

ESTUDIO COMPARATIVO DE ATRIBUTOS DE UNA IMAGEN PARA EL RECONOCIMIENTO RÁPIDO DE OBJETOS

COMPARATIVE STUDY OF ATTRIBUTES OF AN IMAGE FOR RAPID RECOGNITION OF OBJECTS

Di Caro C.; Gelsi L*; Barrutia S.; Fernández H.

Universidad Tecnológica Nacional – Facultad Regional General Pacheco.
Hipólito Yrigoyen 288 – (B1617FRP) – Prov. Buenos Aires - Argentina
* e-mail: laugelsi@yahoo.com.ar

Recibido 30/03/2012; aprobado 22/02/2012

En el presente trabajo se investiga un método de reconocimiento rápido por procesamiento de imágenes, para el caso particular de objetos planos similares en forma y con diferencias de borde (muescas), mediante un estudio comparativo de descriptores (atributos morfológicos) obtenidos de imágenes color RGB de baja resolución, con el objeto de evaluar la eficiencia de cada descriptor seleccionado frente a este tipo de diferencias entre objetos. Emulando características propias de los seres vivos que poseen la habilidad de reconocer objetos en lapsos muy breves y con poca información, nuestro grupo desarrolló y publicó una técnica que utiliza descriptores de rápida obtención en una estructura de cascada, provenientes de atributos geométricos de la imagen, que permite calcular un índice de similitud entre objetos. Este trabajo permite establecer el orden de cálculo de los estimadores para bajar el tiempo total de reconocimiento de objetos. Asimismo, se incorpora y evalúa un nuevo estimador que denominamos “*eclipse*”, cuya prestación resultó muy adecuada para distinguir objetos similares en forma pero con contornos con diferencias localizadas. Los resultados obtenidos sugieren que esta técnica puede ser complementada con un programa de “aprendizaje por refuerzos”.

Palabras Claves: Visión artificial, Descriptores, Reconocimiento de Objetos, Procesamiento de imágenes.

This paper investigates a method for rapid recognition by image processing in the particular case of flat objects, which are similar in shape but with edge differences (notch), through a comparative study of descriptors (morphological attributes) obtained from color RGB low resolution images. The aim is to evaluate the efficiency of each descriptor chosen over these kinds of differences between objects. Emulating characteristics of living beings that have the ability to recognize objects in a very short time and with low information, our group developed and published in a previous paper a technique that uses quickly obtained descriptors in a cascade structure, from geometric attributes of the image, which calculates a similarity index between objects. The current work would allow setting the calculus order of estimators to diminish the total time of objects recognition. It also incorporates and evaluates a new estimator that we call “*eclipse*”, whose performance is very adequate to distinguish objects similar in shape but with local edge differences. The obtained results suggest that this technique can be complemented with a program of “reinforcement learning”.

Key Words: Artificial vision, Descriptors, Objects recognition, Image processing.

I. INTRODUCCIÓN

En un trabajo anterior ⁽¹⁾ presentamos una técnica probabilística para el reconocimiento rápido de objetos, condicionada a usar pocos *descriptores* morfológicos de bajo tiempo de procesamiento, obtenidos de imágenes.

El reconocimiento rápido es un aspecto central para el desarrollo de la visión artificial, que aún no ha sido resuelto de forma satisfactoria ⁽²⁾. Estudios hechos con primates ⁽³⁾, extensivos a otras especies, muestran que la habilidad de reconocer rápidamente un objeto requiere la participación de pocas neuronas en lapsos muy breves (~12.5 ms), lo que indica que los procesos involucrados son rápidos y utilizan poca información.

En consecuencia, las técnicas de reconocimiento usuales ⁽⁴⁾ ⁽⁵⁾ son inadecuadas debido a que involucran cálculos muy lentos por su alto nivel de complejidad.

En los últimos años se publicaron nuevas técnicas de reconocimiento de objetos con imágenes que utilizan poca información selectiva, tales como SIFT (“Scale Invariant Feature Transform” ⁽⁶⁾) y SURF (“Speeded Up Robust Features” ⁽⁷⁾), entre otros ⁽⁸⁾, que si bien aún no reúnen las condiciones de rapidez, han demostrado que es posible lograr el reconocimiento de objetos con poca información adecuada.

Esta particular capacidad propia de los seres vivos de nivel superior, que es necesaria para la preservación de las especies, resulta también un objetivo de interés científico y tecnológico. En la industria permitiría, por ejemplo, detectar tolerancias en piezas en una línea de producción, pasos de roscas en una línea de armado o, incluso, que un sistema autónomo sea capaz de rechazar elementos con fallas (control de calidad en tiempo real).

Asimismo, nuestro grupo desarrolló ⁽¹⁾ un nuevo protocolo apto para la obtención rápida de bordes en imágenes color de baja resolución, sin utilizar procesos numéricos de alto nivel de cálculo (promedios, alisados, laplaciano, etc.), asumiendo que la precisión no es muy significativa para el reconocimiento, tal como sucede en los seres vivos ⁽³⁾.

Los bordes obtenidos se normalizan en posición (rotación) y tamaño (transformación isomorfa) para la obtención de descriptores de comparación entre bordes. La normalización consiste en rotar el borde para que el segmento inscripto de mayor longitud quede en posición vertical, para luego llevar su tamaño a 128 píxeles. Se excluyen los bordes de longitud menor a un umbral de 64 píxeles. Todos los cálculos involucrados se llevan a cabo con la asistencia del programa Matlab.

En ese artículo anterior investigamos la incidencia de cada descriptor para el reconocimiento de objetos diferentes en forma, con el fin de seleccionar un número bajo de descriptores (8), no redundantes en lo posible, capaces de abarcar distintos tipos de las diferencias entre objetos. Ello permitió seleccionar ocho atributos del borde, obtenidos de una imagen del objeto, que presentaron una mayor eficiencia en la detección de diferencias entre objetos, además de requerir cálculos que insumen lapsos muy breves para su adquisición. El criterio de selección de estimadores priorizó que sean de cálculo muy rápido y que evalúen diferentes aspectos geométricos.

En el presente trabajo se ha desarrollado un nuevo estimador (“Eclipse”), que no es un atributo o descriptor pues se obtiene entre matrices booleanas de dos objetos, cuyo cálculo requiere sólo una operación lógica (XOR), por lo cual es de muy rápida obtención (figura 1).

El descriptor es el área encerrada por el borde.

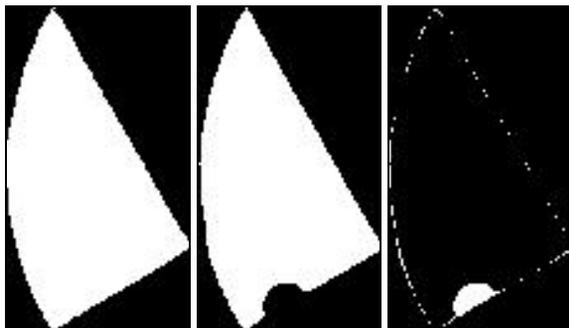


Figura 1. Eclipse: Diferencia simétrica de áreas encerradas.

Hemos incorporado el Eclipse en el algoritmo de reconocimiento usando su valor relativo a la superficie dato, sin necesidad de tomar módulos ya que el Eclipse siempre dará valores positivos (OR-exclusiva). De esta manera el algoritmo de reconocimiento consta de nueve estimadores relativos, ocho de los cuales corresponden a atributos del borde y uno (Eclipse) resulta de las dos superficies a comparar.

En particular diseñamos la presente investigación para estudiar la eficiencia de los nueve estimadores en la detección de pequeñas diferencias localizadas en el contorno de objetos planos similares (figura 2).

Por tratarse de estimadores relativos es pertinente establecer un criterio de rechazo (de objetos) asignando un nivel porcentual de tolerancia, tal que si el estimador lo supera el objeto es descartado. Es importante conocer la prestación de cada uno de los estimadores porque ello permitirá ordenarlos por eficiencia en una estructura de cascada ⁽⁹⁾, reduciendo el tiempo total de cálculo.



Figura 2. Objetos a comparar. (Dato: Superior izquierdo)

II. MÉTODOS

Una vez determinados, orientados y normalizados los bordes de los objetos, se obtienen los valores de los nueve descriptores (Dn) para el reconocimiento, ocho de los cuales provienen del borde y el restante es el área que utilizamos en el cálculo del Eclipse. Ellos son:

- a. Ancho de la imagen. (1 descriptor)
- b. Longitud del borde. (1 descriptor)
- c. Momentos de primer orden. (2 descriptores)
- d. Centroide. (2 descriptores)
- e. Momentos de segundo orden. (2 descriptores)
- f. Área. (1 descriptor) - Eclipse.

Algoritmo de reconocimiento.

El algoritmo (en cascada) obtiene el “Índice de Reconocimiento” (IR), definido como la sumatoria de los primeros ocho valores absolutos de las diferencias relativas entre los valores (Dn) de los ocho descriptores homólogos de las imágenes a comparar, más el Eclipse relativo.

$$IR = \sum_{k=1}^8 \left| \frac{\Delta Dn_k}{Dn_k} \right| + Eclipse \% \geq 0 \quad [1]$$

Este cálculo arroja un valor numérico no negativo, que es tanto menor cuanto mayor similitud tienen las imágenes comparadas.

Nótese que el valor del IR será nulo únicamente cuando la identificación sea perfecta, es decir cuando todos los datos numéricos homólogos comparados son idénticos.

Corresponde señalar que cada estimador tendrá una tolerancia arbitrariamente establecida y que, en el caso en que su valor sea superado, detendrá el cálculo del objeto correspondiente y permitirá su rechazo.

III. RESULTADOS OBTENIDOS

La **Figura 3** muestra la aplicación del método descrito para la obtención de los bordes, así como su posterior normalización y orientación vertical.

El programa desarrollado presenta los contornos ya ordenados de izquierda a derecha por similitud (**IR** creciente), siendo el primero de la izquierda el borde de la imagen patrón a comparar con el resto.

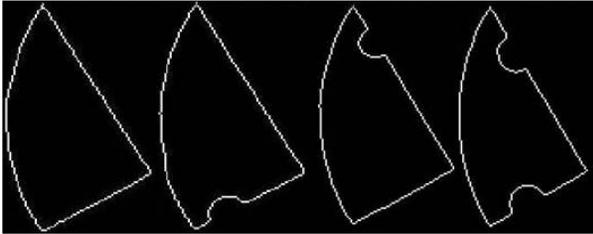


Figura 3. Reconocimiento de objetos.

La **Tabla 1** presenta los valores obtenidos para los ocho descriptores más el Eclipse, calculados de cada una de las cuatro imágenes, en orden de izquierda a derecha.

Dn1	Dn2	Dn3	Dn4	Dn5	Dn6	Dn7	Dn8	Dn9
37,0	27,6	19,0	7,91	28,6	68,8	39,0	14,9	----
37,0	28,5	19,9	8,22	28,8	69,8	39,8	15,0	2,25
38,0	28,8	19,4	8,47	29,4	67,5	40,7	15,8	3,37
36,0	29,7	20,4	7,96	26,8	68,6	40,7	14,1	5,16

Tabla 1. Descriptores (Dn) calculados más Eclipse.

La **Tabla 2** ilustra los valores de los estimadores, más el Índice de Reconocimiento correspondiente en la columna 10, ordenados por similitud (**IR** creciente). La suma por fila de las nueve primeras columnas da el valor del Índice de Reconocimiento.

E1	E2	E3	E4	E5	E6	E7	E8	E9	IR
--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
0,00	0,03	0,05	0,04	0,01	0,02	0,02	0,01	0,04	0,21
0,03	0,04	0,02	0,07	0,03	0,02	0,04	0,06	0,06	0,37
0,03	0,08	0,07	0,01	0,06	0,00	0,04	0,05	0,10	0,45

Tabla 2. Estimadores e Índices de Reconocimiento.

IV. CONCLUSIONES

Se observa que el Índice de Reconocimiento es creciente a medida que se incrementan las diferencias, como era de esperar. No obstante, vemos que no todos los estimadores tienen la misma prestación en términos relativos, lo cual no es sorprendente pues su inclusión apunta a otro tipo de diferencias entre objetos.

Se observa que para diferencias del tipo propuesto el estimador más eficiente es el Eclipse (E9), y le sigue la longitud del contorno (E2) cuya acción es redundante y podría ser eliminado. Sin embargo, se hace notar que la eficiencia del Eclipse relativo está condicionada a una normalización correcta, la cual en general depende de

una rotación y una posterior ubicación. Es conocido que las rotaciones digitales generan leves deformaciones que son dependientes de la figura rotada, lo que dificulta la correcta ubicación posterior del borde. En el caso en que la posición del borde normalizado no fuese correcta, el Eclipse podría generar un “falso negativo”. Ello sugiere realizar un estudio detallado de la normalización.

Con relación a los estimadores Ancho, Centroide y Momentos de primero y segundo orden, se observa que no resultan específicos para detectar las diferencias objeto del presente trabajo.

Nótese que el momento de primer orden según el eje X, ubicado en el margen superior del cuadro, de la figura con una muesca abajo es mucho mayor que la de la que tiene la muesca arriba, mientras que la que tiene dos muescas es mayor que las dos anteriores, como era de esperar, lo que nos permite identificar la ubicación de las diferencias (verticales) en los bordes. El momento de primer orden según el eje vertical, ubicado en el margen izquierdo del cuadro, de las dos figuras con una muesca es mayor que el del Objeto dato y similares entre sí, como corresponde, dado que las muescas se encuentran alineadas verticalmente. Con la última figura que posee dos muescas no podemos obtener conclusiones debido a la cercanía de las muescas al eje.

La conclusión general es que los momentos de primer orden no son estimadores específicos para este tipo de diferencias.

Asimismo, los momentos de segundo orden respecto de X e Y, referidos a los ejes cartesianos con origen en el Centroide, que en los cuatro casos está ubicado debajo de la mitad de la imagen, son mayores que los del Objeto dato. Respecto del eje X, el de la muesca superior es mayor que el de la inferior debido a que la muesca está ubicada visiblemente a mayor distancia del Centroide. Con respecto al eje vertical Y no es posible obtener conclusiones relevantes pues las muescas están alineadas prácticamente sobre el eje, en cuyo caso con fuerte dependencia de la forma y tamaño de las muescas, que son diferentes entre sí.

Se concluye que los momentos de segundo orden tampoco son adecuados en nuestro caso.

Por tratarse de figuras similares con diferentes alteraciones en sus bordes, adquieren relevancia para el reconocimiento el Eclipse y la Longitud del Borde, dado que su crecimiento es progresivo a medida que aumenta la cantidad de muescas. Nótese que el Eclipse es un estimador específico aún en el caso en que dos bordes tengan longitudes similares.

Los resultados obtenidos permiten determinar la incidencia de cada estimador, de modo tal que es posible establecer un orden para el cálculo.

Finalmente, dado que ninguno de los objetos es idéntico al dato, podemos proceder de manera heurística y establecer que un IR superior a 0,2 dará un negativo verdadero y el objeto debe ser rechazado. Sin duda, este IR umbral será cada vez menor a medida que la técnica avance y se establezcan las tolerancias propias de cada estimador, mediante un programa de aprendizaje por refuerzos

V. REFERENCIAS

- 1.- Gelsi, L.; Di Caro, C.; Fernández, H. (2011). "Reconocimiento Rápido de Objetos". Anales de la Asociación Física Argentina (en prensa, Vol. 22).
- 2.- Lowe, David G. (1999). "Object recognition from local scale-invariant features". Proceedings of the International Conference on Computer Vision. pp. 1150–1157. doi: 10.1109/ICCV.1999.790410.
- 3.- Hung, Chou; Kreiman, Gabriel; Poggio, Tomaso; Di Carlo, James J. (2005). "Ultra-fast Object Recognition from Few Spikes". MIT-CSAIL-TR-2005-045 - AIM- 2005-022 CBCL-253.
- 4.- Dengsheng Zhang, Guojun Lu. (2003). "Review of shape representation and description techniques". Gippsland School of Computing and Info. Tech., Monash University, Churchill, Vic 3842, Australia.
- 5.- Mikolajczyk, K., and Schmid, C. (2005). "A performance evaluation of local descriptors", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 10, 27, pp 1615 - 1630.
- 6.- Lowe, D. (2003). "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints". Computer Science Department, University of British Columbia, Vancouver, B.C., Canada.
- 7.- Bauer, J., Sunderhauf, N., & Protzel, P. (2007). "Comparing Several Implementations of Two Recently Published Feature Detectors". In Proc. of the International Conference on Intelligent and Autonomous Systems, IAV, Toulouse, France.
- 8.- YuanBin Wang, Zhang Bin, Yu Ge. (2008). "The Invariant Relations of 3D to 2D Projection of Point Sets", Journal of Pattern Recognition Research, Vol 3, No 1.
- 9.- Paul Viola, Michael Jones. (2001) "Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features" Accepted conference on computer vision and pattern recognition 2001. <http://www.cs.cmu.edu/~efros/courses/LBMV07/Papers/viola-cvpr-01.pdf>