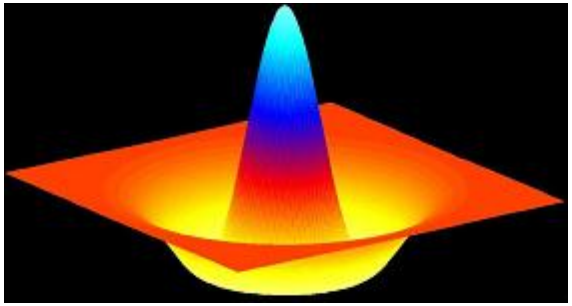


Procesamiento Digital de Imágenes

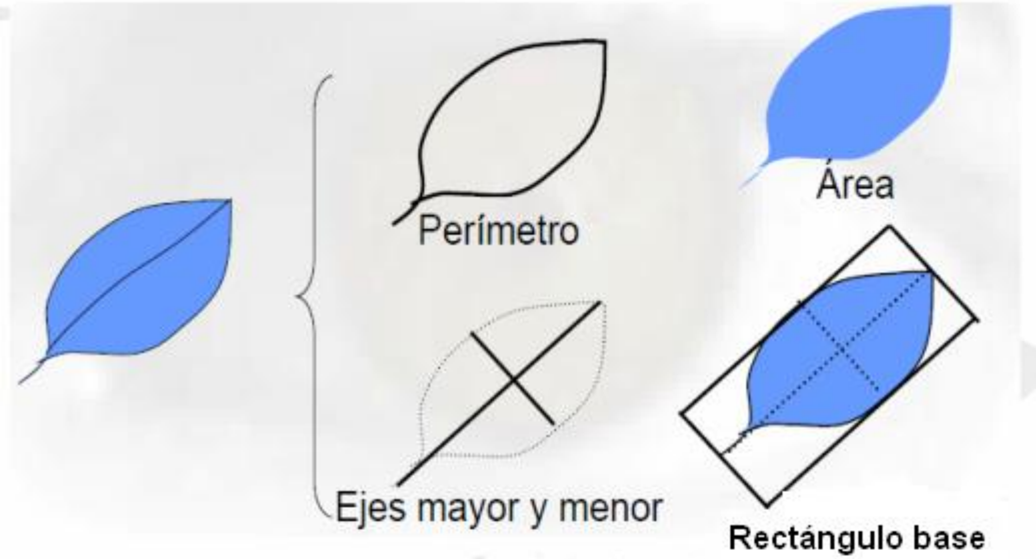
Representación y Descriptores

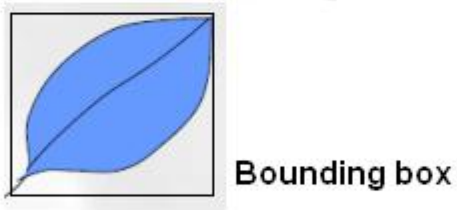
Representación y Descriptores

Definir la forma de un objeto puede resultar difícil.

• **Forma** = Figura exterior (o geometría) de un cuerpo u objeto.

• Algunos descriptores:
– Área
– Perímetro
– Diámetro
– Distancias: máxima y mínima al centro de masas
– Ejes mayor y menor, ángulo del eje mayor
– Envolvente (bounding box)





Esquemas de representación:

Propiedades deseables:

1. **Unicidad**: cada objeto debe tener una única representación.

2. **Invariancia** frente a transformaciones geométricas, como traslaciones, rotaciones, cambios de escala y reflexiones.

3. **Sensibilidad** o capacidad para diferenciar objetos casi iguales.

4. **Abstracción del detalle** o capacidad para representar los rasgos característicos básicos de los objetos y abstraer los detalles.

Esquemas de representación:

- **Esquemas de representación externa,** que usan el contorno de los objetos y sus rasgos característicos, como son los códigos de cadena, los descriptores de Fourier y las aproximaciones poligonales.

- **Esquemas de representación interna,** que describen la región ocupada por el objeto en la imagen binaria, como son el área, los momentos, el esqueleto.

Chain Codes:

- Es una de las técnicas más antiguas, usadas actualmente

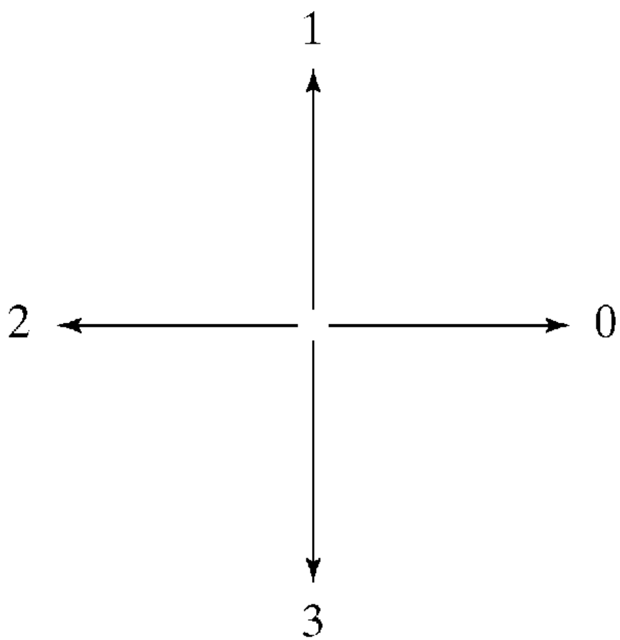
- Es un descriptor de contornos de un objeto o región

- Trabaja sobre imágenes binarias

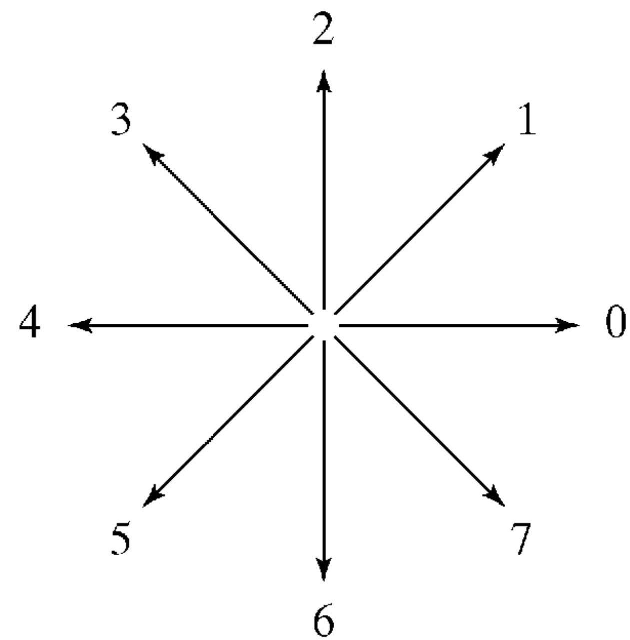
- Se almacena la posición relativa de un pixel, con respecto al adyacente, con lo que se obtiene una cadena o vector de números

- Existen dos maneras de realizar la conexión de los pixeles para formar la cadena

Chain Codes:

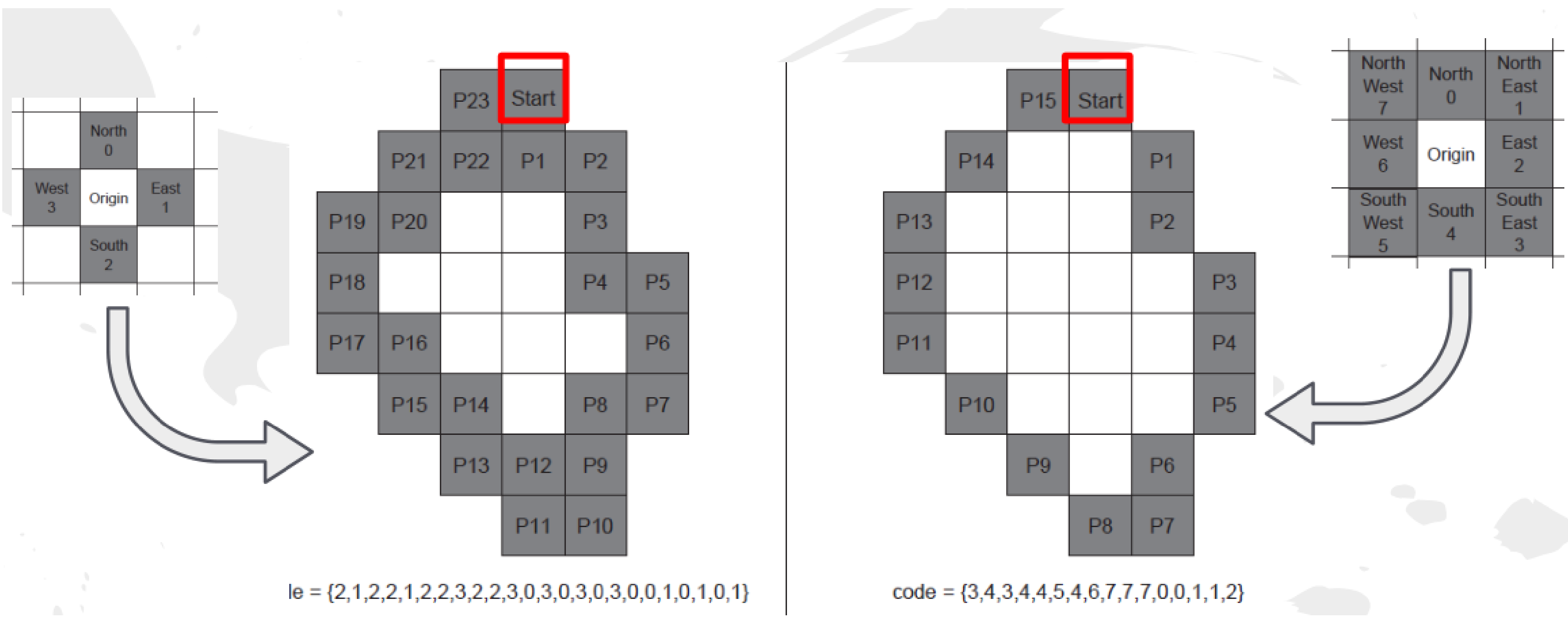


4-vecinos



8-vecinos

Chain Codes:

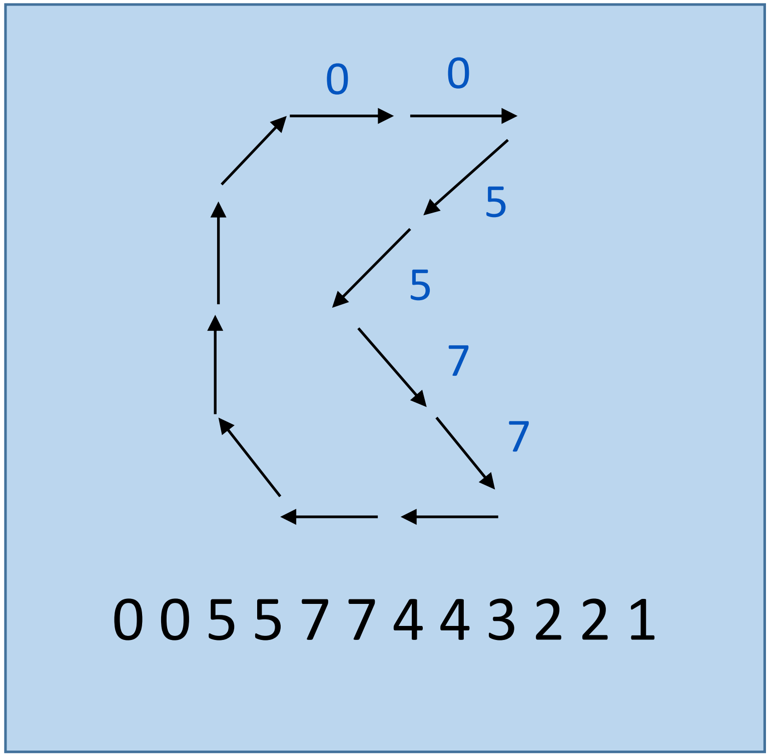

North 0
West 3
Origin
East 1
South 2
P23 Start
P21 P22 P1 P2
P19 P20 P3
P18 P4 P5
P17 P16 P6
P15 P14 P8 P7
P13 P12 P9
P11 P10
le = {2,1,2,2,1,2,2,3,2,2,3,0,3,0,3,0,3,0,0,1,0,1,0,1}
P15 Start
P14 P1
P13 P2
P12 P3
P11 P4
P10 P5
P9 P6
P8 P7
code = {3,4,3,4,4,5,4,6,7,7,7,0,0,1,1,2}
North West 7
North 0
North East 1
West 6
Origin
East 2
South West 5
South 4
South East 3

Chain Codes:

Se puede hacer invariante a la posición inicial:

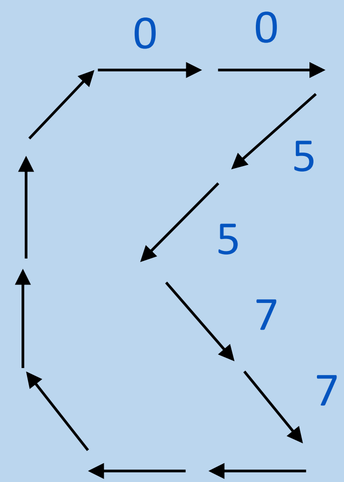
• Secuencia circular

• Elegir la posición inicial cómo el código que forme el entero de menor magnitud.

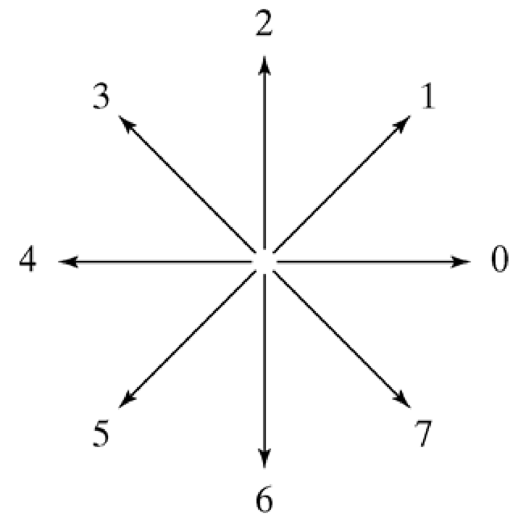


Chain Codes:

Se puede hacer invariante a la rotación tomando la diferencia del código:



0 0 5 5 7 7 4 4 3 2 2 1



Diferencia:

7 0 5 0 2 0 5 0 7 7 0 7

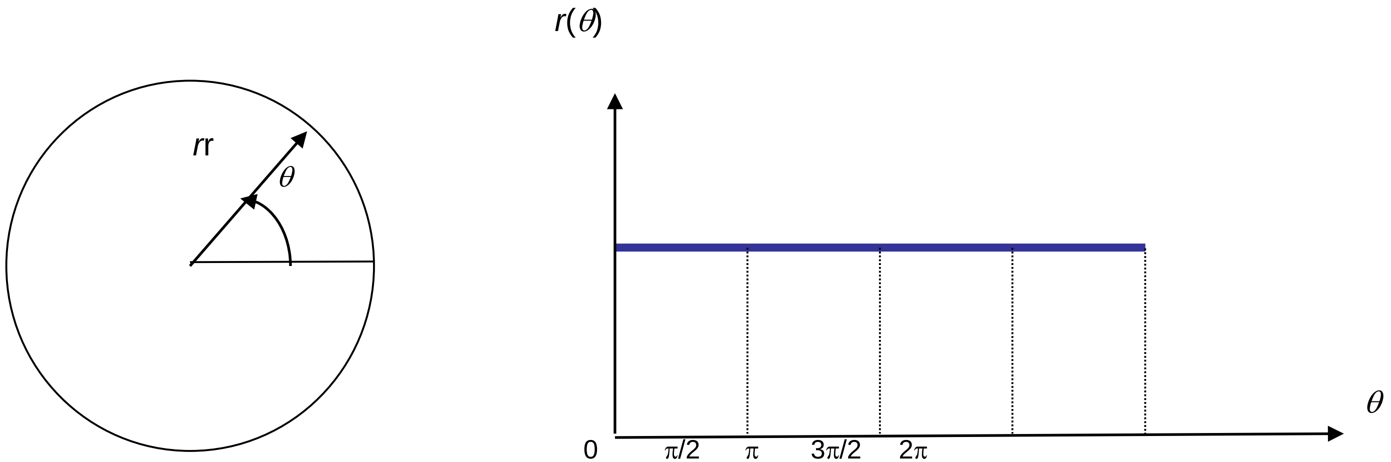
Chain Codes:

Esta representación se mantiene invariante frente a traslaciones, lo que facilita la comparación de objetos

- A partir del resultado que éste entrega, se pueden obtener datos del contorno como:
  - Perímetro
  - Área
  - Descriptores de Fourier
- Cualquier ruido o perturbación en la imagen, puede inducir a errores
- La cadena obtenida puede llegar a ser demasiado larga en objetos grandes

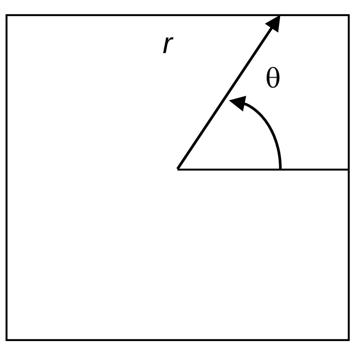
Signatures:

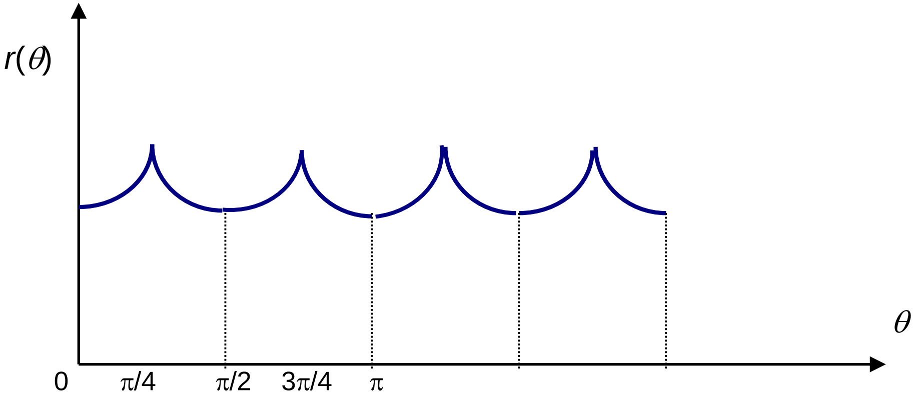
- Una *signature* es una representación de un contorno mediante una función real unidimensional que sea más sencilla que la función bidimensional que define el contorno.
- Hay varias maneras de definir una firma. Una de las más simples es a través de la distancia desde un punto interior, como puede ser el centroide del contorno, a cada uno de los puntos del contorno como una función del ángulo



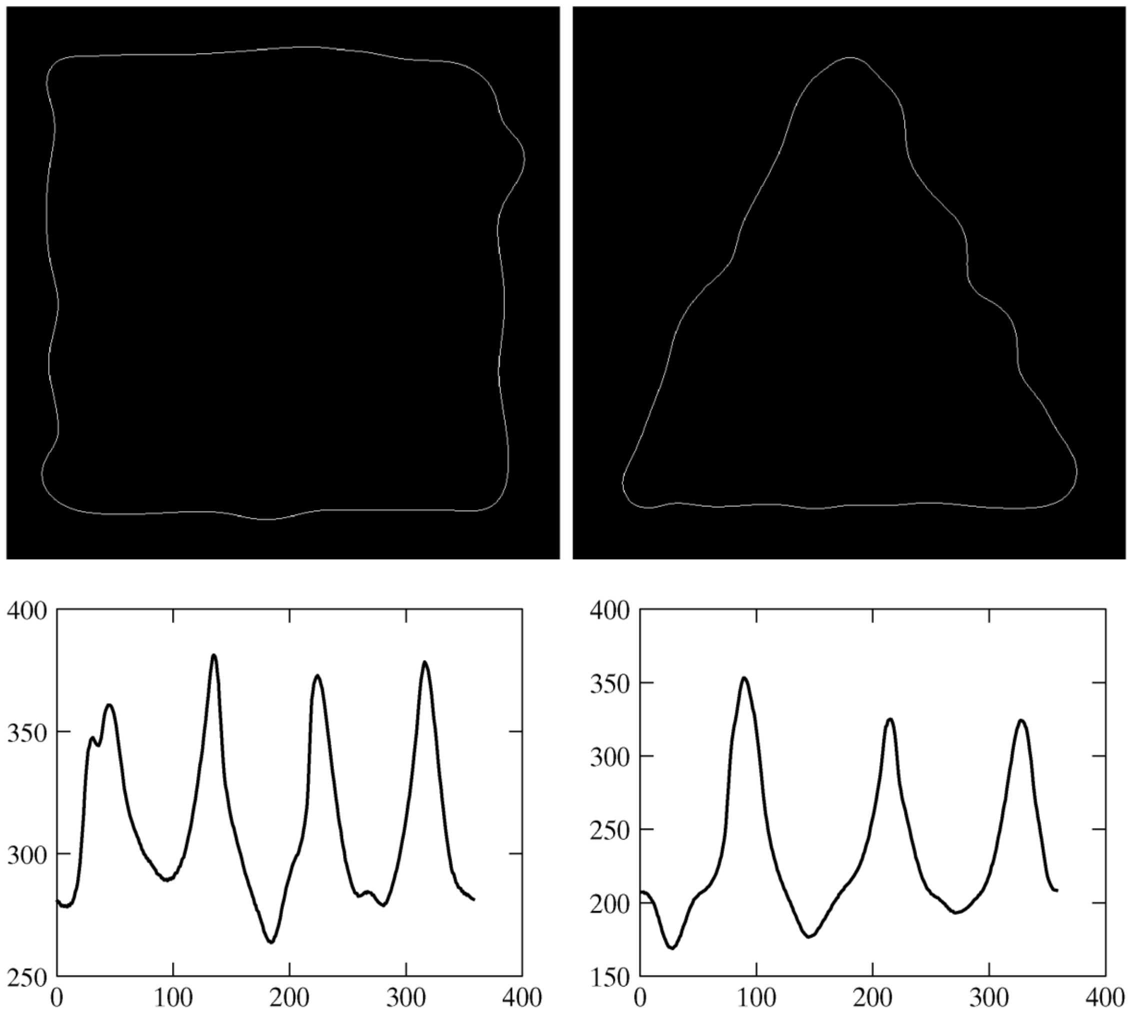
Signatures:

- La firma es **invariante frente a traslaciones** pero no lo es frente a rotaciones o cambios de escala.
- Sin embargo, se puede conseguir la **invariancia frente a rotaciones** cuando se encuentra un punto característico del contorno a partir del cual se comienza a generar la firma. Dicho punto puede ser, por ejemplo, el más cercano al centroide, siempre que sea único, o un punto del contorno determinado por la intersección de este con su eje mayor.



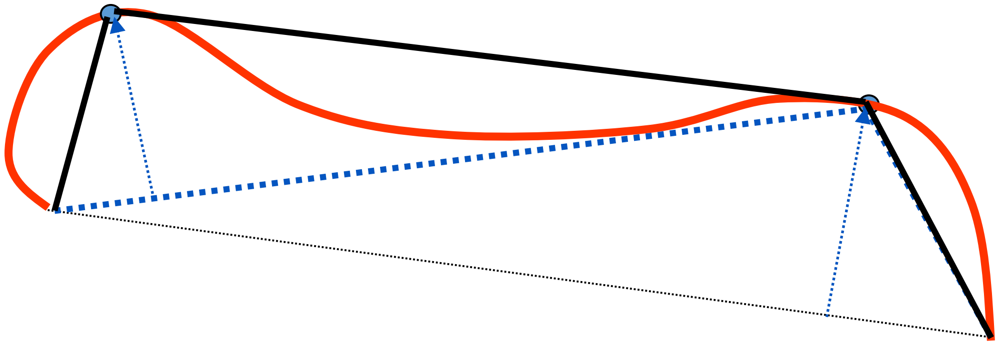


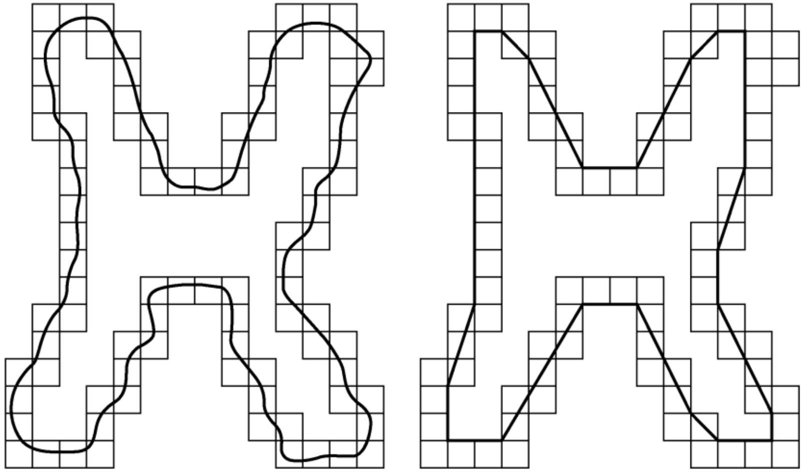
Signatures:


400
350
300
250
0
100
200
300
400
400
350
300
250
200
150
0
100
200
300
400

Ajuste paramétrico:

- Segmentos lineales
- Arcos
- Curvas
- Splines





Descriptores de Fourier:

La representación de contornos dados por una curva cerrada puede pensarse como una secuencia periódica

- Chain codes → secuencia real
- Puntos del contorno → secuencia compleja

$$s(k) = x(k) + jy(k) \qquad k = 0,1,\cdots,N-1$$

Descriptores de Fourier

$$\text{DFT} \rightarrow \; a(u) = \sum_{k=0}^{N-1} s(k) e^{-j2\pi uk/N}$$

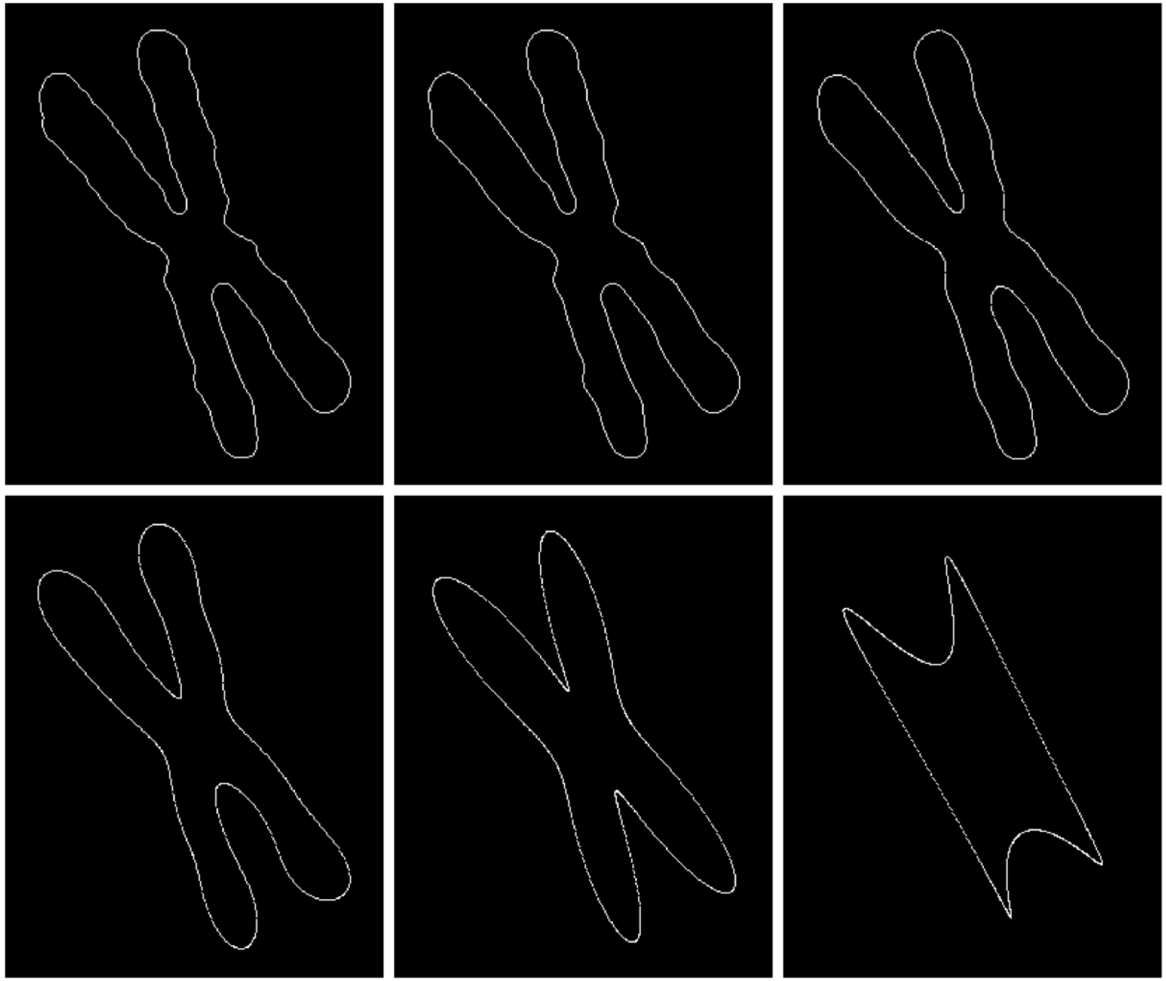
$$\text{IDFT} \; \rightarrow \; s(k) = \frac{1}{N} \sum_{u=0}^{N-1} a(u) e^{j2\pi uk/N}$$

Usualmente se calcula un número de descriptores de Fourier P < N, por lo que resulta la siguiente aproximación de $s(k)$

$$\hat{s}(k) = \frac{1}{P} \sum_{u=0}^{P-1} a(u) e^{j2\pi uk/N} \quad , \quad k = 0, 1, \cdots, N-1$$

Las componentes de **alta frecuencia** tienen en cuenta los **detalles más finos** del contorno, en tanto que las de **baja frecuencia** representan la **forma global** del mismo.

Descriptores de Fourier:



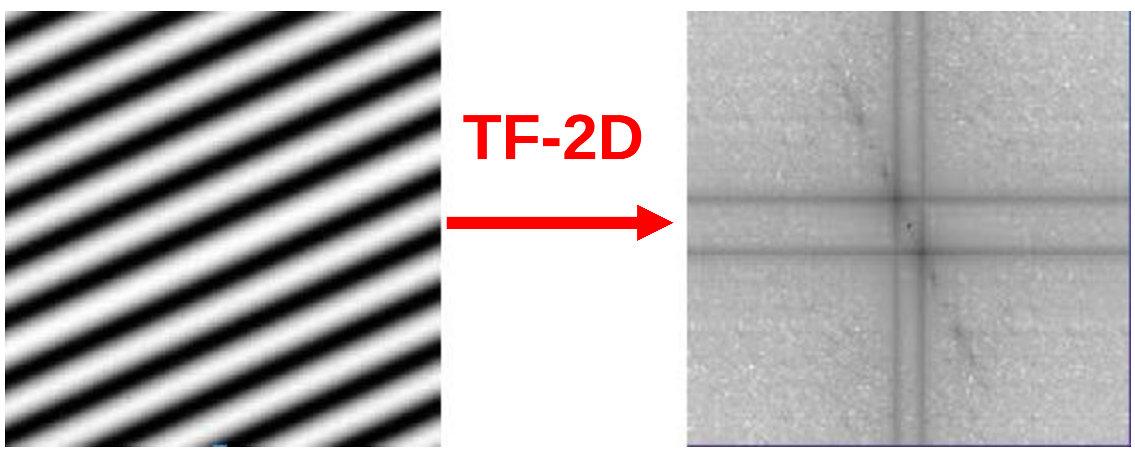
a b c
d e f

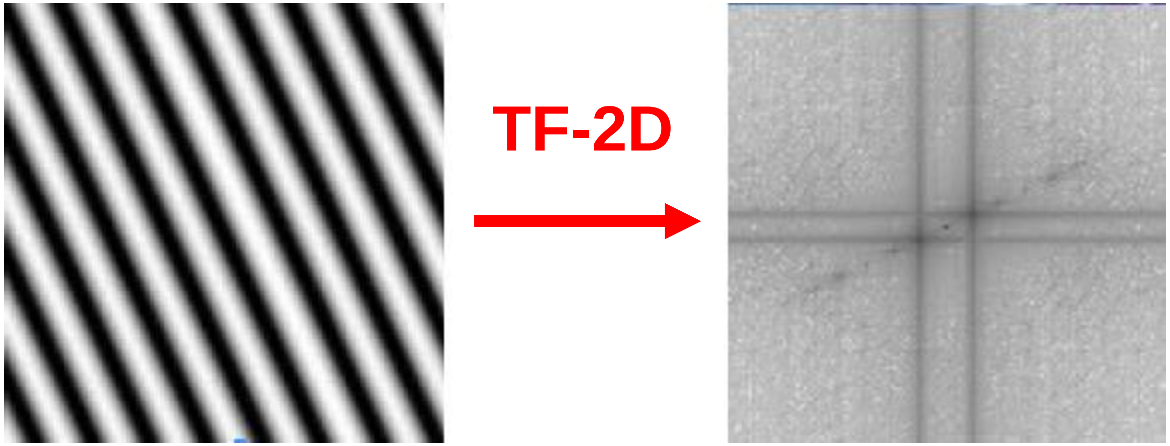
FIGURE 11.17 (a)–(f) Boundary reconstructed using 546, 110, 56, 28, 14, and 8 Fourier descriptors out of a possible 1090 descriptors.

Descriptores Genéricos de Fourier (GFD)

El uso de la Transformada de Fourier (unidimensional) del contorno de un objeto como descriptor de su forma tiene el inconveniente de que no es invariante a las rotaciones.

Por otra parte, la TF-2D de la imagen del objeto tampoco es invariante a rotaciones y además resulta una descripción poco compacta del mismo.



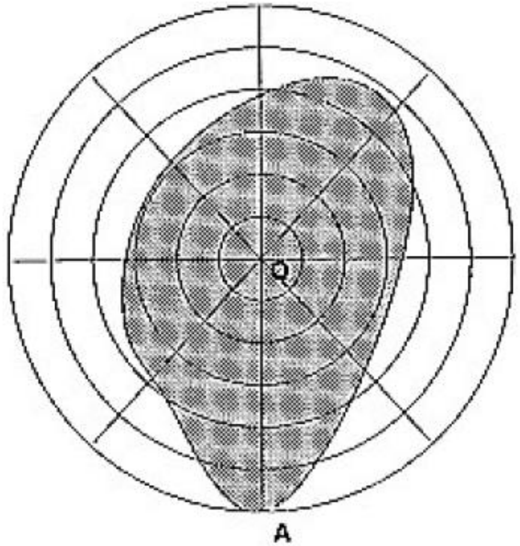


Definiremos la **Transformada de Fourier Polar 2D**. Para ello, expresaremos tanto la imagen $f(x,y)$ como su espectro $F(u,v)$ en coordenadas polares, es decir:

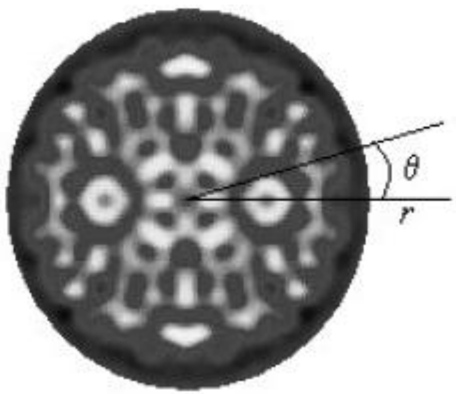
$$x = r\cos\theta \quad , \quad y = r\sin\theta$$

$$u = \rho\cos\psi \quad , \quad v = \rho\sin\psi$$

Donde (r,θ) son las coordenadas polares en el plano de la imagen, y (ρ,ψ) son las coordenadas polares en el plano de frecuencias.



Grilla polar



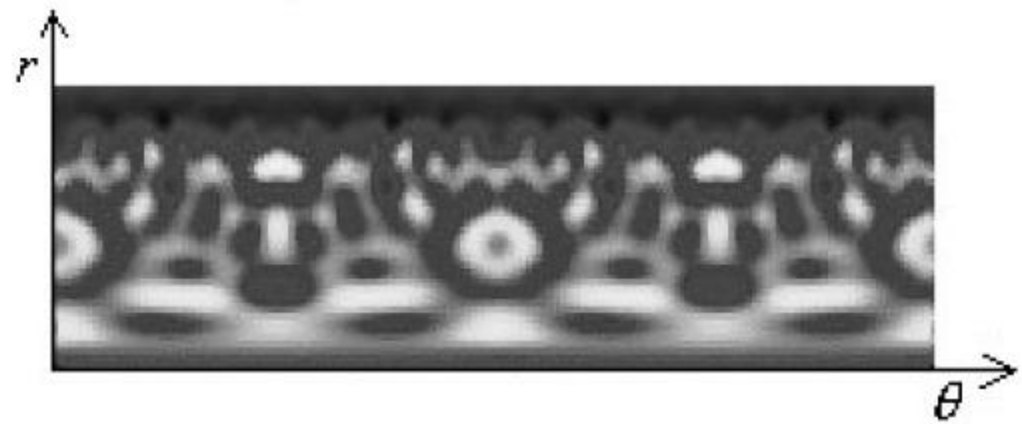


Imagen polar en grilla polar

Imagen polar en grilla cartesiana

La **Transformada de Fourier Polar 2D** se obtiene tomando la TF-2D de la imagen polar en la grilla cartesiana, es decir:

$$TFP(\rho,\psi) = \sum_{r}\sum_{k} f(r,\theta_k)e^{\left[j2\pi\left(\frac{r}{R}\rho+\frac{2\pi k}{T}\psi\right)\right]}$$

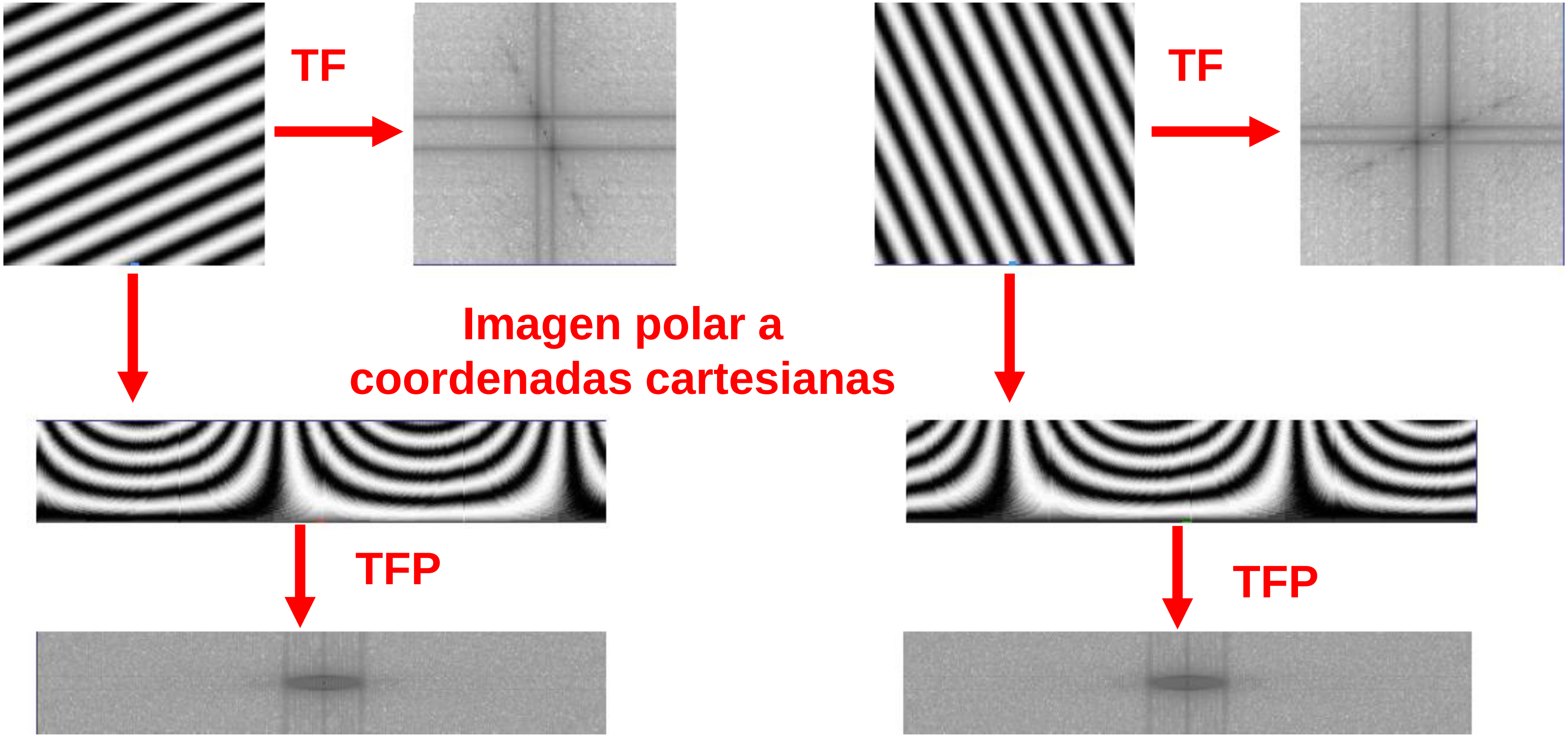
$$0 \le r < R,\ \ \theta_k = \frac{2\pi k}{T},\ (0 \le k < T)$$

$$0 \le \rho < R,\ \ 0 \le \psi < T$$

R: resolución de frecuencia radial

T: resolución de frecuencia angular

Invariancia a rotación



Invariancia a translación

Se logra usando el centroide del objeto como origen, es decir

$$r = \sqrt{\left(x - x_c\right)^2 + \left(y - y_c\right)^2}$$

$$\theta = \arctan\left(\frac{y - y_c}{x - x_c}\right)$$

donde x_c e y_c coordenadas del centroide

Invariancia a escalado

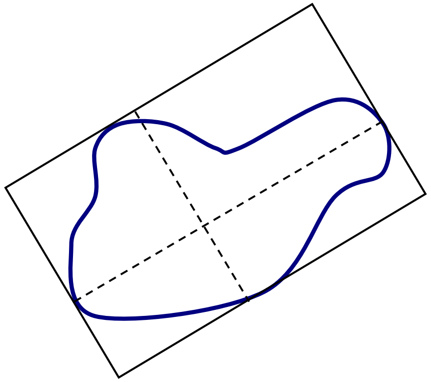
Se logra mediante normalización y son los denominados **Descriptores Genéricos de Fourier (GFD)**

$$GFD = \left\{ \frac{|TFP(0,0)|}{area}, \frac{|TFP(0,1)|}{|TFP(0,0)|}, \cdots, \frac{|TFP(0,n)|}{|TFP(0,0)|}, \cdots, \frac{|TFP(m,0)|}{|TFP(0,0)|}, \cdots \frac{|TFP(m,n)|}{|TFP(0,0)|} \right\}$$

- Usualmente se toman los primeros 36 GFD como descriptores de forma.
- La similaridad entre dos formas se mide con la **distancia city block** entre los respectivos vectores de GFD.

Descriptores geométricos:

Estudiar la forma geométrica de los contornos de las regiones (objetos)



Descriptores: valoraciones numéricas que nos van a permitir identificar y reconocer los objetos de dicha imagen

- El **perímetro** viene dado por el número total de píxeles que configuran su contorno pero los píxeles de bordes diagonales se ponderan con raiz de dos.

- El **diámetro** de un contorno viene dado por la distancia Euclídea entre los dos píxeles del contorno más alejados. La recta que pasan por dichos puntos se llama eje mayor de la región.

Descriptores geométricos:

- El **área** se trata del número de píxeles que componen la región.
- El **rectángulo base**, con dos lados paralelos al eje mayor, que tiene la propiedad de que es el menor rectángulo que contiene al contorno
- El cociente entre la longitud del lado mayor y la longitud del lado menor se llama **excentricidad** del contorno.
- El **centro de gravedad** o ***centroide*** de un contorno determinado por el conjunto de píxeles $\{(x_i, y_i), i=1,2,\ldots,N\}$

$$\overline{x} = \frac{\sum_{i=1}^{N} x_i}{N} \qquad \overline{y} = \frac{\sum_{i=1}^{N} y_i}{N}$$

El ***eje menor*** del contorno viene definido por la recta perpendicular al eje mayor que pasa por el centro de gravedad del contorno.

Descriptores geométricos:

Todos los parámetros anteriores son **invariantes frente a traslaciones** pero no lo son frente a transformaciones de escala.

La **curvatura** se define como la tasa de cambio de la pendiente (tangente) del contorno, pero es difícil de obtener medidas fiables en una imagen digital porque los bordes suelen presentar “muescas”. Sin embargo, se pueden obtener descriptores de la curvatura bastante útiles mediante diferencia de las pendientes de segmentos adyacentes del contorno.

Descriptores topológicos:

La topología es el estudio de configuraciones geométricas con propiedades específicas como la invariancia bajo ciertas transformaciones (cambios de escala).

La **compacidad** (circularidad) es un parámetro que no depende del tamaño de la región y viene dado por el cociente entre el área y el perímetro al cuadrado

$$\boxed{c = \frac{A}{p^2}} \longrightarrow \boxed{c = 4\pi \frac{A}{p^2}}$$

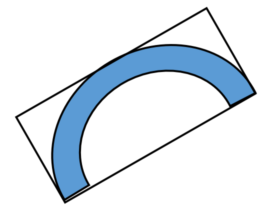
Círculo: $c=1/(4\pi)$ (≈ 0.07957)

Triángulo equilátero vale 1/(12)(≈0.048)

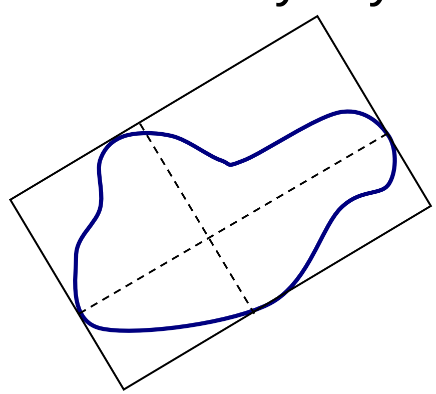
Descriptores topológicos:

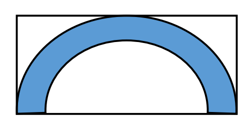
La **rectangularidad** de una región se define como el cociente entre el área de la región y el área de su rectángulo base.

$$c = \frac{\text{Área de la región}}{\text{Área de su rectángulo base}}$$



El **alargamiento** de una región se puede definir por el cociente entre la longitud del lado mayor y el lado menor de su rectángulo base.





Sin embargo, no es una medida adecuada para regiones curvadas

Descriptores topológicos:

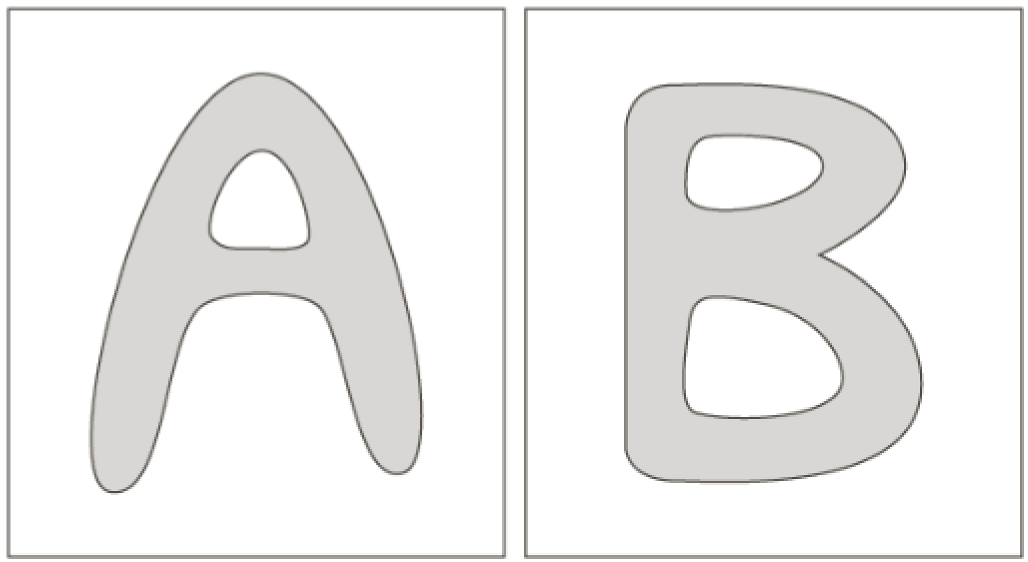
Otras características topológicas importantes son la **conectividad** y los **huecos** en los objetos.

Una imagen segmentada puede estar compuesta por regiones que tienen **componentes conexas** que configuran los objetos, es decir, regiones tales que dos puntos cualesquiera de ellas se pueden unir por una curva contenida en ellas.

Un **hueco** es una región de la imagen que está completamente encerrada por una componente conexa de la imagen.

El **número de Euler** de una imagen se define como: $E = C - H$, donde C es el número de componentes conexas y H el número de huecos de la imagen. Este número es invariante frente a traslaciones, rotaciones y cambios de escala, y nos permite de forma sencilla discriminar entre ciertas clases de objetos.

Descriptores topológicos:



E = 0 **E = -1**

TABLE 11.1 Regional descriptors computed by function `regionprops`.

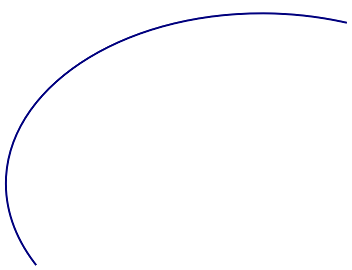
Valid Strings for `properties`	Explanation
`'Area'`	The number of pixels in a region.
`'BoundingBox'`	1×4 vector defining the smallest rectangle containing a region. `BoundingBox` is defined by `[ul_corner width]`, where `ul_corner` is in the form `[x y]` and specifies the upper-left corner of the bounding box, and `width` is in the form `[x_width y_width]` and specifies the width of the bounding box along each dimension. Note that the `BoundingBox` is aligned with the coordinate axes and, in that sense, is a special case of the basic rectangle discussed in Section 11.3.1.
`'Centroid'`	1×2 vector; the center of mass of the region. The first element of `Centroid` is the horizontal coordinate (or x-coordinate) of the center of mass, and the second element is the vertical coordinate (or y-coordinate).
`'ConvexArea'`	Scalar; the number of pixels in `'ConvexImage'`.
`'ConvexHull'`	$p \times 2$ matrix; the smallest convex polygon that can contain the region. Each row of the matrix contains the x- and y-coordinates of one of the p vertices of the polygon.
`'ConvexImage'`	Binary image; the convex hull, with all pixels within the hull filled in (i.e., set to `on`). (For pixels that the boundary of the hull passes through, `regionprops` uses the same logic as `roipoly` to determine whether the pixel is inside or outside the hull.) The image is the size of the bounding box of the region.
`'Eccentricity'`	Scalar; the eccentricity of the ellipse that has the same second moments as the region. The eccentricity is the ratio of the distance between the foci of the ellipse and its major axis length. The value is between 0 and 1, with 0 and 1 being degenerate cases (an ellipse whose eccentricity is 0 is a circle, while an ellipse with an eccentricity of 1 is a line segment).
`'EquivDiameter'`	Scalar; the diameter of a circle with the same area as the region. Computed as `sqrt(4*Area/pi)`.
`'EulerNumber'`	Scalar; equal to the number of objects in the region minus the number of holes in those objects.
`'Extent'`	Scalar; the proportion of the pixels in the bounding box that are also in the region. Computed as `Area` divided by the area of the bounding box.
`'Extrema'`	8×2 matrix; the extremal points in the region. Each row of the matrix contains the x- and y-coordinates of one of the points. The format of the vector is `[top-left, top-right, right-top, right-bottom, bottom-right, bottom-left, left-bottom, left-top]`.
`'FilledArea'`	The number of `on` pixels in `FilledImage`.
`'FilledImage'`	Binary image of the same size as the bounding box of the region. The `on` pixels correspond to the region, with all holes filled.
`'Image'`	Binary image of the same size as the bounding box of the region; the `on` pixels correspond to the region, and all other pixels are `off`.
`'MajorAxisLength'`	The length (in pixels) of the major axis† of the ellipse that has the same second moments as the region.
`'MinorAxisLength'`	The length (in pixels) of the minor axis† of the ellipse that has the same second moments as the region.
`'Orientation'`	The angle (in degrees) between the x-axis and the major axis† of the ellipse that has the same second moments as the region.
`'PixelList'`	A matrix whose rows are the `[x, y]` coordinates of the actual pixels in the region.
`'Solidity'`	Scalar; the proportion of the pixels in the convex hull that are also in the region. Computed as `Area/ConvexArea`.

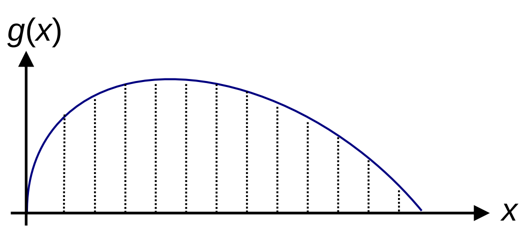
† Note that the use of major and minor axis in this context is different from the major and minor axes of the basic rectangle discussed in Section 11.3.1. For a discussion of moments of an ellipse, see Haralick and Shapiro [1992].

Descriptores estadísticos de contornos

Momentos estadísticos. La forma de una representación unidimensional de un contorno a través de una función real, $g(x)$, se puede describir utilizando momentos estadísticos, como la **media**, la **varianza** o **momentos de orden superior**.

Dicha función puede ser la *firma* del contorno. En el caso de contornos abiertos, se puede utilizar la función que se obtiene de las distancias de los puntos del contorno al segmento que une los dos puntos extremos de dicho contorno





$$m = \sum_{i=0}^{N-1} x_i g(x_i)$$

$$\sigma^2 = \sum_{i=0}^{N-1} (x_i - m)^2 g(x_i)$$

$$\mu_3 = \sum_{i=0}^{N-1} (x_i - m)^3 g(x_i)$$

Descriptores estadísticos de textura

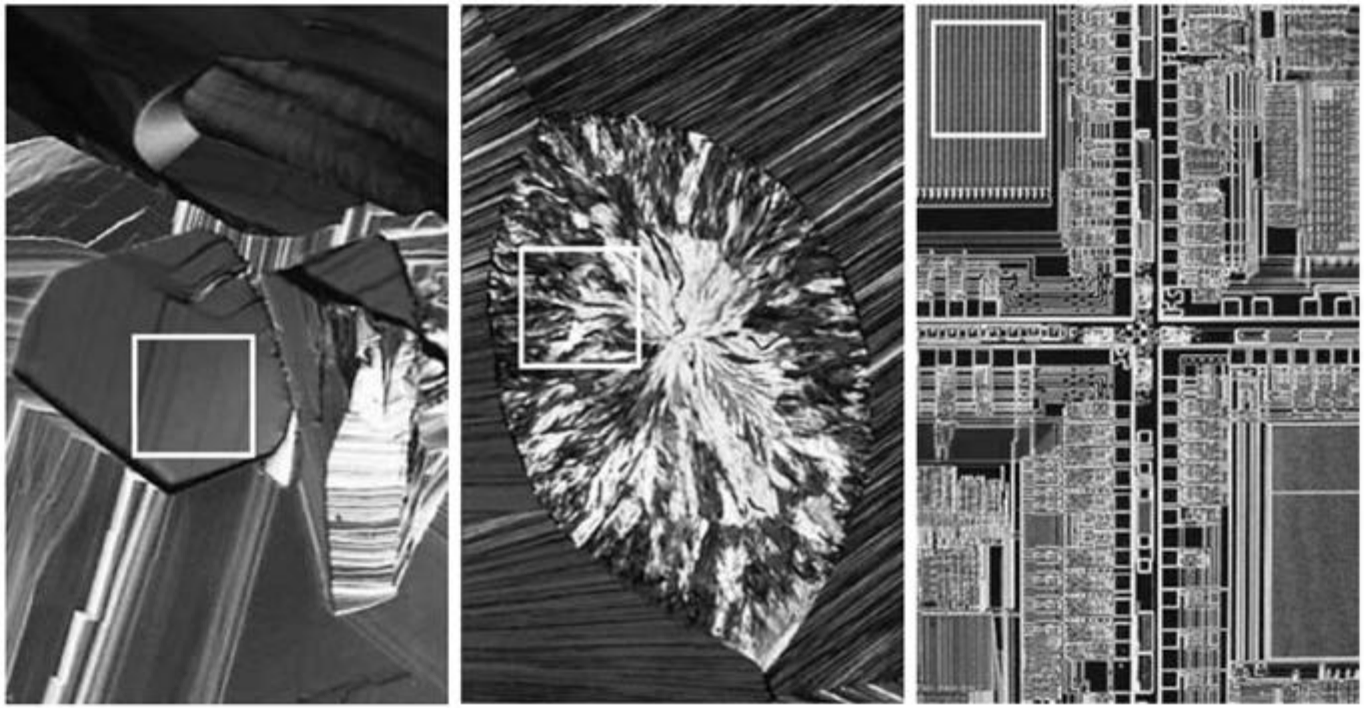
Moment	Expression	Measure of Texture
Mean	$m = \sum_{i=0}^{L-1} z_i p(z_i)$	A measure of average intensity.
Standard deviation	$\sigma = \sqrt{\mu_2(z)} = \sqrt{\sigma^2}$	A measure of average contrast.
Smoothness	$R = 1 - 1/(1 + \sigma^2)$	Measures the relative smoothness of the intensity in a region. R is 0 for a region of constant intensity and approaches 1 for regions with large excursions in the values of its intensity levels. In practice, the variance used in this measure is normalized to the range [0, 1] by dividing it by $(L - 1)^2$.
Third moment	$\mu_3 = \sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^3 p(z_i)$	Measures the skewness of a histogram. This measure is 0 for symmetric histograms, positive by histograms skewed to the right (about the mean) and negative for histograms skewed to the left. Values of this measure are brought into a range of values comparable to the other five measures by dividing μ_3 by $(L - 1)^2$ also, which is the same divisor we used to normalize the variance.
Uniformity	$U = \sum_{i=0}^{L-1} p^2(z_i)$	Measures uniformity. This measure is maximum when all gray levels are equal (maximally uniform) and decreases from there.
Entropy	$e = -\sum_{i=0}^{L-1} p(z_i) \log_2 p(z_i)$	A measure of randomness.

$p(z)$: histograma
z: intensidad
L: número de niveles de intensidad posibles

$$\mu_n = \sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^n \, p(z_i)$$

Momento centrado de orden n

Descriptores estadísticos:



Texture	Average Intensity	Average Contrast	R	Third Moment	Uniformity	Entropy
Smooth	87.02	11.17	0.002	−0.011	0.028	5.367
Coarse	119.93	73.89	0.078	2.074	0.005	7.842
Periodic	98.48	33.50	0.017	0.557	0.014	6.517

Descriptores estadísticos:

Medidas invariantes de momentos

Se define el **momento** de orden *p* y *q* de la imagen digital *f*(i,*j*) por la expresión:

$$m_{pq} = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} i^p j^q f(i,j)$$

Si lo calculamos para el objeto determinado por la región *S* de una imagen binaria vale:

$$m_{pq} = \sum_{(i,j)\in S} i^p j^q$$

Se puede observar que m_{00} nos da el área del objeto y que (m_{10} /m_{00} , m_{01} /m_{00}) es el **centroide** (centro de gravedad) del objeto.

Descriptores estadísticos:

Medidas invariantes de momentos

Los momentos de orden superior no son invariantes a traslaciones, por ello vamos a realizar una traslación del origen al centroide y obtenemos así los **momentos centrales** de orden *p* y *q* mediante la expresión:

$$\mu_{pq} = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} (i - \bar{i})^p (j - \bar{j})^q f(i, j)$$

$$\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^{1+\frac{p+q}{2}}} \longrightarrow$$

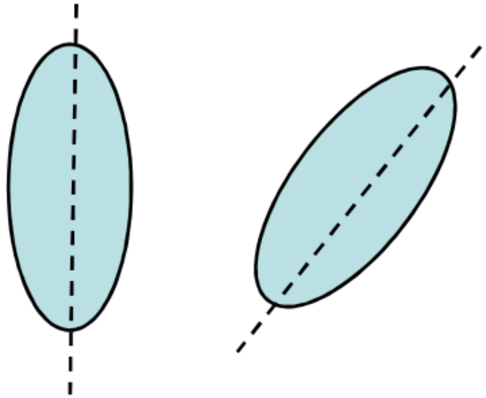
Invariante frente a cambios de escala para p+q =2,3,…

Descriptores estadísticos:

Medidas invariantes de momentos

$$\mu_{pq} = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} (i - \bar{i})^p (j - \bar{j})^q f(i, j)$$

- Son invariantes a la traslación.
- μ_{10} y μ_{01} son cero
- Los valores de μ_{20} y μ_{02} aumentan cuanto mayor sea la componente horizontal y vertical de una figura, respectivamente.



La orientación del eje de mínima inercia es:

$$\theta = \frac{1}{2} arctg \left(\frac{2\mu_{11}}{\mu_{20} - \mu_{02}} \right)$$

Descriptores estadísticos:

Medidas invariantes de momentos

- μ_{20} es una medida de la **dispersión horizontal** del objeto con respecto al centroide.
- μ_{02} es una medida de la **dispersión vertical** del objeto con respecto al centroide.
- μ_{12} es una medida de la **divergencia horizontal**; indica la extensión de la región izquierda del objeto frente a la derecha
- μ_{21} es una medida de la **divergencia vertical**; indica la extensión de la región inferior del objeto frente a la superior
- μ_{30} es una medida del **desequilibrio** (o asimetría) **horizontal** e indica si el objeto tiene mayor extensión a la izquierda o a la derecha del centroide.
- μ_{03} es una medida del **desequilibrio** (o asimetría) **vertical**.

Descriptores estadísticos:

Medidas invariantes de momentos

Un conjunto de seis *invariantes de momentos* que son insensibles a traslaciones, cambios de escala, rotaciones y transformaciones especulares viene dado por las siguientes expresiones

$$\phi_1 = \eta_{20} + \eta_{02}$$

$$\phi_2 = \left(\eta_{20} - \eta_{02}\right)^2 + 4\eta_{11}^2$$

$$\phi_3 = \left(\eta_{30} - 3\eta_{12}\right)^2 + \left(3\eta_{21} - \eta_{03}\right)^2$$

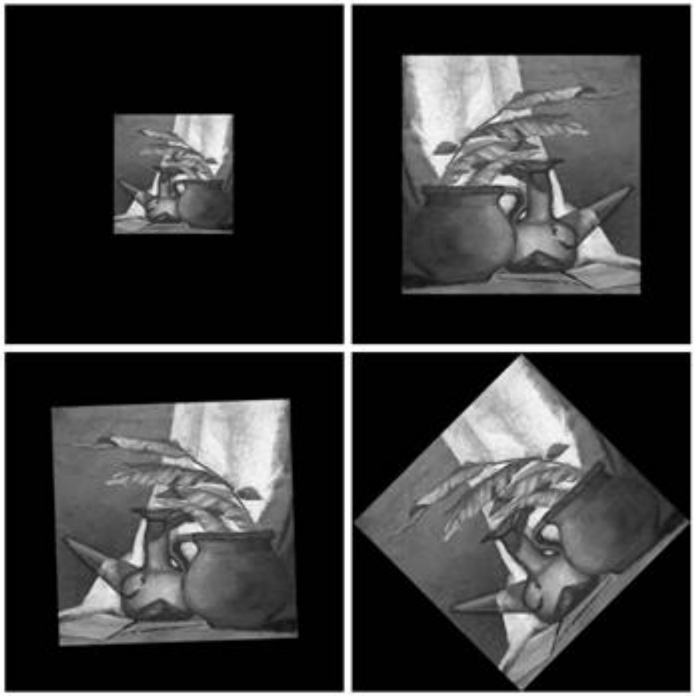
$$\phi_4 = \left(\eta_{30} + \eta_{12}\right)^2 + \left(\eta_{21} + \eta_{03}\right)^2$$

$$\phi_5 = \left(\eta_{30} - 3\eta_{12}\right)\left(\eta_{30} + \eta_{12}\right) + \left[\left(\eta_{30} + \eta_{12}\right)^2 - 3\left(\eta_{21} + \eta_{03}\right)^2\right] + \left(3\eta_{21} - \eta_{03}\right)\left(\eta_{21} + \eta_{03}\right)$$

$$\phi_6 = \left(\eta_{20} - 3\eta_{02}\right)\left[\left(\eta_{30} + \eta_{12}\right)^2 - \left(\eta_{21} + \eta_{03}\right)^2\right] + 4\eta_{11}\left(\eta_{30} + \eta_{12}\right)\left(\eta_{21} + \eta_{03}\right)$$

Descriptores estadísticos:

Medidas invariantes de momentos

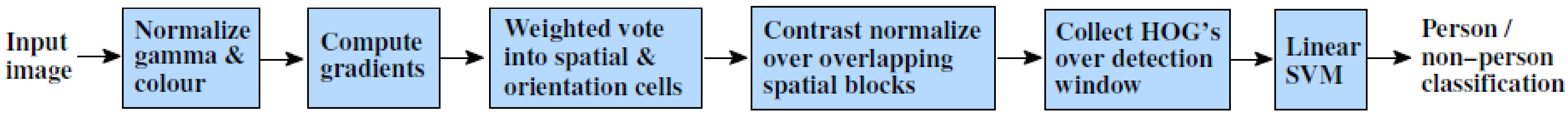


Invariant (|log|)	Original	Half Size	Mirrored	Rotated 2°	Rotated 45°
ϕ_1	6.600	6.600	6.600	6.600	6.600
ϕ_2	16.410	16.408	16.410	16.410	16.410
ϕ_3	23.972	23.958	23.972	23.978	23.973
ϕ_4	23.888	23.882	23.888	23.888	23.888
ϕ_5	49.200	49.258	49.200	49.200	49.198
ϕ_6	32.102	32.094	32.102	32.102	32.102
ϕ_7	47.953	47.933	47.850	47.953	47.954

Descriptores HOG (Histograms of Oriented Gradients)

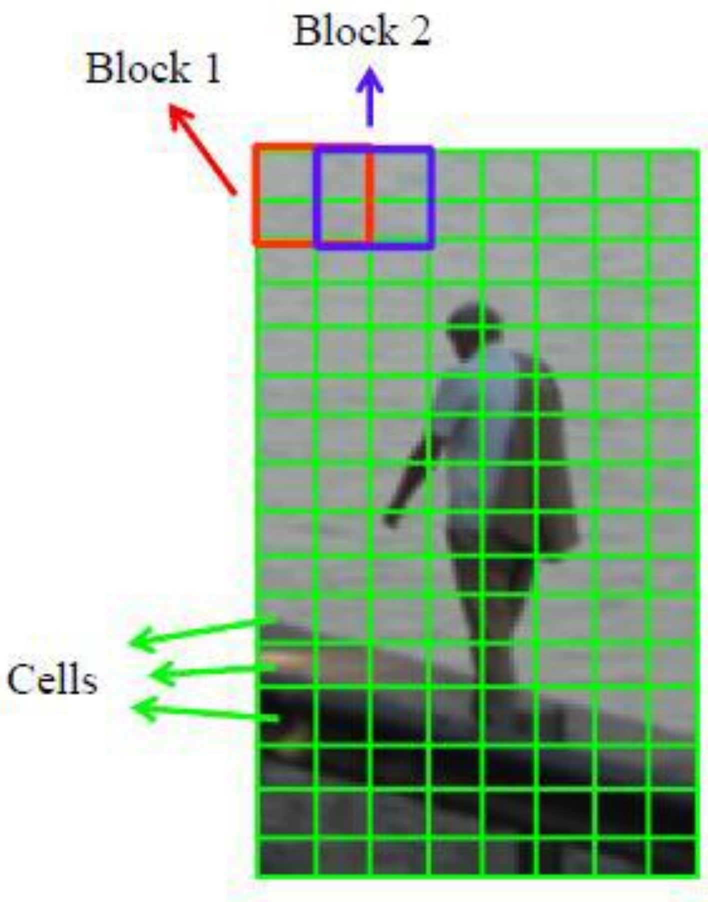
- Se buscan descriptores del objeto completo en lugar de puntos característicos de los objetos.
- Están orientados a tareas de detección/clasificación en vez de a *matching.*
- Los descriptores HOG fueron introducidos por Dalal y Triggs [1] para la detección de peatones.
- Deben ser capaces de manejar diferentes poses, una apariencia variable, background complejos y una iluminación no controlada.

La figura siguiente resume el calculo de los descriptores HOG para la clasificación persona/no persona usando técnicas de SVM (Support Vector Machines).

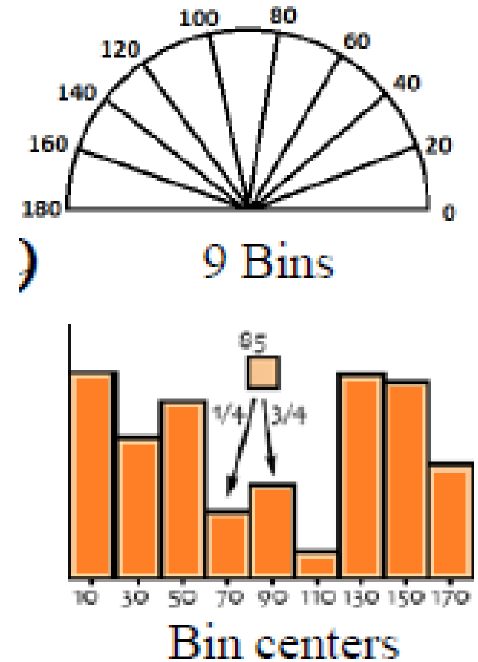


Paso I

- Cómputo de gradientes verticales y horizontales (sin suavizado)
- Cómputo de la orientación del gradiente y su magnitud
- División de la imagen en bloques de 16×16 con 50% de solapamiento
  - Para una imagen de 64×128, resultan 7×15=105 bloques
  - Cada bloque consiste de celdas de 2×2 de dimensiones 8×8 pixels
- Cálculo del Histograma de orientación del gradiente de las celdas
  - 9 bins entre 0-180 grados
  - El voto de cada Bin es la magnitud del gradiente
  - Interpolación del voto entre bins



División en celdas y agrupamiento en bloques



Histograma de orientación de gradientes

Paso II

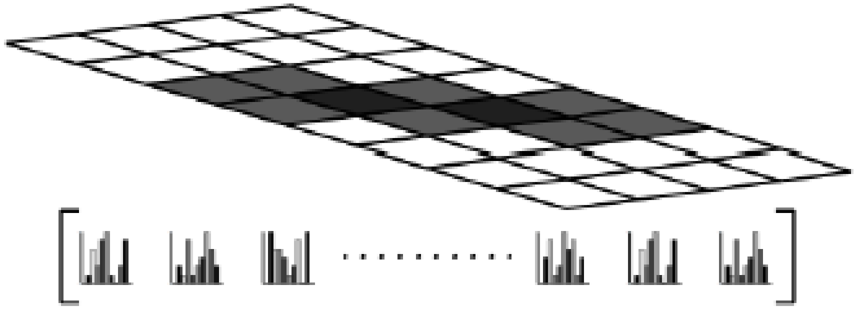
• Agrupamiento de las celdas en bloques mas grandes y normalización

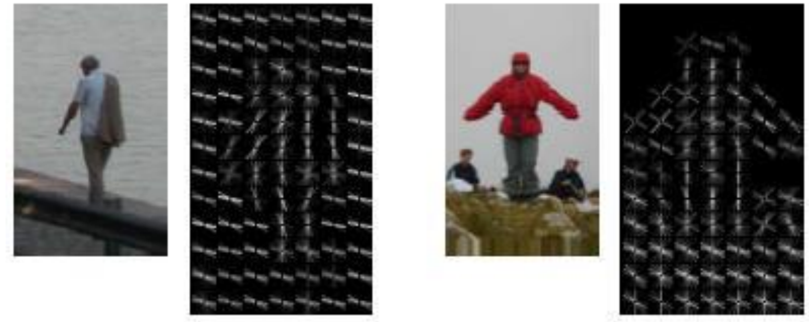
• Concatenación de los histogramas en un solo vector de características

  - # features = (15*7)*9*4 = 3780
  - 15*7 bloques
  - 9 bins de orientación
  - 4 celdas por bloque

• Uso de SVM para entrenar el clasificador

  - Un vector característico único para cada objeto diferente
  - Se calculan en mallas densas, en una única escala y sin alineamiento de la orientación





Concatenación de histogramas

Objetos y Gradientes orientados asociados

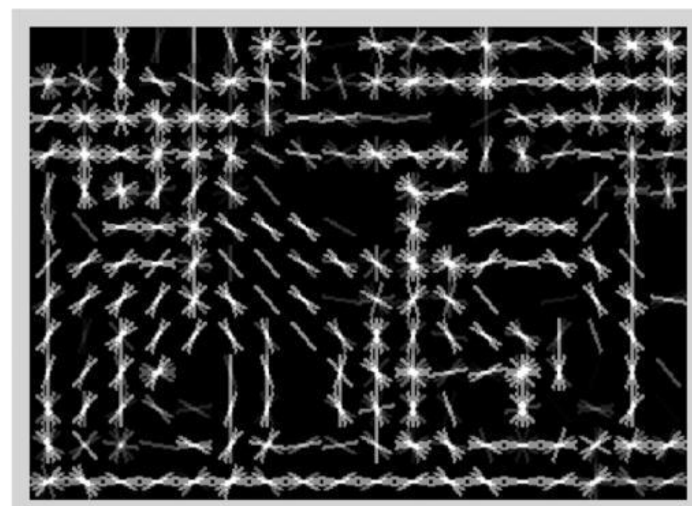
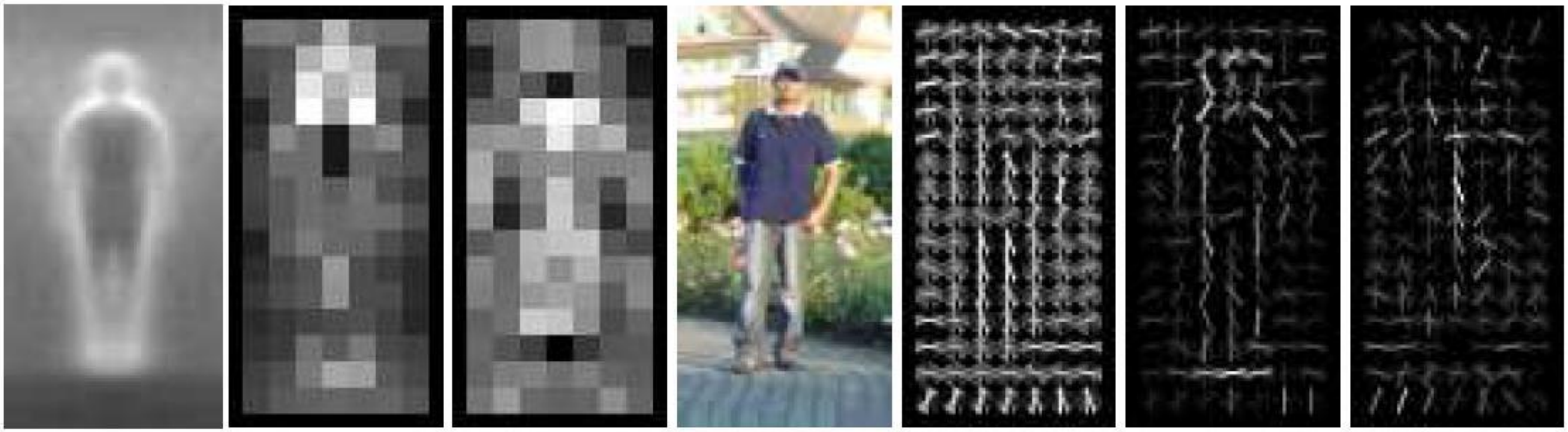


Imagen con objeto

Gradientes orientados

Las características HOG **enfatizan el contorno/silueta** del objeto por lo que son **robustas a las condiciones de iluminación.**



(a) (b) (c) (d) (e) (f) (g)

Figure 6. Our HOG detectors cue mainly on silhouette contours (especially the head, shoulders and feet). The most active blocks are centred on the image background just *outside* the contour. (a) The average gradient image over the training examples. (b) Each "pixel" shows the maximum positive SVM weight in the block centred on the pixel. (c) Likewise for the negative SVM weights. (d) A test image. (e) It's computed R-HOG descriptor. (f,g) The R-HOG descriptor weighted by respectively the positive and the negative SVM weights.

[1] Dalal and Triggs, "Histogram of Oriented Gradients for Human Detection", CVPR 2005.

Características locales:

Patrón que difiere a su cercanía inmediata en la imagen

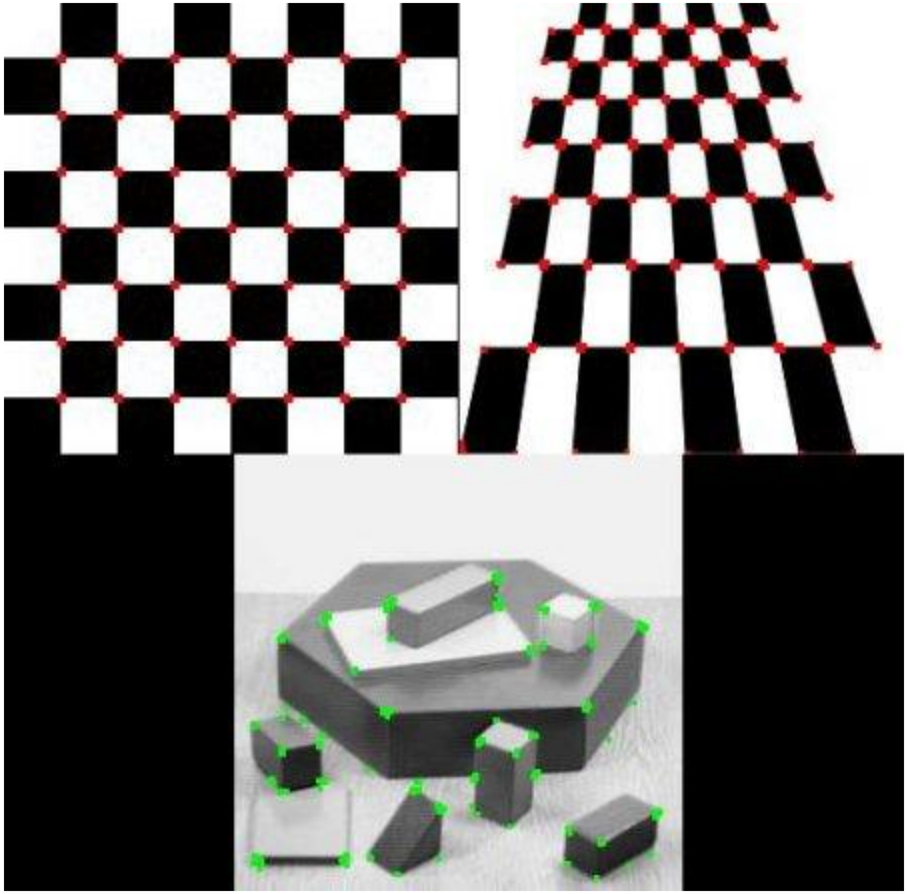
Detección: consiste en obtener la ubicación de puntos o regiones relevantes y distinguibles en una imagen, tales como esquinas, bordes o regiones con ciertas características.

Descripción: consiste en computar y asignar un vector a cada uno de los puntos o regiones detectadas tal que la vecindad de los mismos en la imagen quede caracterizada, en lo posible, en forma única.

Matching: consiste en la comparación de descriptores pertenecientes a dos imágenes de un mismo entorno. De esta forma, si el proceso de descripción es correcto y dos descriptores (pertenecientes a imágenes distintas) son lo suficientemente similares, se podrá relacionar unívocamente cada punto de una imagen, con otros puntos perteneciente a la otra.

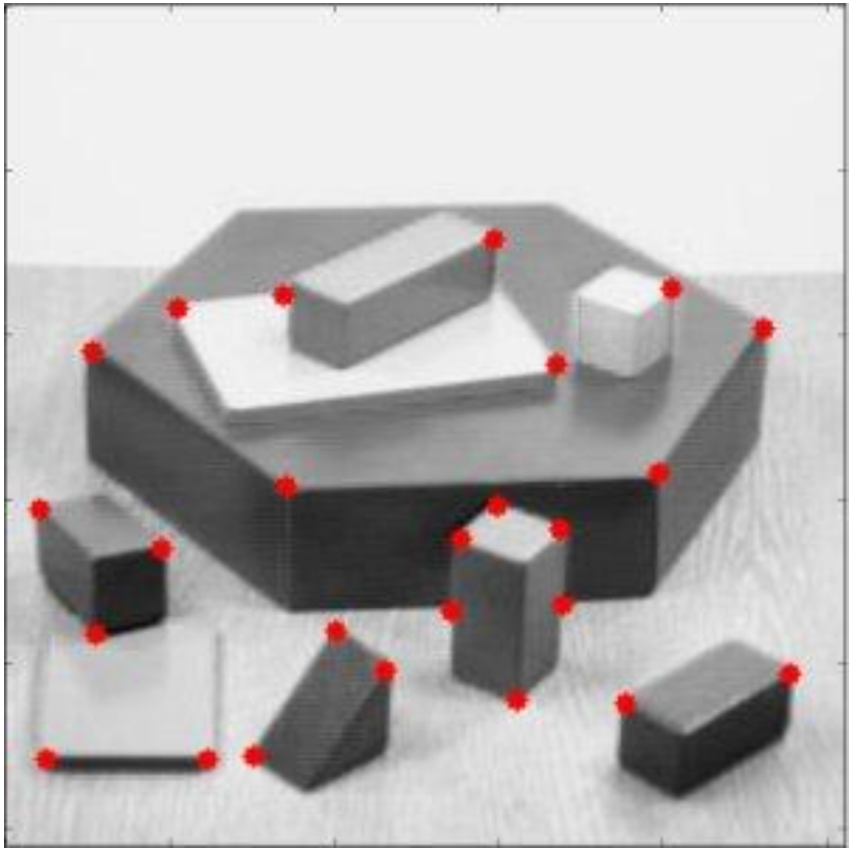
Características locales:

Harris Corner Detection



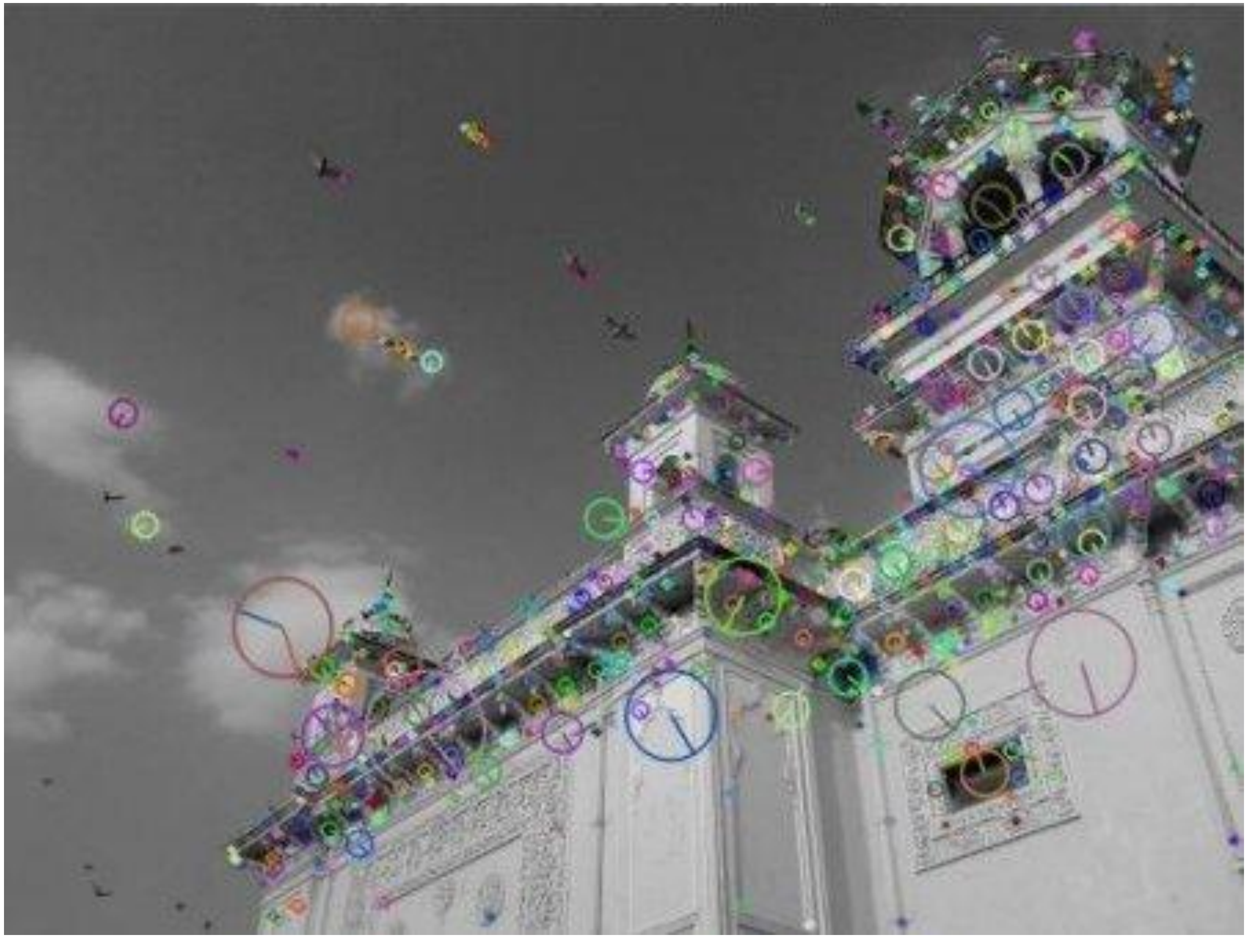
Características locales:

Shi-Tomasi Corner Detector



Características locales:

SIFT (Scale-Invariant Feature Transform)

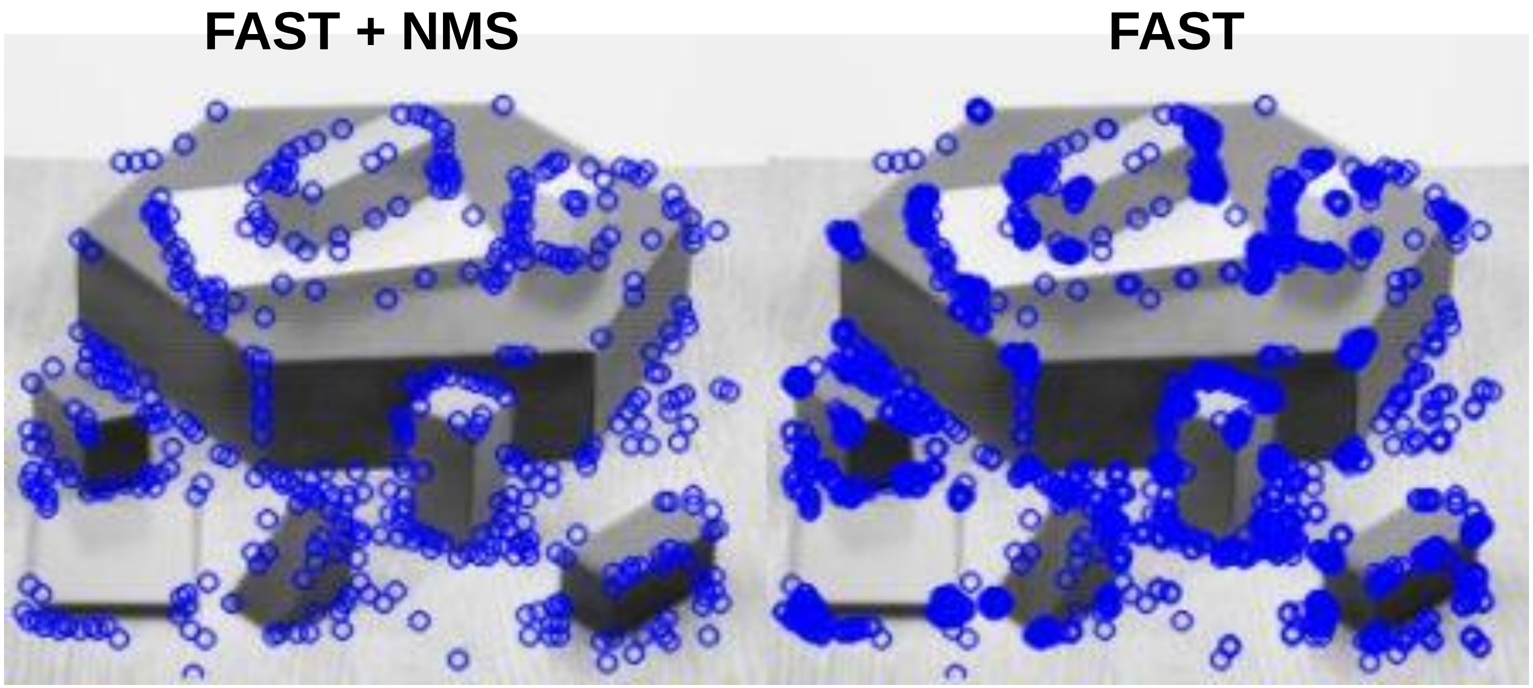


Características locales:

SURF (Speeded-Up Robust Features)

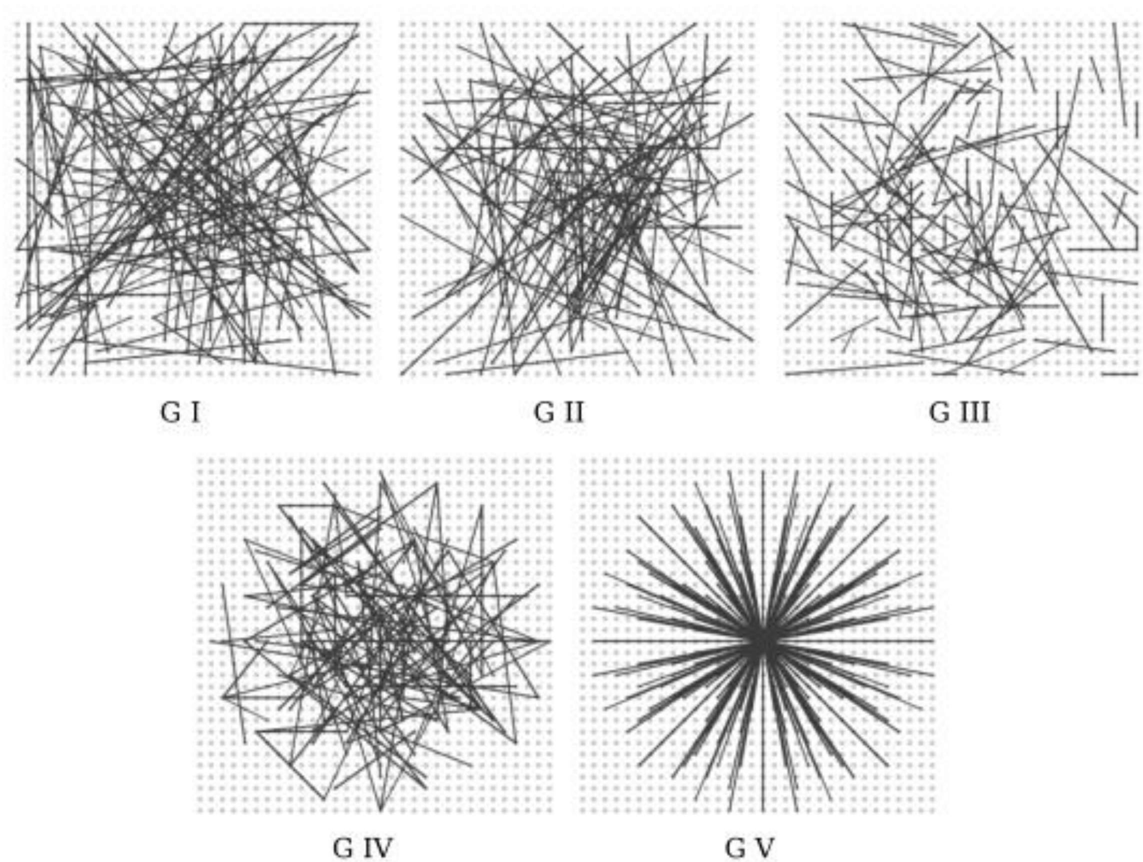
Características locales:

FAST Algorithm for Corner Detection



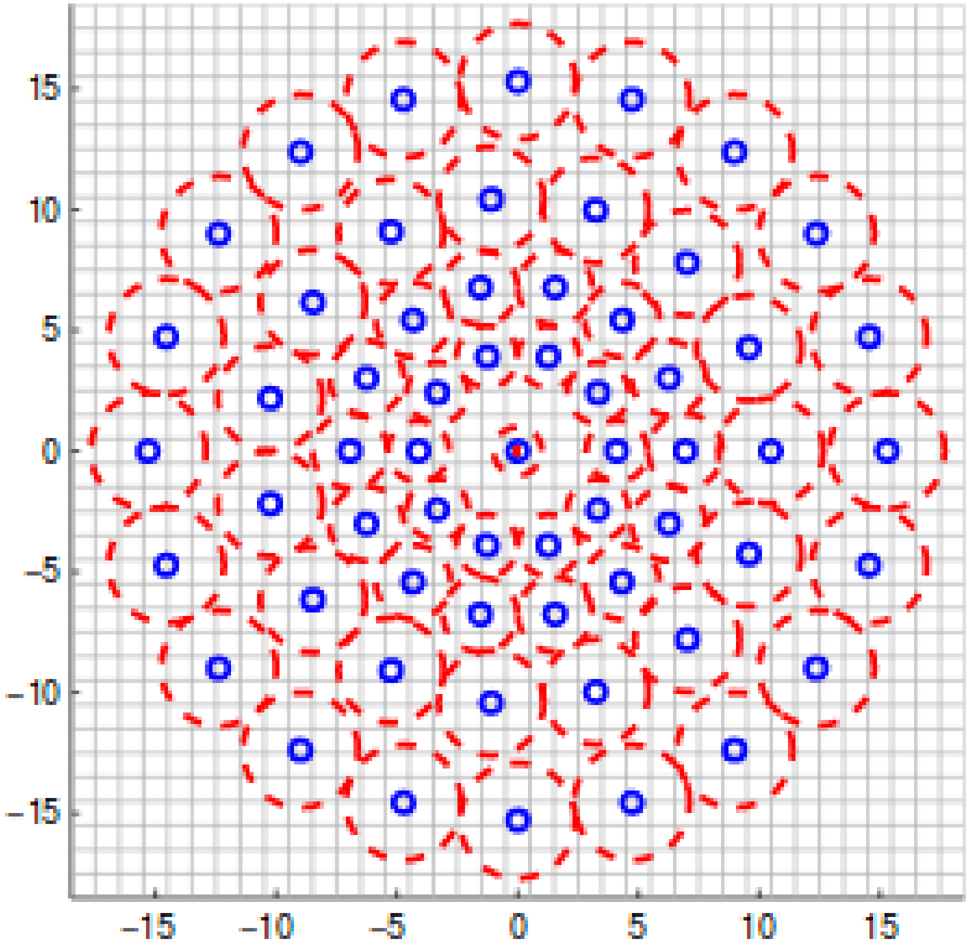
Características locales:

BRIEF (Binary Robust Independent Elementary Features)



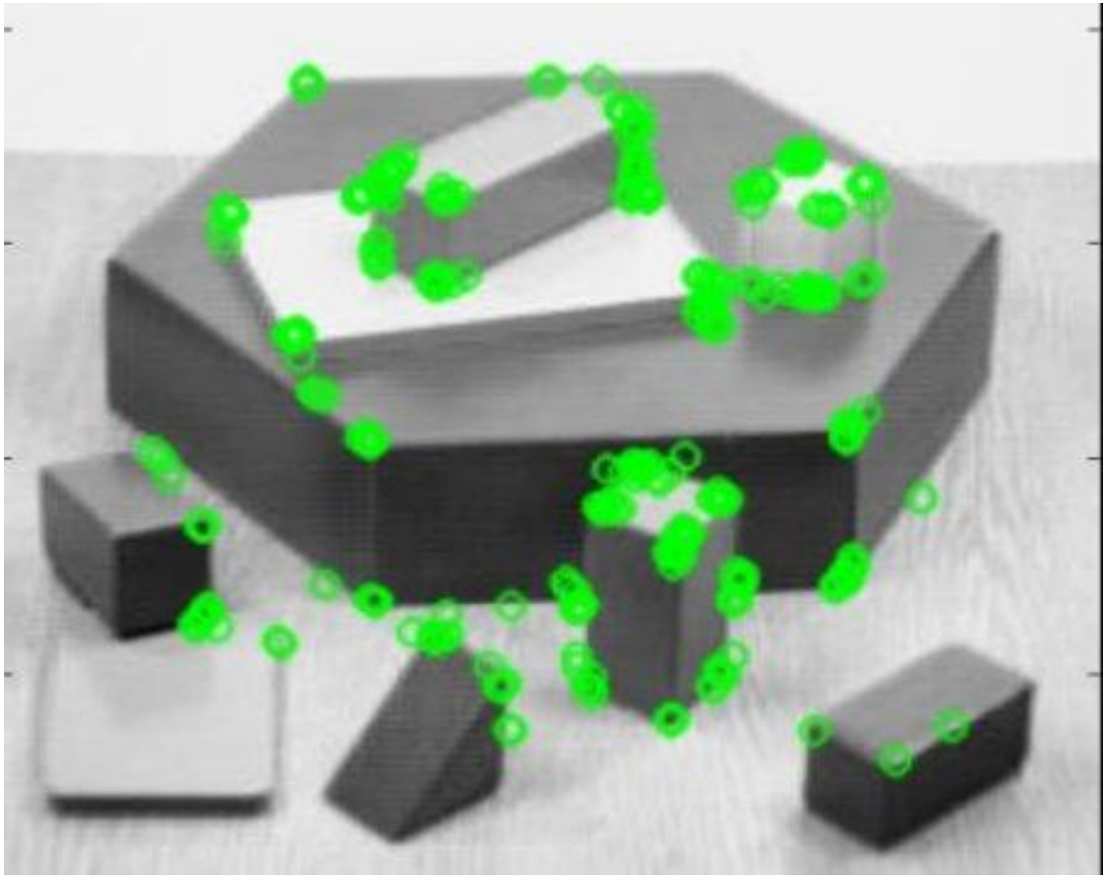
Características locales:

BRISK (Binary Robust Invariant Scalable Keypoints)



Características locales:

ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF)

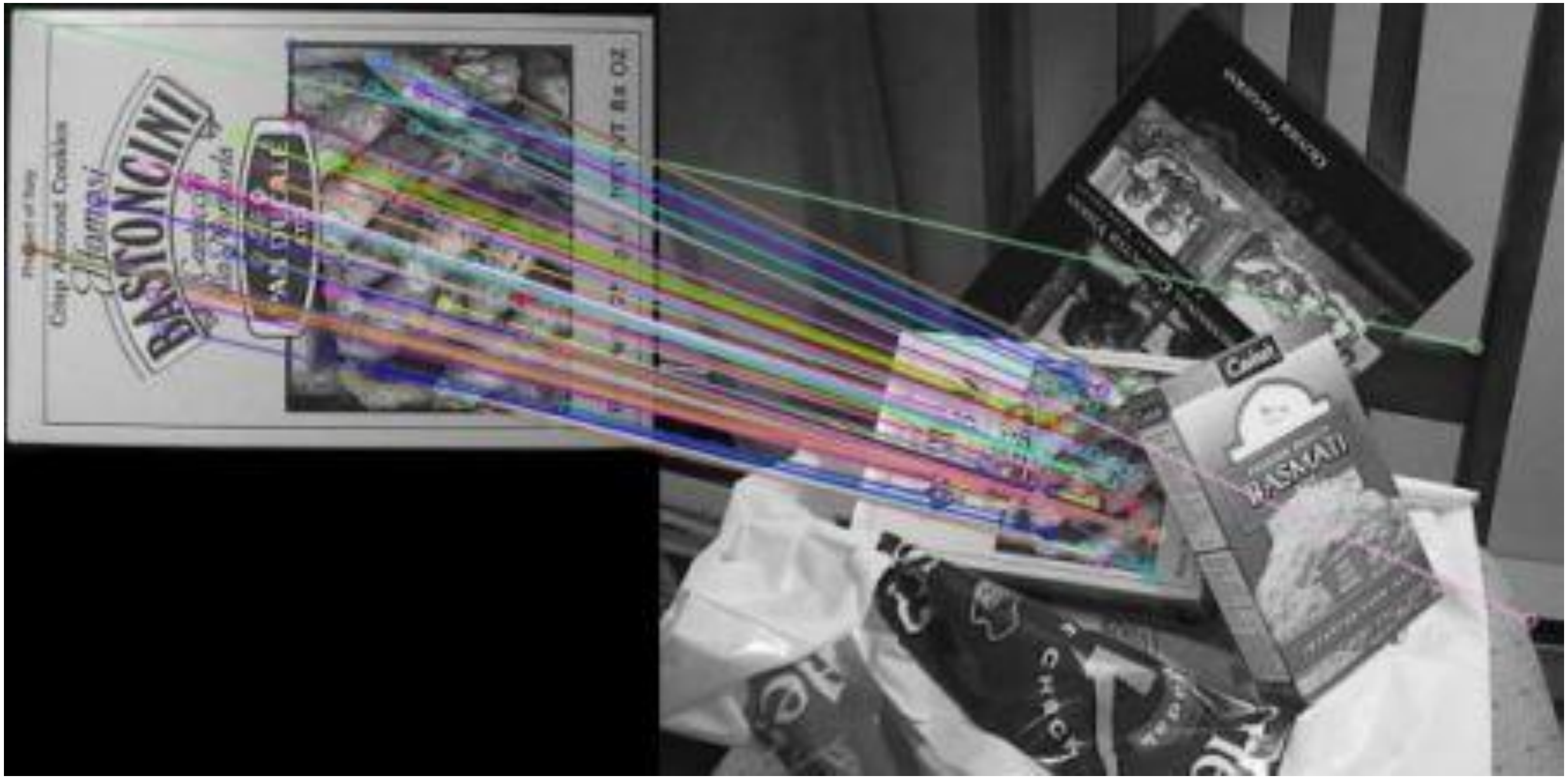


Características locales:

Brute-Force Matcher

Características locales:

Brute-Force Matcher



Características locales:

GMS (Grid-based Motion Statistics)

Brute-Force Matcher **GMS**