

# Detección de artefactos en imágenes de fondo de ojo con plantillas gaussianas

Enrique Sierra<sup>1</sup>

**Abstract**—The presence of artifacts in photographs generated by dust particles in the sensor or lens of the camera is a problem that affects the fundus images. In this work we propose a methodology for the detection of artifacts from a set of photographs acquired with the same retinograph. The proposed methodology is based on the normalized cross-correlation operation with Gaussian templates. The results show that the technique allows obtaining satisfactory detections depending on the size of the Gaussian template.

## RESUMEN

La presencia de artefactos en fotografías generados por partículas de polvo en el sensor o lente de la cámara es un problema que afecta a las imágenes de fondo de ojo. En este trabajo proponemos una metodología de detección de artefactos a partir de un conjunto de fotografías adquiridas con el mismo retinógrafo. La metodología planteada está basada en la operación correlación cruzada normalizada con plantillas de forma gaussiana. Los resultados demuestran que la técnica permite obtener detecciones satisfactorias dependiendo del tamaño de la plantilla gaussiana.

## I. INTRODUCCIÓN

Las imágenes de fondo de ojo son fotografías del polo posterior del globo ocular obtenidas mediante un dispositivo llamado retinógrafo. Este es un microscopio especial unido a una cámara que permite explorar a través de la pupila y, como su nombre indica, permite obtener fotos a color de la retina.

En una imagen retiniana se pueden observar distintas estructuras del ojo como el disco óptico, la mácula y los vasos sanguíneos (véase figura 1). Teniendo en cuenta que una gran variedad de enfermedades se manifiesta en la retina con diferentes signos y anomalías, las imágenes de fondo de ojo son una herramienta no invasiva de gran utilidad para tareas de diagnóstico médico [1].

En aplicaciones de adquisición de imágenes de fondo de ojo, como en cualquier aplicación fotográfica, la adhesión de partículas de polvo al sensor o lente de una cámara es un problema común. Cuando se intercambia la lente de una cámara, el sensor queda expuesto al ambiente lo que da la posibilidad de que algunas partículas que están en el aire se posicionen y adhieran al sensor. Cuando esta contaminación ocurre, las partículas impiden la llegada de luz a pequeñas regiones del sensor, lo que da como resultado la presencia de puntos oscuros en las fotografías obtenidas que no hacen parte de la escena u objeto fotografiado. En la figura 2 se muestra una sección de una fotografía de fondo de ojo

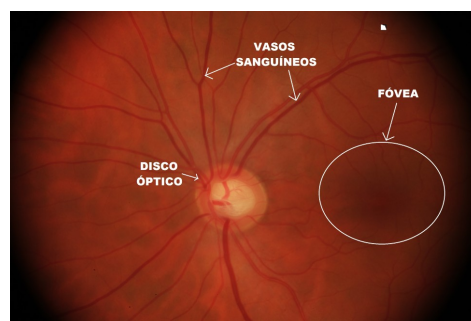


Fig. 1: Imagen de fondo de ojo. Se observan distintas estructuras de la retina.

donde se observan artefactos, los cuales están señalados con rectángulos amarillos.



Fig. 2: Imagen de fondo de ojo con artefactos (señalados con rectángulos amarillos).

En general, los artefactos pueden tener efectos indeseados en los resultados de tareas de procesamiento de imágenes. Por lo tanto, la eliminación de los artefactos puede ser una etapa que debe realizarse previamente a una operación que involucra procesamiento de imágenes. En particular, para el caso de las imágenes de fondo de ojo, este tipo de artefactos puede confundirse con lesiones o anomalías en la retina, lo que da la posibilidad de afectar el diagnóstico médico.

Existen herramientas y métodos para limpiar el sensor de una cámara. Sin embargo, esta tarea requiere las habilidades de un experto, debido a que puede ser complicada y riesgosa por comprometer la integridad del sensor. Además, enviar un retinógrafo para su limpieza puede significar un periodo de tiempo considerable de inactividad. Por lo que los hospitales no pueden programar limpiezas de manera frecuente. Este hecho sumado a que los artefactos suelen permanecer en la misma posición en el sensor da pie a que sea común

<sup>1</sup>Facultad de Ingeniería, Universidad Tecnológica de Bolívar

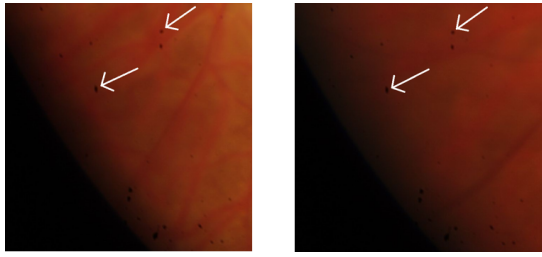


Fig. 3: Imágenes retinianas de dos ojos distintos, adquiridas con el mismo retinógrafo. Presenta artefactos en las mismas posiciones.

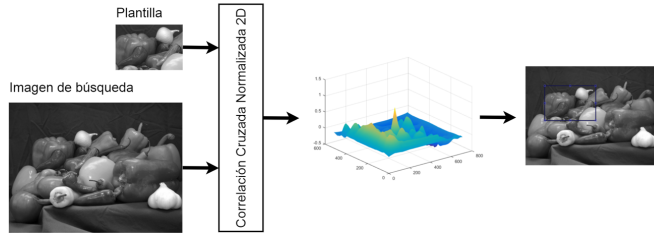


Fig. 4: Correlación cruzada normalizada para medir la semejanza de las regiones de una imagen de búsqueda con respecto a una plantilla.

que, cuando el sensor de un retinógrafo se contamina con partículas de polvo, un número considerable de fotografías retinianas tengan artefactos en aproximadamente las mismas posiciones, como se ejemplifica en la figura 3.

Una alternativa más segura y viable para resolver este problema es el uso de software de procesamiento de imágenes que localice y corrija los artefactos en las fotografías. En este trabajo nos hemos propuesto implementar un algoritmo en el lenguaje de programación Python que localice los artefactos en un conjunto de imágenes de fondo de ojo adquiridas con la misma cámara retiniana.

## II. METODOLOGÍA

El proceso de localización de los artefactos se realiza en escala de grises para simplificar el proceso y reducir el costo computacional. Esta tarea está basada en la operación correlación cruzada, la cual permite medir la similitud de dos señales en función del desplazamiento de una con respecto a la otra [2]. Para dos funciones discretas  $f$  y  $g$ , la correlación cruzada se define como

$$(f \star g)[\tau] = \sum_{m=-\infty}^{\infty} f^*[m]g[m + \tau] .$$

La correlación cruzada también puede utilizarse en funciones en 2D (como las imágenes) y puede entenderse como una operación en que se traslada una plantilla sobre una imagen de búsqueda. Se multiplica la plantilla y la región de la imagen de búsqueda debajo de esta y se almacena el valor para cada desplazamiento  $u, v$ . La figura 4 ilustra la operación de normalización cruzada entre una plantilla y una imagen de búsqueda.

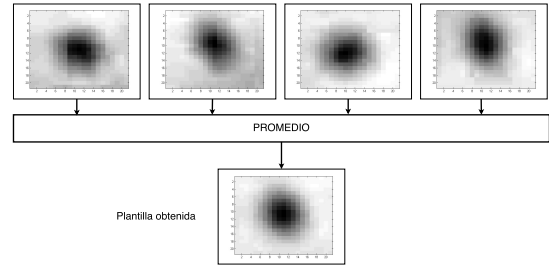


Fig. 5: Plantilla de artefacto obtenida mediante el promedio de un conjunto de recortes de artefacto.

Es recomendable utilizar la versión normalizada de la correlación cruzada para que el resultado sea invariante a los cambios de iluminación y contraste, lo que se logra restando la media a las imágenes y dividiéndolo entre la desviación estándar.

En la correlación normalizada cruzada en 2D, el coeficiente de correlación entre la plantilla y una imagen se obtiene mediante la fórmula

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

donde  $f$  es la imagen,  $\bar{f}_{u,v}$  es la media de  $f(x, y)$  en la región bajo la plantilla,  $t$  es la plantilla ubicada en  $u, v$ , y  $\bar{t}$  es la media de la plantilla [3].

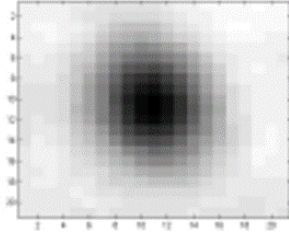
Claramente, para hacer una búsqueda de artefactos mediante correlación cruzada normalizada es necesario tener una plantilla con formas similares a los artefactos de interés. Existen diferentes maneras de obtener la plantilla. Una opción es promediar un conjunto de artefactos seleccionados manualmente, como se observa en la figura 5. Sin embargo, también es posible generar plantillas artificialmente teniendo en cuenta distintas propiedades de los artefactos generados por partículas de polvo.

Zhou y Lin, en su trabajo titulado "*Removal of image artifacts due to sensor dust*" [4], asumen que las partículas de polvo están hechas de un sólo material y su proyección en el sensor es aproximadamente monocromático. Willson et al. [5], en su estudio titulado "*An optical model for image artifacts produced by dust particles on lenses*", aseguran que la mayoría de los artefactos son redondos, son más opacos en el centro y la opacidad se atenúa a medida que se aleja del centro.

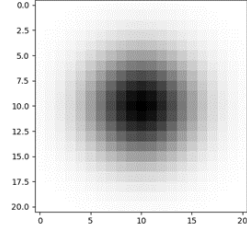
A partir de estas propiedades se puede inferir que es posible utilizar matrices gaussianas como plantillas de artefactos. En las figuras 6a y 6b se aprecia la similitud de los dos tipos de plantillas.

Dirik et al. [6] utiliza satisfactoriamente plantillas gaussianas para detectar artefactos en su trabajo de caracterización de cámaras a partir de los artefactos distintivos de cada una de estas.

La ventaja de utilizar plantillas generadas artificialmente con matrices gaussianas es que el tamaño de estas puede ser manipulado con mayor facilidad que las obtenidas a partir de

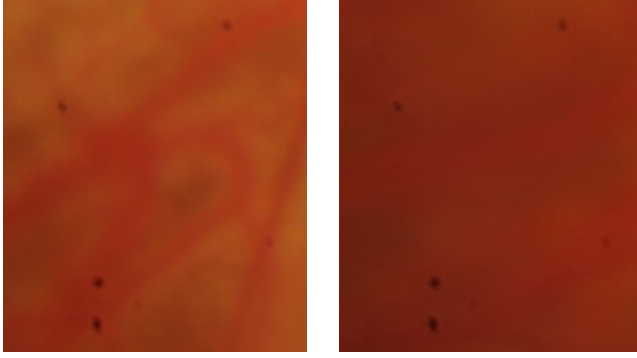


(a) Plantilla promedio.



(b) Plantilla artificial (plantilla gaussiana).

Fig. 6: Comparación entre (a) plantilla obtenida mediante promedio de recortes de artefactos y (b) plantilla generada artificialmente (plantilla gaussiana).



(a) Recorte 1

(b) Recorte 2

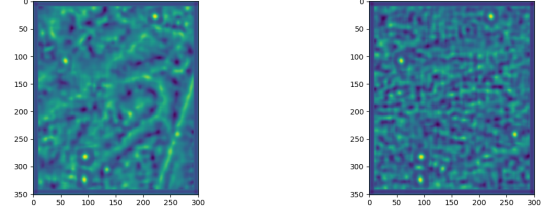
Fig. 7: Recortes de retinografías de dos ojos distintos tomadas con la misma cámara retiniana. Presentan artefactos en las mismas posiciones.

recortes de artefactos. Por lo tanto, en este trabajo utilizamos plantillas gaussianas.

A continuación se ilustrará el procedimiento de detección propuesto utilizando como imágenes de entrada los dos recortes de imágenes de fondo de ojo que se muestran en las figuras 7a y 7b. Se puede observar que ambas imágenes de entrada presentan 5 artefactos en posiciones similares.

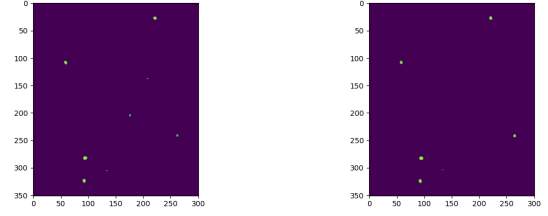
En la figura 8 se muestran los resultados de la correlación cruzada normalizada de las imágenes de entrada con una plantilla gaussiana de  $\sigma = 7$ . Este resultado se umbraliza para descartar las regiones con valores de respuesta bajo y se mantienen las regiones con valores de respuesta alto, las cuales corresponden a las detecciones que posiblemente corresponden a artefactos, obteniendo las matrices mostradas en la figura 9.

El siguiente paso es hallar los máximos locales de las



(a) Correlación cruzada de recorte 1. (b) Correlación cruzada de recorte 2.

Fig. 8: Resultados de la correlación cruzada normalizada de las imágenes de entrada (figura 7) con plantilla gaussiana.



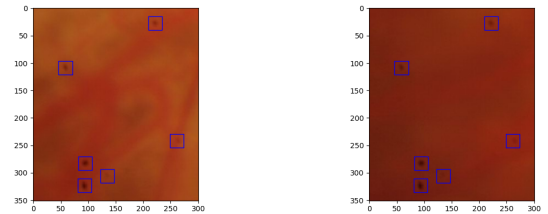
(a) Umbralización para recorte 1. (b) Umbralización para recorte 2.

Fig. 9: Resultados de la umbralización de la cruzada normalizada de las imágenes de entrada (figura 8).

regiones de las matrices mostradas en la figura 9. De esta manera se obtienen las coordenadas de las detecciones o candidatos de artefactos. En la figura 9 se observa que en la primera imagen se tienen 8 detecciones de artefactos, mientras que en la imagen 2 se tienen 5 detecciones. Como se mencionó anteriormente, debido a que las dos imágenes fueron adquiridas con la misma cámara los artefactos deben estar en aproximadamente las mismas posiciones. Por lo tanto, de las detecciones obtenidas (8 en la primera imagen y 5 en la segunda) solo se tendrán en cuenta aquellas que se hallan detectado en ambas.

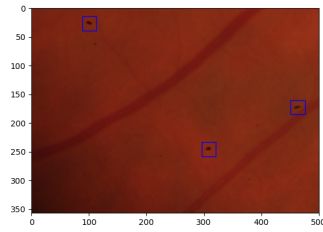
### III. EXPERIMENTOS

En la figura 10 se muestran las detecciones de los artefactos en las imágenes de entrada mostrados en la figura 7. Todos los artefactos fueron detectados satisfactoriamente.

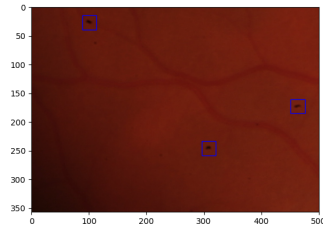


(a) Detecciones en recorte 1. (b) Detecciones en recorte 2.

Fig. 10: Detecciones de artefactos en dos imágenes de fondo de ojo marcados con cuadros azules.



(a) Resultado prueba 2: Ojo 1.



(b) Resultado prueba 2: Ojo 2.

Fig. 11: Detecciones de artefactos de la prueba 2 con la misma plantilla de la prueba 1. No todos los artefactos fueron detectados.

En la figura 11 se observan las detecciones de artefactos para un nuevo par de imágenes de fondo de ojo (prueba 2) utilizando la misma plantilla de la prueba 1. Se observa que no todos los artefactos fueron correctamente detectados. Es necesario entonces utilizar una plantilla diferente. En la figura 12 se observa el efecto que tiene el cambio del valor de sigma de la matriz gaussiana en las detecciones resultantes. Diferentes tamaños de sigma permiten detectar un mayor rango de artefactos.

#### IV. CONCLUSIONES

Los resultados de los experimentos demuestran que las plantillas gaussianas representan bastante bien la forma de los artefactos generados por partículas de polvo en el sensor de la cámara y por lo tanto son herramientas bastante útiles para la detección por correlación cruzada normalizada. Sin embargo, el resultado de la detección de artefactos está fuertemente afectado por el tamaño de la plantilla gaussiana. Entonces es necesario seleccionar un tamaño de plantilla gaussiana para obtener resultados satisfactorios.

Como trabajo futuro se modificará el algoritmo para que la detección se realice con más de una plantilla, para lo cual será necesario utilizar un banco de plantillas gaussianas de diferentes tamaños. Una vez se implemente esta funcionalidad al código, se podrá la información de los tamaños de plantillas para tener una idea del tamaño de los artefactos. Esto se tendrá en cuenta en una etapa posterior de corrección o eliminación de los artefactos detectados.

#### REFERENCES

- [1] M. D. Abramoff, M. Garvin, and M. Sonka, "Retinal Imaging and Image Analysis," Biomedical Engineering, IEEE Reviews in, vol. 3, pp. 169–208, 2010.

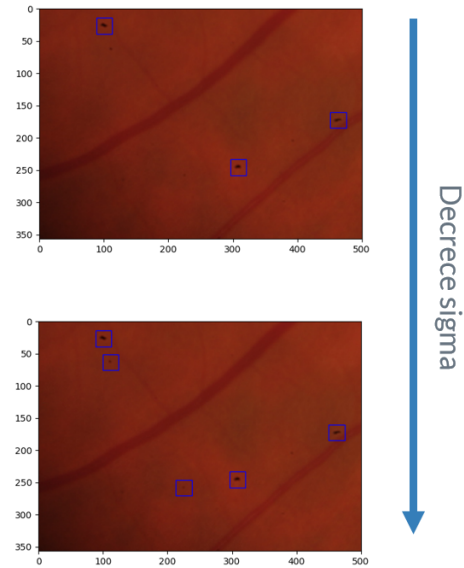


Fig. 12: Efecto del cambio de valor de sigma de la plantilla gaussiana en las detecciones. Diferentes tamaños de plantilla detectan diferentes artefactos.

- [2] Wikipedia, Cross-correlation (2018). Cross-correlation. URL: <https://en.wikipedia.org/wiki/Cross-correlation> (visitado 13 de junio de 2016).
- [3] Lewis, JP (1995). "Fast normalized cross-correlation". En: Vision interface, Vol. 10. 1, págs. 120-123.
- [4] Zhou, Changyin y Stephen Lin (2007). "Removal of image artifacts due to sensor dust". En: 2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, págs. 1-8.
- [5] Willson, R. G., Maimone, M. W., Johnson, A. E., & Scherr, L. M. (2005). An optical model for image artifacts produced by dust particles on lenses.
- [6] Dirik, A. E., Sencar, H. T., & Memon, N. (2008). Digital single lens reflex camera identification from traces of sensor dust. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 3(3), 539-552.