

Entrega 2.Herramientas para Clasificación de Imágenes

Santiago Villalba
Universidad de los Andes
Cra. 1 18a 12, Bogotá, Colombia
sh.villalba@uniandes.edu.co

Nicolás Garnica
Universidad de los Andes
Cra. 1 18a 12, Bogotá, Colombia
pn.garnicar@uniandes.edu.co

1. Filtro Mediano Adaptativo

1.1. En qué consisten los ruidos sal y pimienta, uniforme y gaussiano.

El ruido sal pimienta se caracteriza por cubrir la imagen por una serie de puntos que toman como valor el máximo o mínimo de intensidad en la escala de grises (valores blancos y negros)[1]. Como el que se puede notar en la imagen 1 dado los puntos que se observan en esta que son de intensidades máximas y mínimas en la escala de grises.

El ruido uniforme se caracteriza por tomar valores en un intervalo equiprobable determinado de valores.

El ruido Gaussiano se caracteriza por que las intensidades de los píxeles que componen la imagen cambian de acuerdo con una distribución normal[2]. Como el que se observa en la imagen 2.

1.2. ¿cómo cambia la imagen resultante al variar el tamaño de la ventana?

Para la imagen 1, a medida que se va aumentando el tamaño de la ventana se elimina el ruido completamente, sin embargo en el caso donde se usa un valor de ventana inicial 9x9, la imagen pierde mucha información y se suaviza de manera elevada. Para la imagen 2, el ruido no se elimina usando las ventanas de tamaños iniciales 3x3 y 5x5, pero si desaparece en la ventana 9x9; sin embargo, se suaviza la imagen hasta el punto de verse borrosa.



Figure 1. Imágenes con distintos tamaños de ventana

1.3. Distintos kernels Gaussianos

Para ambas imágenes se evaluaron diferentes Kernels Gaussianos que varían en tamaño (específicamente de tamaños 3, 5 y 7), y valor de sigma (1 y 2) utilizando la función gaussian kernel, con el fin de observar qué cambios se presentan en las imágenes. Luego de aplicar los Kernels, se pudo observar que no hubo cambios significativos en la imagen 1, ya que el ruido se seguía presentando en esta imagen. Por otra parte, fue posible eliminar el ruido aplicando un tamaño igual a 7 con un sigma igual a 2. En la figura 2 se evidencia los resultados de este proceso con un sigma igual a 2, siendo este el mejor valor de sigma.

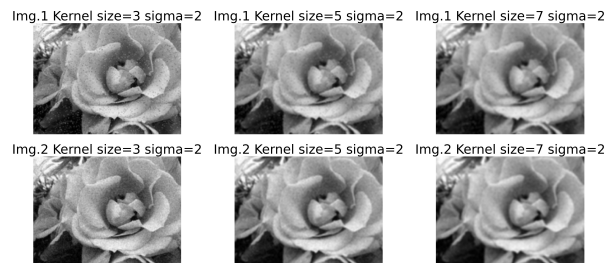


Figure 2. Distintos Kernels

1.4. Mejores resultados

El mejor resultado para la imagen 1 fue usando el filtro mediano adaptativo con un tamaño de ventana inicial de 3x3. Para la imagen 2 el mejor resultado fue aplicando el filtro gaussiano con un tamaño igual a 7 y un sigma igual a 2.

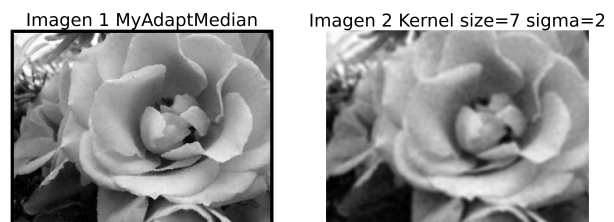


Figure 3. Distintos Kernels

2. Continuación problema biomédico

2.1. Algoritmo de Cross-correlación normalizada

Para el algoritmo de cross-correlación normalizada, se tomo la ecuación mostrada en la figura 4. como referencia

$$\gamma(u, v) = \frac{\sum_{x,y} [f(x, y) - \bar{f}_{u,v}] [t(x - u, y - v) - \bar{t}]}{\left\{ \sum_{x,y} [f(x, y) - \bar{f}_{u,v}]^2 \sum_{x,y} [t(x - u, y - v) - \bar{t}]^2 \right\}^{0.5}}$$

$$=$$

$$\frac{1}{n} \sum_{x,y} \frac{1}{\sigma_f \sigma_t} (f(x, y) - \mu_f) (t(x, y) - \mu_t).$$

Figure 4. Ecuación de criss-correlación normalizada [3]

De esta manera se tuvo en cuenta la media y desviaciones estandar de la ventana iterante de la imagen y del kernel. tamvién se eliminaron los posibles valores indeterminados donde las varianzas son iguales a cero. estos valores indeterminados fueron igualados a cero.

2.2. Cómo espera que sean las respuestascualitativas de cada tipo de imagen al kernel seleccionado? ¿Espera que la respuesta cuantitativa de las imágenes con células sanas sea mayor o menor que aquella de las células infectadas? ¿Porqué?

Como respuesta al kernel, supusimos que entre mas alta fuera la respuesta, la intensidad de gris del mapa de correlación debería ser mayor en las imagenes infectadas en comparación con las imágenes de células sanas. En la figura 5. se pueden observar los kernels utilizados para la cross-correlación con la base de datos de test.

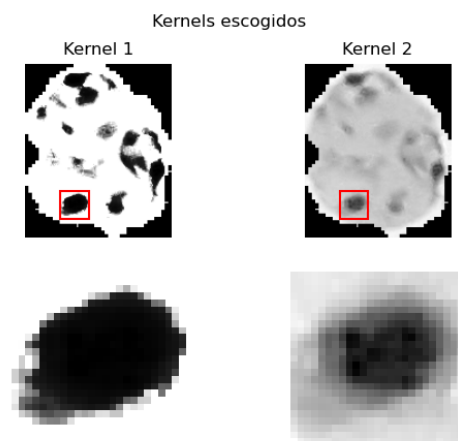


Figure 5. Kernels escogidos para el procesamiento

Dado que una respuesta alta al kernel debe generar intensidades altas, se esperaria una respuesta en la cual el valor máximo de intensidad se alcance en las imágenes infectadas, por lo que el valor de medición tomado fue el máximo de intensidades, y se establecio un umbral de 0.75. Si la respuesta de cross-correlacion con el kernel de una imagen de test, que en este caso es la intensidad máxima de la imagen, es mayor al umbral; entonces la imagen será clasificada como 'Parasited', de lo contrario, será calsficada como 'Unparasited'.

2.3. Cómo se comparan las respuestas a la cross-correlación normalizada de las imágenes pre-procesadas (con el histograma especificado) frente a las originales?

De acuerdo con los resultado mostrados en la figura 6.

Imagen	¿Pre-procesada?	Respuesta Kernel 1	Predicción
1	No	0,718	Parasited
2	No	0.636	Unparasited
3	No	0.596	Unparasited
4	No	0.696	Parsited
5	No	0.727	Parasited
6	No	0.646	Unparasited
7	No	0.691	Parasited
8	No	0.76	Parasited
9	No	0.55	Unparasited
10	No	0.63	Unparasited
Imagen	¿Pre-procesada?	Respuesta Kernel 2	Predicción
1	Si	0,86	Parasited
2	Si	0,64	Unparasited
3	Si	0,69	Parasited
4	Si	0,68	Unparasited
5	Si	0,49	Unparasited
6	Si	0,75	Parasited
7	Si	0,45	Unparasited
8	Si	0,84	Parasited
9	Si	0,53	Unparasited
10	Si	0.64	Unparasited

Figure 6. Resultados de la clasificación

Y Dado que la respuesta a la cross correlación fue muy similar, como se observa en la figura 7.

Respuestas de Cross-correlación

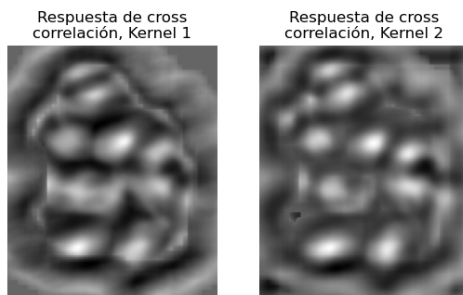


Figure 7. Respuesta de cross-correlación con ambos kernels para la imagen pre-procesada 'Parasited' de la carpeta train

Podemos decir que los resultados se ven influenciados por el pre procesamiento realizado. Las imágenes pre procesadas tienden a tener un mayor contraste entre sus niveles de gris, en donde se realtan estructuras que no son de interés, es decir, estructuras adicionales a los parásitos. Esto genera falsos positivos, haciendo que la cross-correlación de como resultado una respuesta alta en algunas imágenes no parasitadas. Por lo que es posible que este pre-procesamiento no ayude con la identificación de los parásitos.

2.4. ¿Por qué cree que el template matching funciona para clasificación? ¿Qué limitaciones tiene este método para otro tipo de bases de datos y tareas?

El template matching funciona en este caso ya que la estructura que se quiere identificar es visible y contrasta con el fondo del resto de la célula. Al pre-procesar las imágenes, se generan estructuras adicionales en las imágenes sanas, debido principalmente a la ecualización de estas. Estas estructuras actúan como falsos positivos, explicando las clasificaciones incorrectas. El template matching funciona principalmente por que se busca conocer la respuesta a un molde predeterminada que fue sacado de una imagen la cual sabemos que contiene las estructuras de los parásitos de interés. Sin embargo, el método de template matching podría verse limitado si se consideraran clases adicionales, es decir, para un problema multiclase. Además de que el método es sensible a la orientación de los objetos, los cuales a pesar de tener estructura igual, por encontrarse en otra posición dentro de la imagen es difícil obtener un valor alto de cross-correlación con un template que únicamente tiene una orientación. Finalmente, este método también es sensible a estructuras que tengan forma similar pero que no sean las estructuras que se desean identificar.

References

- [1] LinkFang, "Ruido sal y pimienta," 2020. [Online]. Available: https://es.linkfang.org/wiki/Ruido_sal_y_pimienta
- [2] alojamientos, "Tema 3: Filtros," 2020. [Online]. Available: <http://alojamientos.us.es/gtocom/pid/tema3-1.pdf>
- [3] LewisJ, "Fast normalized cross-correlation," 1995. [Online]. Available: <http://scribblethink.org/Work/nvisionInterface/nip.pdf>

Realizado en \LaTeX