

Extracción de características

Fundamentos teóricos de Momentos

Los momentos proporcionan un método para la descripción de las propiedades de un objeto en términos de su área, posición, orientación, entre otros parámetros. La ecuación básica que define el momento de un objeto está dada por (1).

$$m_{ij} = \sum_x \sum_y x^i y^j a_{xy} \quad (1)$$

donde el orden del momento es $i+j$,
 x e y son las coordenadas del pixel, relativas a algún origen estándar arbitrario, y
 a_{xy} representa la luminosidad del pixel

Los momentos de orden zero y de primer orden están definidos en (2) como:

$$\begin{aligned} m_{00} &= \sum_x \sum_y a_{xy} \\ m_{10} &= \sum_x \sum_y x \cdot a_{xy} \\ m_{01} &= \sum_x \sum_y y \cdot a_{xy} \end{aligned} \quad (2)$$

En una imagen binaria, el momento de orden zero (m_{00}) es igual al área del objeto. Esto es porque a_{xy} es ya sea 0 (black) o 1 (white).

Cualquier característica basada en región usualmente requiere un punto de referencia a partir del cual las características sean derivadas. El centroide (centro de área o centro de masa) es un parámetro adecuado para especificar la ubicación de un objeto, éste es el punto que tiene coordenadas (x' , y'), tal que la suma de cuadrados de la distancia de éste hacia el resto de los puntos dentro del objeto, es mínima. En términos de momentos, el centroide puede ser expresado en términos de momentos, como en (3).

$$x' = \frac{m_{10}}{m_{00}}, y' = \frac{m_{01}}{m_{00}} \quad (3)$$

donde (x' , y') son las coordenadas del centroide respecto al origen en uso.

Los momentos m_{02} y m_{20} corresponden a los momentos de inercia del objeto, sin embargo su uso es limitado debido a que varían en función de su posición con respecto al origen, escala y orientación del objeto de interés. Los momentos invariantes pueden ser derivados al calcular el momento central μ , con respecto al centroide, y están dados por (4):

$$\mu_{ij} = \sum_x \sum_y (x - x')^i (y - y')^j a_{xy} \quad (4)$$

Desarrollando los momentos centrales normalizados, η , de acuerdo a (5):

$$\eta_{ij} = \frac{\mu_{ij}}{(\mu_{00})^\lambda} \quad (5)$$

donde,

$$\lambda = \frac{(i+j)}{2} + 1, y$$

$(i+j) \geq 2$ (los momentos de primer orden siempre son invariantes)

A partir de estos parámetros normalizados, pueden ser definidos un conjunto de momentos invariantes $\{\phi\}$. Las ecuaciones que determinan las operaciones para los momentos mayores de orden 3 se muestran en la Tabla 1. El conjunto de momentos invariantes constituye un conjunto de características útil para el reconocimiento de objetos que deben ser detectados respecto a su posición, tamaño y orientación.

<i>Momentos centrales</i>	
$\mu_{00} = m_{00}$	
$\mu_{10} = 0$	$= \sum_x \sum_y (x - x')^1 (y - y')^0 a_{xy}$
$\mu_{01} = 0$	$= \sum_x \sum_y (x - x')^0 (y - y')^1 a_{xy}$
$\mu_{20} = m_{20} - x' m_{10}$	$= \sum_x \sum_y (x - x')^2 (y - y')^0 a_{xy}$
$\mu_{02} = m_{02} - y' m_{01}$	$= \sum_x \sum_y (x - x')^0 (y - y')^2 a_{xy}$
$\mu_{11} = m_{11} - y' m_{10}$	$= \sum_x \sum_y (x - x')^1 (y - y')^1 a_{xy}$
$\mu_{30} = m_{30} - 3x' m_{20} + 2x'^2 m_{10}$	$= \sum_x \sum_y (x - x')^3 (y - y')^0 a_{xy}$
$\mu_{03} = m_{03} - 3y' m_{02} + 2y'^2 m_{01}$	$= \sum_x \sum_y (x - x')^0 (y - y')^3 a_{xy}$
$\mu_{12} = m_{12} - 2y' m_{11} - x' m_{02} + 2x'^2 m_{10}$	$= \sum_x \sum_y (x - x')^1 (y - y')^2 a_{xy}$
$\mu_{21} = m_{21} - 2x' m_{11} - y' m_{20} + 2x'^2 m_{01}$	$= \sum_x \sum_y (x - x')^2 (y - y')^1 a_{xy}$
<i>Momentos invariantes derivados</i>	
$\phi_1 = \eta_{20} + \eta_{02}$	
$\phi_2 = (\eta_{20} + \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2$	
$\phi_3 = (\eta_{30} + 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2$	
$\phi_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2$	
$\phi_5 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})\{(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2\} + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})\{3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2\}$	
$\phi_6 = (\eta_{20} - \eta_{02})\{(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2\} + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03})$	

$$\phi_7 = (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})\{(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2\} + (3\eta_{12} - \eta_{30})(\eta_{21} + \eta_{03})\{3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2\}$$

Tabla 1. Momentos centrales e Invariantes [2]

La orientación de un objeto puede ser definida como el ángulo del eje del momento minimizado de inercia, que puede expresarse en términos del momento central de segundo orden (6).

$$\theta = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left[\frac{2\mu_{11}}{\mu_{20} - \mu_{02}} \right] \quad (6)$$

donde θ es la orientación con respecto al eje x .

Los vectores de distancia máximo y mínimo (R_{max} y R_{min} , respectivamente) desde el centroide del objeto a su frontera también son utilizados en la descripción, así como el ángulo formado entre ellos. La relación de $R_{max}:R_{min}$ es otro patrón característico utilizado para como medida de elongación o ‘eccentricidad’, la cual también puede ser expresada en términos de momentos centrales de segundo orden como en (7):

$$\varepsilon = \frac{(\mu_{20} - \mu_{02})^2 + 4\mu_{11}^2}{\mu_{00}} \quad (7)$$

donde ε es la eccentricidad del objeto.

Desarrollo Experimental

En las pruebas realizadas para evaluar el cálculo de los invariantes de primer orden, se utilizaron 50 imágenes correspondientes a 5 tipos de objetos (clavos, rondanas, argollas, escardias y grapas-pato), 10 para cada tipo. Las imágenes tienen una resolución de 240x320, cada imagen incluye un solo objeto sobre un fondo oscuro semi-homogéneo que está colocado en distintas posiciones. En la Figura 1 se muestran algunos ejemplos.

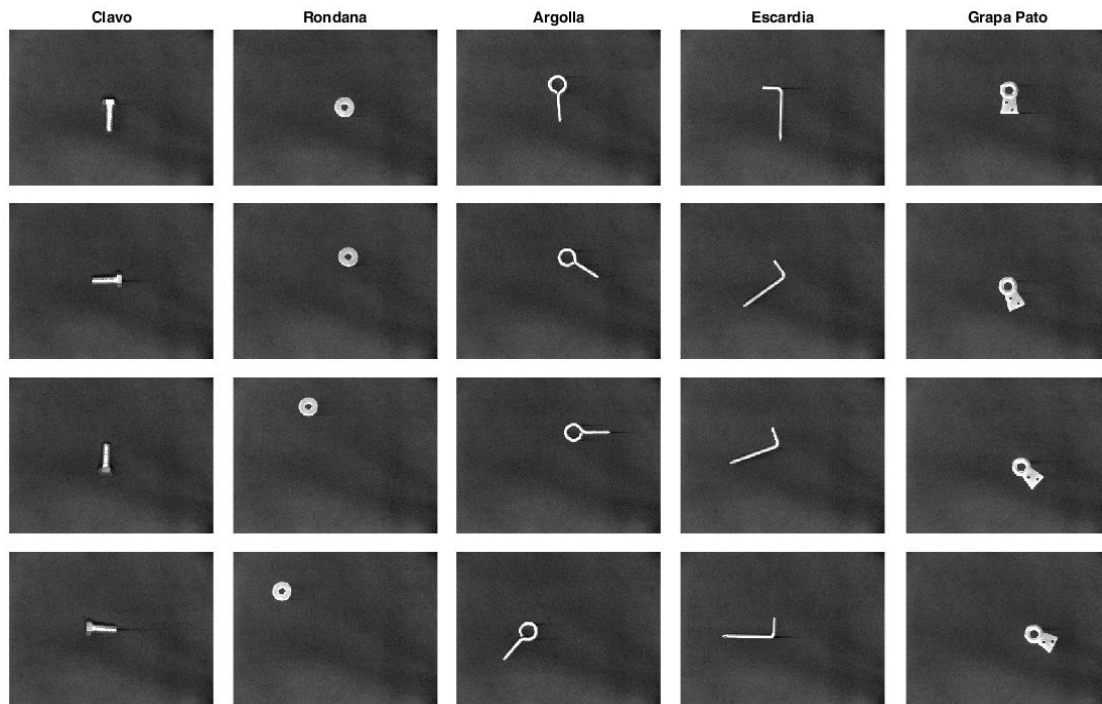


Fig. 1 Ejemplos de imágenes utilizadas en el cálculo de los momentos invariantes de primer orden.

Las imágenes fueron umbraladas con el método de Kittler-Illingworth, con lo cual se logró aislar el objeto de interés. Como ejemplo, en la Figura 2 se muestra la salida para la clase clavos. El mismo proceso se aplicó al resto de las clases, obteniendo las imágenes binarias correspondientes.

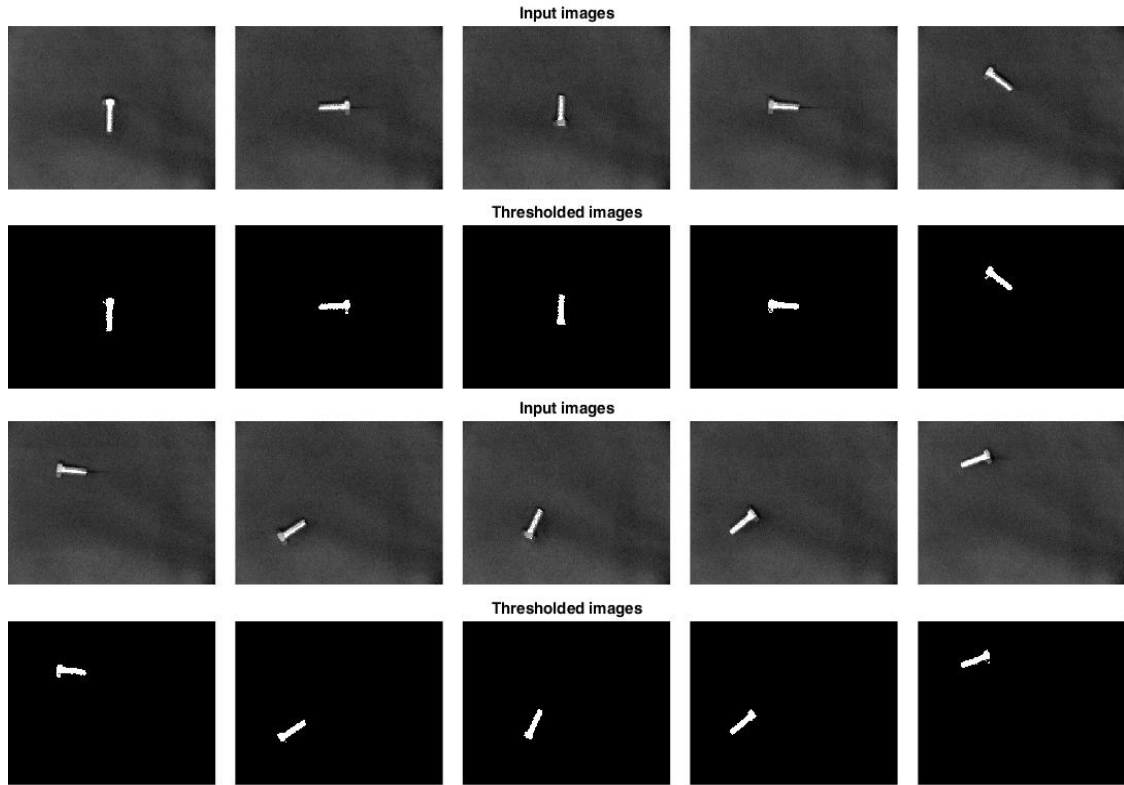


Fig. 2 Imágenes umbraladas con el método de Kittler-Illingworth

Para el caso de las clases “clavos” y “argolla” fue necesario aplicar un filtro de mediana con un tamaño de ventana de 4x4 para eliminar el ruido existente en algunas imágenes, como se observa en las imágenes 2 y 10 de la Figura 2.

La Figura 3 muestra la aplicación del filtro de mediana a las imágenes de la clase clavos. Como se ve, en todos los casos hubo mejora respecto a la imagen original. Por otro lado, el borde quedó mejor delimitado en algunos casos (imagen 4), y en otros las protuberancias desaparecieron (imagen 10).

En la clase “argolla”, que no se muestra visualmente; se obtuvieron mejores resultados dado que los huecos y las separaciones fueron cubiertos y unidas, respectivamente.

Con las imágenes umbraladas y filtradas se realizó el cálculo del primer momento invariante de Hu, siguiendo el proceso descrito en sección previa. La codificación se hizo en Matlab R2016b y windows10.

El primer paso consistió en obtener las coordenadas x e y del pixel, según la ecuación (1), para lo cual se utilizó la función *meshgrid*. Esta función generó un plano de coordenadas del tamaño de la imagen, así el plano completo queda definido por 2 variables X y Y , que denotan a 2 matrices del tamaño de la imagen conteniendo los valores de las coordenadas X y Y respectivamente. Para facilitar el cálculo de los momentos definidos en (1) los arreglos X , Y y la imagen se expresan en forma de vectores columna.

```
x = x(:);
y = y(:);
img = img(:);
```

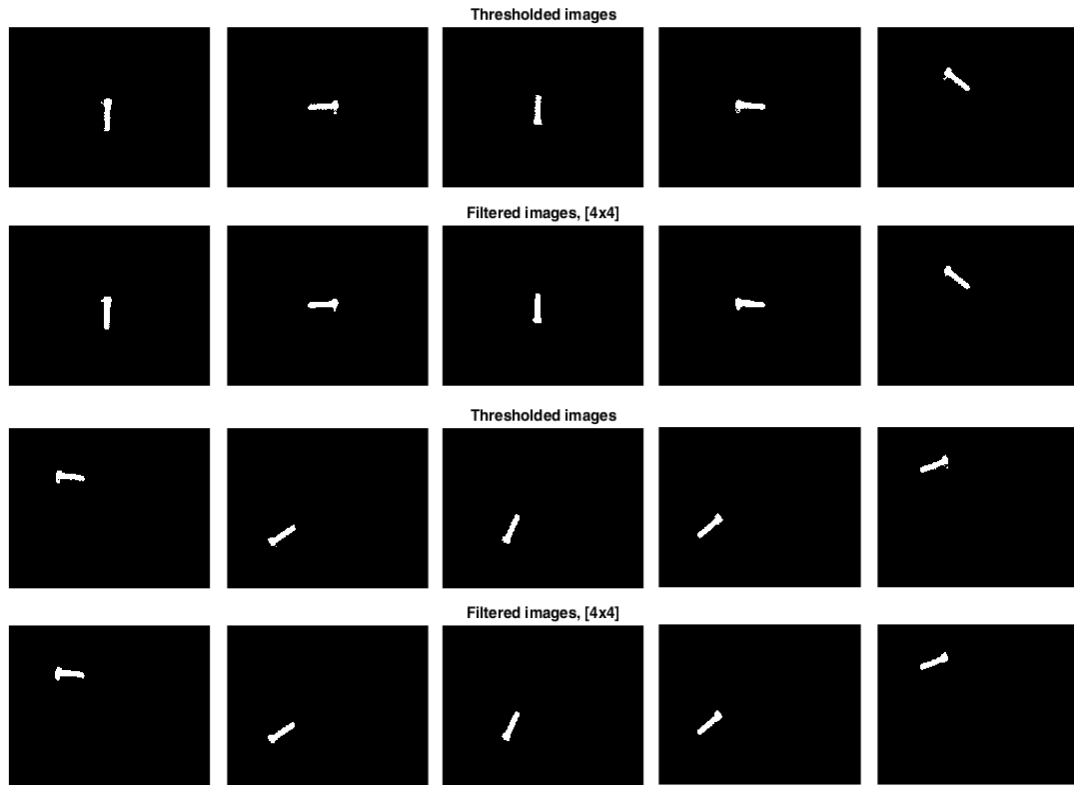


Fig. 3 Aplicación del filtro de mediana con una ventana de [4 x 4] a imágenes de la clase clavos

En el cálculo del momento de orden 0 (i.e, m_{00}) se asigna el valor de la constante eps para evitar posteriores divisiones por 0, en caso de que el valor de m_{00} sea 0.

En la Tabla 2 se muestran los resultados para la primer invariante de 10 imágenes de cada clase. Cabe mencionar que los resultados mostrados corresponden a imágenes en escala de gris, dado que al ser umbralizadas la región del fondo se etiquetó como 0 y la del objeto como 255.

Tipo_Img	$\varphi_{1.1}$	$\varphi_{1.2}$	$\varphi_{1.3}$	$\varphi_{1.4}$	$\varphi_{1.5}$	$\varphi_{1.6}$	$\varphi_{1.7}$	$\varphi_{1.8}$	$\varphi_{1.9}$	$\varphi_{1.10}$	Prom(φ_1)	σ
Clavo	0.0687	0.0693	0.0766	0.0697	0.0822	0.0675	0.0836	0.0805	0.0746	0.0756	0.0749	0.0056
Rondana	0.0449	0.0554	0.0479	0.0485	0.0534	0.047	0.0511	0.0456	0.0459	0.0441	0.0484	0.0036
Argolla	0.0563	0.055	0.0589	0.0524	0.0555	0.0517	0.052	0.0527	0.0534	0.0497	0.0538	0.0025
Gancho	0.0692	0.0643	0.0625	0.0612	0.0641	0.0692	0.0651	0.0575	0.0684	0.0741	0.0655	0.0045
Grapa_pato	0.0295	0.0298	0.0304	0.0292	0.0305	0.0321	0.0334	0.0331	0.0332	0.0337	0.0315	0.0017

Tabla 2. Resultados del Primer Invariante de Hu para 10 imágenes en escala de gris

Como es de notar, en todos los casos la desviación estándar es muy baja, y el rango de valores para cada clase es distinto entre las clases. Por lo tanto, el primer invariante es un buen descriptor para la clasificación de las imágenes.

Por otra parte, al calcular el primer invariante en imágenes binarias se obtienen resultados de mayor magnitud, pero con tendencias similares como se puede ver en la Tabla 3. Estas diferencias se deben a que al generar los momentos geométricos a partir de (1), el valor del pixel en la imagen afecta significativamente la magnitud del momento obtenido, lo que influye en operaciones subsecuentes para el cálculo del invariante.

Tipo_Img	$\varphi_{1.1}$	$\varphi_{1.2}$	$\varphi_{1.3}$	$\varphi_{1.4}$	$\varphi_{1.5}$	$\varphi_{1.6}$	$\varphi_{1.7}$	$\varphi_{1.8}$	$\varphi_{1.9}$	$\varphi_{1.10}$	Prom(φ_i)	σ
Clavo	0.4486	0.4427	0.4393	0.4221	0.4645	0.4228	0.4414	0.4422	0.4510	0.4550	0.4430	0.0132
Rondana	0.1917	0.1915	0.1893	0.1890	0.1887	0.1906	0.1900	0.1920	0.1930	0.1915	0.1907	0.0014
Argolla	0.7034	0.6967	0.7006	0.7182	0.6674	0.6704	0.6720	0.6973	0.6812	0.6867	0.6894	0.0166
Gancho	1.5840	1.4362	1.3954	1.4549	1.4774	1.4817	1.3822	1.3646	1.3767	1.3840	1.4337	0.0682
Grapa_pato	0.2500	0.2526	0.2547	0.2535	0.2524	0.2490	0.2425	0.2445	0.2453	0.2496	0.2494	0.0041

Tabla 3. Resultados del Primer Invariante de Hu para 10 imágenes binarias

Las invariantes 2 a 7 también se calcularon aunque no se incluyen en las Tablas 2 y 3.

Referencias

- [1] G. W. Awcock & R. Thomas. Applied Image Processing. McGraw-Hill, Inc. 1996. U.K.
- [2] Ming-Kuei Hu, "Visual pattern recognition by moment invariants," in *IRE Transactions on Information Theory*, vol. 8, no. 2, pp. 179-187, February 1962. doi: 10.1109/TIT.1962.1057692