

The Fastest Correlation verification

Patricio Contreras Bruna,

Escuela de Ingeniería Eléctrica de la Pontificia Universidad Católica de Valparaíso, Valparaíso, Chile

Abstract—En el presente documento se realiza una clasificación de un dataset de imágenes de tres distintas figuras con la finalidad de utilizar máscaras para su correcta identificación y clasificación. Debido a que la identificación de patrones es un problema latente dentro del ámbito de la ingeniería. Además de un análisis de las mejoras que se pueden aplicar para aumentar la exactitud de la clasificación mediante machine learning.

Index Terms—Dataset, Patrones, Clasificación, Ingeniería, Exactitud, Machine Learning.

I. INTRODUCCIÓN

EN diversos campos de la ingeniería y la astronomía, la identificación de patrones en imágenes se está volviendo cada vez más común. Por ejemplo, se emplea en la inspección de piezas mecánicas para detectar fallos, en circuitos electrónicos para identificar componentes, y en astronomía para reconocer objetos estelares. Para llevar a cabo estas tareas de identificación de patrones, se utilizan varias técnicas, entre las cuales se destaca el template matching. Este método puede tener múltiples variaciones según el tratamiento preliminar que se aplique a la imagen, tales como cambios de color, manipulación de canales o transformaciones. Conceptualmente, se utilizan imágenes de referencia o plantillas para, al realizar una operación sobre la imagen de interés, calcular el nivel de similitud entre la imagen y el patrón de referencia.

II. IMÁGENES A CLASIFICAR E IMÁGENES DE REFERENCIA

Con la finalidad de realizar la clasificación de ciertas imágenes basadas en sus características relevantes como vienen siendo los bordes, o las figuras a clasificar dependiendo de su tonalidad de color. Por lo que, se tiene un set de datos de 14328 de imágenes de cuadrados, círculos y cruces de resolución 512x512. Mientras que por otra parte, se tienen imágenes de referencia para cada una de las clases de las imágenes a clasificar de resolución 16x16 segmentada en los bordes importantes para la correcta identificación de la clase. Estas imágenes se muestran en la Figura 1

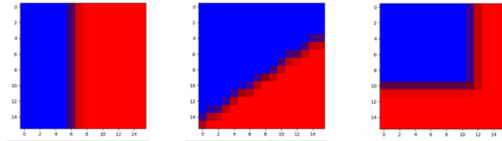


Fig. 1. Imágenes de referencia para la clasificación

III. CLASIFICACIÓN DE IMÁGENES MEDIANTE MASCARAS

Debido a que se busca realizar una clasificación correcta y la resolución de las máscaras es muy baja en comparación al de las imágenes a clasificar, se ha de realizar un procesamiento de estas mismas para lograr una correcta correlación entre las máscaras y las imágenes mencionadas con anterioridad.

Por ello, Las imágenes se normalizaron y convolucionaron utilizando un kernel específico. La normalización se realizó para escalar los valores de píxeles entre 0 y 255, mientras que la convolución ayudó a resaltar características importantes de las imágenes.

Luego, Se utilizó la función 'cv2.matchTemplate' para realizar el matching entre las imágenes normalizadas y convolucionadas y las plantillas de referencia. El resultado del matching se evaluó utilizando la función 'cv2.minMaxLoc' para encontrar la mejor coincidencia.

Finalmente, Para cada imagen en el conjunto de datos, se realizó el matching con todas las imágenes de referencia. La clase de referencia que obtuvo el valor más alto de coincidencia se asignó como la clase predicha para la imagen.

IV. RESULTADOS

Se calculó la precisión del algoritmo de clasificación contando el número de coincidencias correctas y dividiendo por el número total de imágenes procesadas. Basandose en esto, se obtuvo una exactitud de clasificación del 40% para el total de las imágenes.

Además, se evaluó un par de casos de verdaderos positivos y falsos positivos para así observar correctamente por qué el algoritmo pudo haber cometido errores en la identificación de las imágenes a clasificar. En la Figura 2 se muestra un par de ejemplos de verdaderos positivos y en la Figura 3 se muestra un par de ejemplos para falsos positivos.

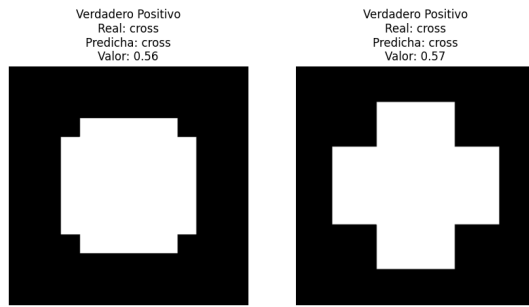


Fig. 2. Ejemplos de verdaderos positivos en la clasificación

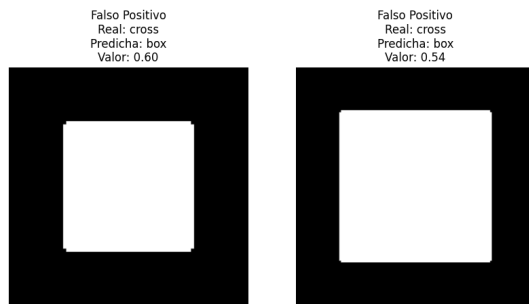


Fig. 3. Ejemplos de falsos positivos en la clasificación

Finalmente, se evaluó la velocidad de ejecución del Algoritmo, cuyo tiempo total de procesamiento fue de 413,29 segundos, aproximadamente 7 minutos de computo.

V. CONCLUSIÓN

El procedimiento de matching utilizando máscaras de correlación normalizada permitió clasificar las imágenes con una precisión del 40%. La visualización de ejemplos de verdaderos positivos y falsos positivos mostró la efectividad y las limitaciones del algoritmo implementado. Para mejorar el rendimiento, se pueden explorar técnicas adicionales de preprocesamiento y modelos más avanzados de matching, cabe destacar que con un algoritmo de data augmentation podría hacer más efectiva la clasificación de las distintas imágenes a lo largo del dataset.

REFERENCES

- [1] Li, X., Zhao, Y., & Xie, L. (2022). Correlation Verification for Image Retrieval. *arXiv preprint arXiv:2204.01458*. Recuperado de <https://arxiv.org/abs/2204.01458>
- [2] Wang, Z., Zhu, X., & Gao, Y. (2022). Research on Image Matching of Improved SIFT Algorithm Based on Stability Factor and Feature Descriptor Simplification. *Applied Sciences*, 12(17), 8448. <https://doi.org/10.3390/app12178448>
- [3] Lowe, D. G. (2004). Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints. *International Journal of Computer Vision*, 60(2), 91-110. <https://doi.org/10.1023/B:VISI.0000029664.99615.94>