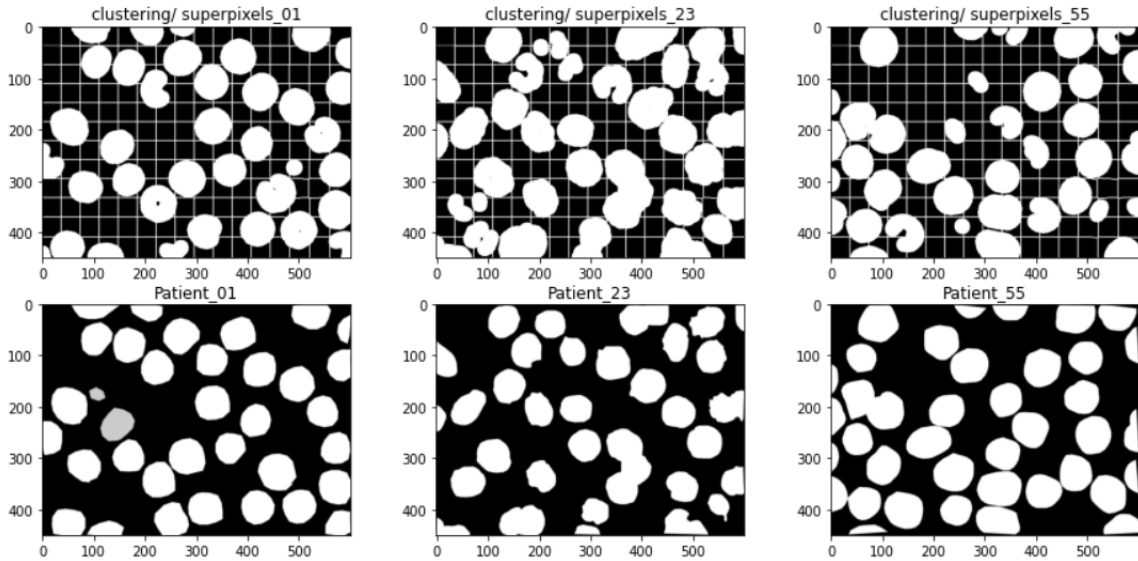


Figura 4: Segmentación de modelos mixtos gaussianos

3.6. Segmentación usando transformación Watershed y marcadores

Primero se determina el gradiente de la imagen sobre la escala de grises. Luego se determinan los marcadores externos e internos para la transformación de Watershed. Para determinar el marcador externo se utiliza la transformada de distancia de la inversa del marcador interno. Luego se aplica la transformada de Watershed sobre la imagen.

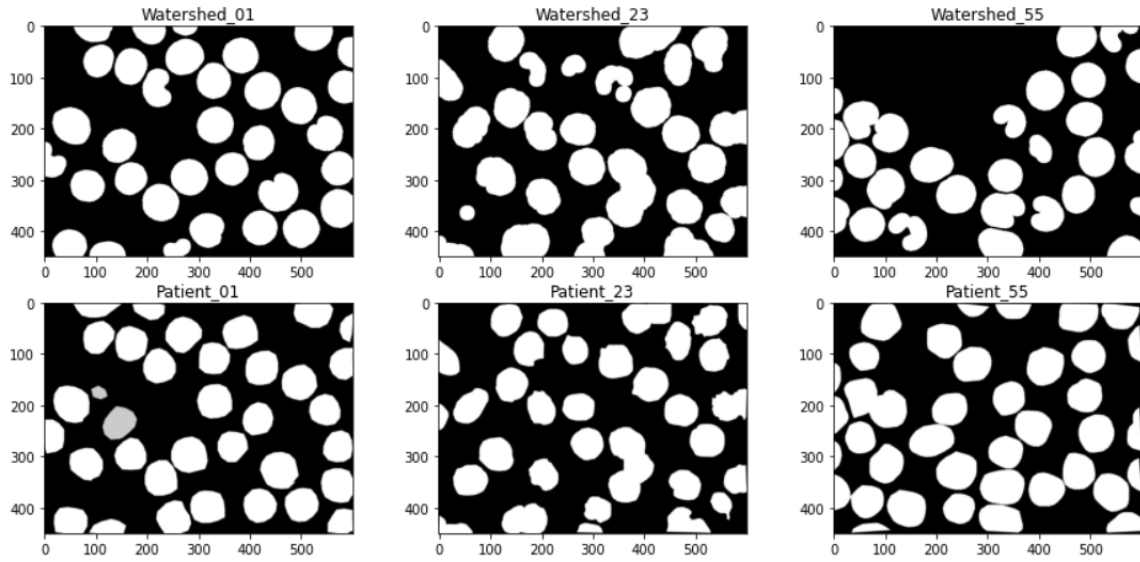


Figura 5: Segmentación de modelos mixtos gaussianos

3.7. Inferencia sobre las regiones traslapadas de los hematíes

En este método se utilizó la transformada de Hough para detectar los círculos que forman los hematíes. Primero se generan los bordes utilizando el método de Canny y luego si se procede a hacer la transformada de Hough Circular aunque este método parece no está bien implementado en Python.

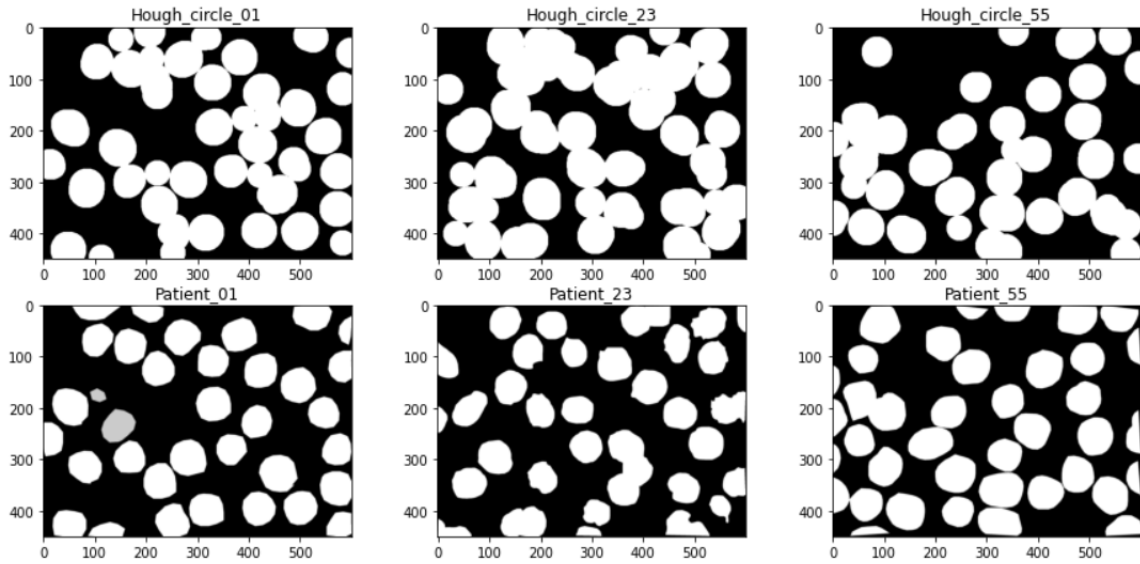


Figura 6: Segmentación de modelos mixtos gaussianos

3.8. Felzenszwalb (Metodo Propio)

Para el método propio decidimos utilizar el método de Felzenszwalb, el cual es un algoritmo de segmentación el cual partición regiones de píxeles con propiedades similares. Esto utilizando un grafo para capturar propiedades locales de la imagen. El método de Felzenszwalb reconoce los bordes de la imagen y luego finalmente escogemos la región que corresponde a la segmentación de los Hematíes.

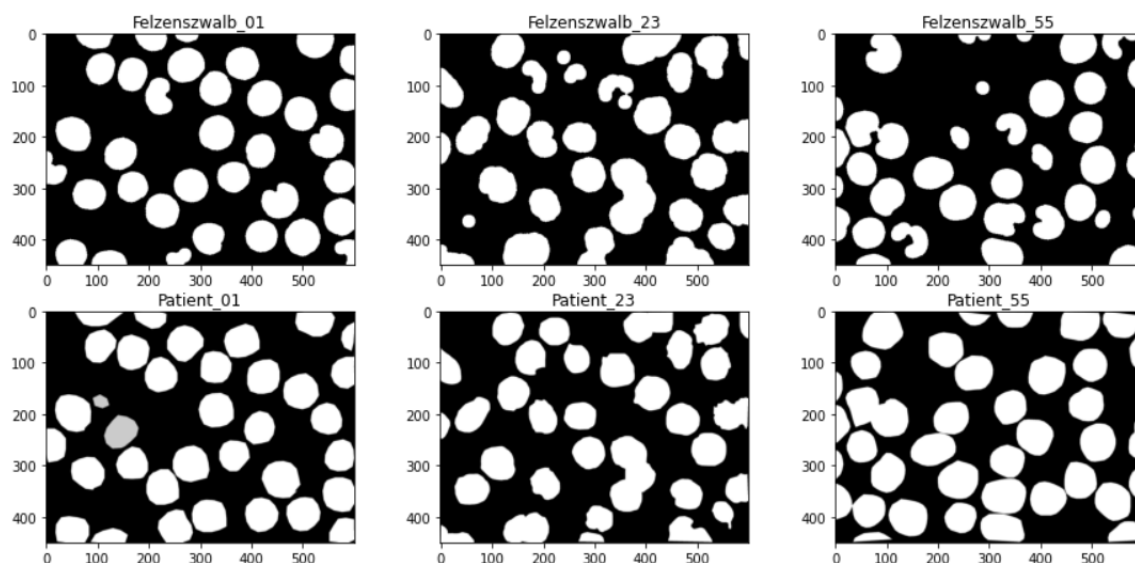


Figura 7: Metodo de Felzenszwalb

4. Resultados

Al comparara la media del índice IoU de todas las imágenes el mejor método de clasificación para los hematíes termino siendo la umbralización n un valor de 0.77, después le sigue detección de bordes con 0.76, y el peor de todo los métodos es el método de Hough con círculos con un puntaje de 0.69. Teniendo en cuenta que la umbralización es el método mas simplemente es por mucho el mejor método de segmentación de los hematíes.

	Metodo	Valor
0	umbralización	0.777417
1	Detección de Bordes	0.763064
2	Clustering/Super Pixel	0.730118
3	Watershed	0.757354
4	Hough-Circulos	0.699125
5	Felzenszwalb	0.728811

Figura 8: promedio de IoU