

Tema 6: DESCRIPTORES DE LA IMAGEN Y RECONOCIMIENTO

1

INGENIERÍA INFORMÁTICA



Tema 6: Descriptores de la imagen

Introducción.



2

- **Objetivo:**

Extracción de rasgos con alguna información cuantitativa de interés o que sean fundamentales para diferenciar una clase de objetos de otra (etapa de reconocimiento).

- **Tipos de descriptores:**

- Topológicos
- Geométricos
- Estadísticos

Tema 6: Descriptores de la imagen

Introducción.



3

- **Objetivo:**

Extracción de rasgos con alguna información cuantitativa de interés o que sean fundamentales para diferenciar una clase de objetos de otra (etapa de reconocimiento).

- **Tipos de descriptores:**

- **Topológicos**
- Geométricos
- Estadísticos

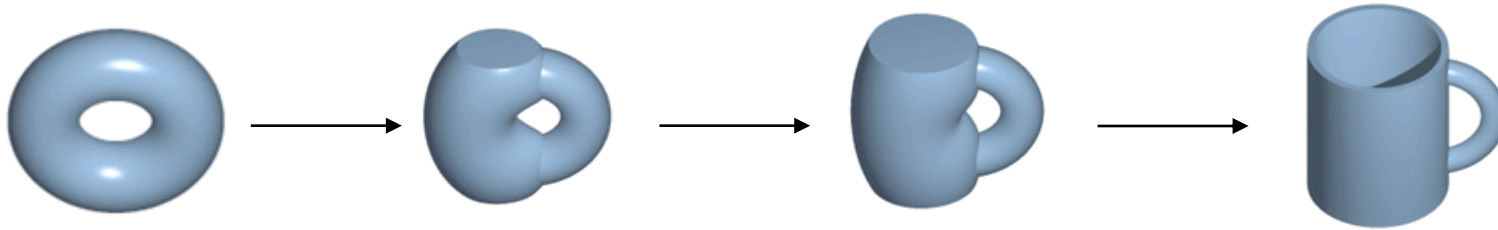
Tema 6: Descriptores de la imagen

Descriptores topológicos



4

- Una propiedad se dice que es *propiedad topológica* si se preserva por homeomorfismo.



- Algunas propiedades topológicas:
 - Número de componentes conexas
 - Número de agujeros o huecos
 - Número de Euler digital
 - Esqueleto

Tema 6: Descriptores de la imagen

Descriptores topológicos



5

- La Topología Digital es la disciplina de las Matemáticas creada para estudiar las propiedades topológicas de una imagen (relacionadas con las “conexiones” de la región de interés).
- La definición de Topología Digital se basa en la definición de una **vecindad** en cada píxel: Llamamos ***q-vecindad ó q-adyacencia*** de un píxel p , $N_q(p)$, al conjunto de píxeles que definimos como vecinos de p .

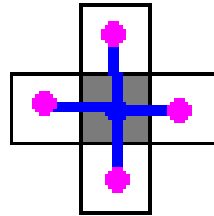
Tema 6: Descriptores de la imagen

Descriptores topológicos

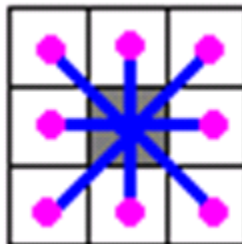


6

- *4-adyacencia* de p , es decir, 4 píxeles cuyas regiones comparten un lado con p .



- *8-adyacencia* de p , es decir, 8 píxeles cuyas regiones comparten un lado o un vértice con p .



Tema 6: Descriptores de la imagen

Descriptores topológicos



7

• Camino digital:

Dada una imagen digital binaria con una relación de vecindad definida (t-adyacencia), un *camino digital* (ó *t-camino*) de un píxel p a otro píxel q se define como una sucesión de píxeles $P_{pq} = \{p_i ; i=0, \dots, n\}$ (del mismo color, todos distintos), tal que:

$$-p_0 = p, p_n = q$$

-Para todo $i = 1, \dots, n-1$, p_i tiene exactamente dos vecinos en P_{pq} que son p_{i-1} y p_{i+1}

- p_0 y p_n tienen exactamente un vecino: p_1 y p_{n-1} , respectivamente.

La longitud de un camino digital con $n+1$ píxeles es n .

Tema 6: Descriptores de la imagen

Descriptores topológicos



8

- **Componente conexa:**

Conjunto de píxeles tal que para cualquier par de píxeles del conjunto, existe un camino digital que los une.

1	1	1
1	0	1
0	1	0
0	0	1
1	1	1
1	1	1

Una sola componente conexa (1s) con la 8-adyacencia.

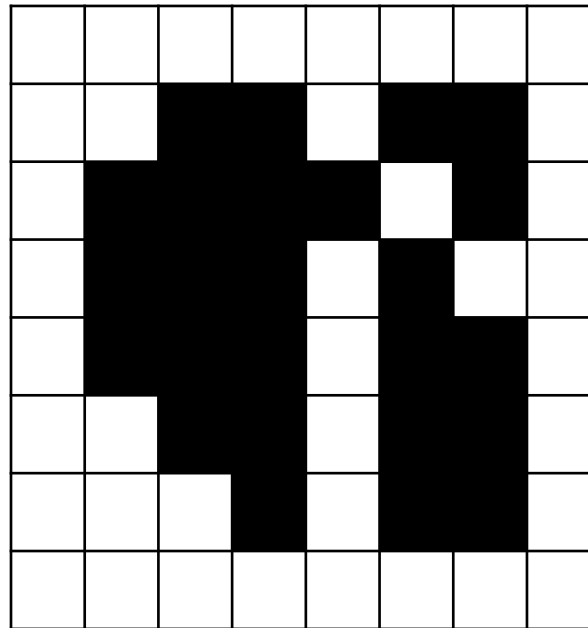
3 componentes conexas con la 4-adyacencia

EJERCICIOS



22

¿Cuántas 4-componentes conexas negras tiene la siguiente imagen binaria? ¿Y blancas?



¿Cuántas componentes conexas negras tiene con la 8-adyacencia? ¿y blancas?

EJERCICIOS



23

Razona si son verdaderas o falsas las siguientes afirmaciones:

- En un mallado cuadrado, el número de componentes conexas negras con la 4-adyacencia es menor o igual que el número de componentes conexas negras con la 8-adyacencia.
- Todo camino digital con la 4-adyacencia lo es para la 8-adyacencia.

Tema 6: Descriptores de la imagen

Descriptores topológicos



24

- Número de componentes conexas.
- Número de agujeros (túneles en 3D).
- Número de cavidades (3D) .
- Característica de Euler.
- El esqueleto. Transformada de la distancia.

Tema 6: Descriptores de la imagen

Descriptores topológicos: conectividad.



25

- **Componente conexa:**

Una componente conexa es un conjunto de píxeles C tal que para cualquier par de píxeles del conjunto, existe un camino digital que los une contenido en C .

- **Algoritmo para el cálculo de componentes conexas:**

Dada una imagen digital binaria 2D en un mallado cuadrado, nuestro objetivo es localizar las componentes conexas en negro usando la 4-adyacencia y la 8-adyacencia.

Tema 6: Descriptores de la imagen

Descriptores topológicos: conectividad.



26

- **4-adyacencia en negro:**

- **Paso 1:** Durante el primer rastreo, para cada píxel negro (1) P, examinamos a los vecinos que están arriba y a la izquierda de P.
 - Si ambos valen 0, damos a P una nueva etiqueta.
 - Si tan sólo uno es 0, le damos a P la etiqueta del otro.
 - Si ninguno es 0, le damos a P la etiqueta del de la izquierda (por ejemplo) y si sus etiquetas son diferentes, registramos el hecho de que son equivalentes, es decir, pertenecen a la misma componente.

Tema 6: Descriptores de la imagen

Descriptores topológicos: conectividad.



27

• 4-adyacencia en negro:

- Paso 1:

0	0	0	0	1	1	1	0	0	1	1	0	1	1
0	0	1	1	1	0	1	1	1	1	0	0	0	1
1	1	0	0	1	1	1	0	1	1	1	1	1	0

0	0	0	0				0	0			0		
0	0				0					0	0	0	
		0	0				0						0

Tema 6: Descriptores de la imagen

Descriptores topológicos: conectividad.



28

• 4-adyacencia en negro:

- Paso 1:

0	0	0	0	1	1	1	0	0	1	1	0	1	1
0	0	1	1	1	0	1	1	1	1	0	0	0	1
1	1	0	0	1	1	1	0	1	1	1	1	1	0

o	o	o	o	a	a	a	o	o	b	b	o	c	c
o	o	d	d	d	o	a	a	a	a	o	o	o	c
e	e	o	o	d	d	d	o	a	a	a	a	a	o

$$d = a = b$$

Tema 6: Descriptores de la imagen

Descriptores topológicos: conectividad.



29

- **4-adyacencia en negro:**

- **Paso 2:** Cuando se completa el primer rastreo, cada píxel negro tiene una etiqueta pero es posible que se asignen etiquetas diferentes a píxeles de la misma componente.

Ordenamos las parejas en clases de equivalencias y cogemos una etiqueta para cada clase.

Realizamos un segundo rastreo de la imagen y sustituimos cada etiqueta por el representante de la clase correspondiente.

Tema 6: Descriptores de la imagen

Descriptores topológicos: conectividad.



30

• 4-adyacencia en negro:

- Paso 2:

o	o	o	o	a	a	a	o	o	b	b	o	c	c
o	o	d	d	d	o	a	a	a	a	o	o	o	c
e	e	o	o	d	d	d	o	a	a	a	a	a	o

$d = a = b$

o	o	o	o	a	a	a	o	o	a	a	o	c	c
o	o	a	a	a	o	a	a	a	a	o	o	o	c
e	e	o	o	a	a	a	o	a	a	a	a	a	o

Tema 6: Descriptores de la imagen

Descriptores topológicos: conectividad.



31

- **4-adyacencia en negro:**

- **Paso 3:** Número de componentes conexas = número de etiquetas

Tema 6: Descriptores de la imagen

Descriptores topológicos: conectividad.



32

- **4-adyacencia en negro:**

- **Paso 3:** Número de componentes conexas = número de etiquetas.

o	o	o	o	a	a	a	o	o	a	a	o	c	c
o	o	a	a	a	o	a	a	a	a	o	o	o	c
e	e	o	o	a	a	a	o	a	a	a	a	a	o

Tema 6: Descriptores de la imagen

Descriptores topológicos: conectividad.



33

- **8-adyacencia en negro:**

- **Paso 1:** Durante el primer rastreo, para cada píxel $P(x,y)$ con valor 1, examinamos los vecinos, $A(x-1,y-1)$, $B(x-1,y)$, $C(x-1,y+1)$ y $D(x,y-1)$. Entonces,
 - Si todos son 0 le damos a P una nueva etiqueta
 - Si tan sólo un vecino es 1 le damos a P la etiqueta del otro
 - Si hay más de uno que no vale 0, le damos a P la etiqueta de uno de ellos y si sus etiquetas son diferentes, registramos el hecho de que son equivalentes, es decir, pertenecen a la misma componente.

Tema 6: Descriptores de la imagen

Descriptores topológicos: conectividad.



34

• 8-adyacencia en negro:

0	0	0	0	1	1	1	0	0	1	1	0	1	1
0	0	1	1	1	0	1	1	1	1	0	0	0	1
1	1	0	0	1	1	1	0	1	1	1	1	1	0

o	o	o	o	a	a	a	o	o	b	b	o	c	c
o	o	d	a	a	o	a	a	b	b	o	o	o	c
e	d	o	o	a	a	a	o	b	b	b	b	c	o

$$a = d = b = c = e$$

o	o	o	o	a	a	a	o	o	a	a	o	a	a
o	o	a	a	a	o	a	a	a	a	o	o	o	a
a	a	o	o	a	a	a	o	a	a	a	a	a	o

1 componente
conexa

Tema 6: Descriptores de la imagen

Descriptores topológicos: conectividad.



35

- Trabajo dirigido del curso 2008/2009: **CONTEO DE OLIVOS.**

Objetivo: Dada una imagen aérea de un campo de olivos, contar el número de olivos.

Paso 1: Binarizar la imagen

Paso 2: Eliminar ruido con apertura y cierre morfológicos

Paso 3: Contar el número de componentes conexas

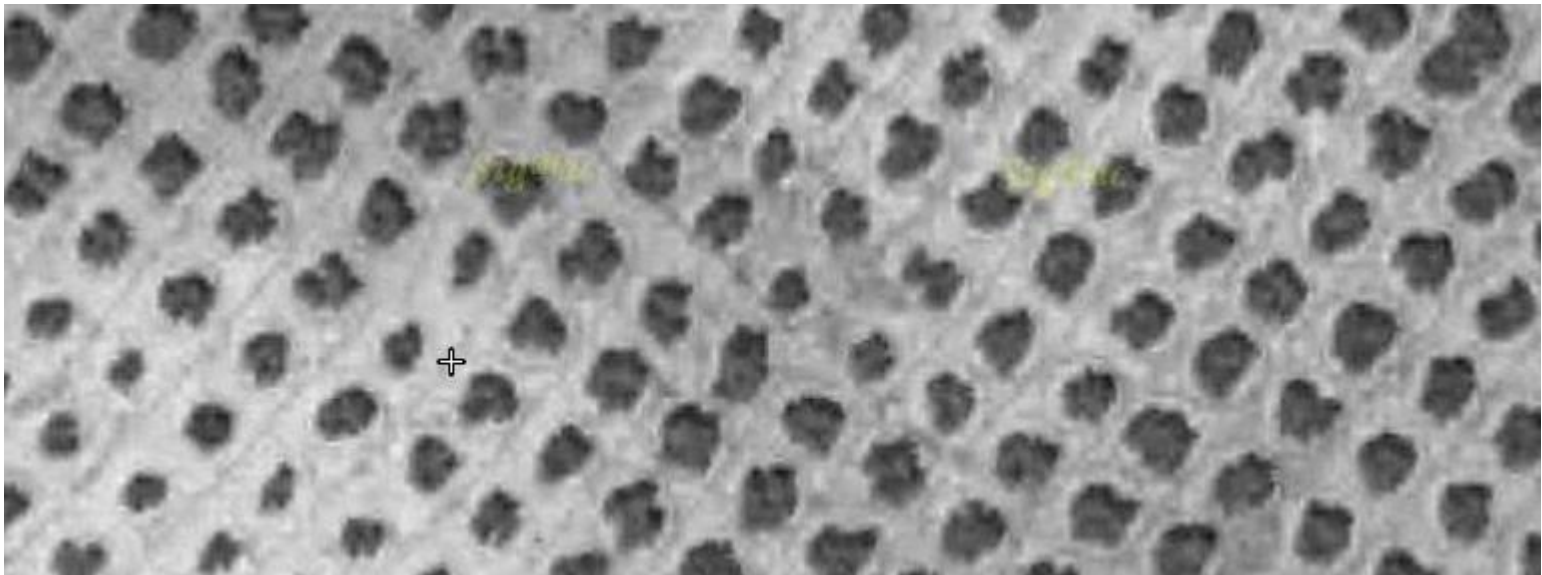
Tema 6: Descriptores de la imagen

Descriptores topológicos: conectividad.



36

- Trabajo dirigido del curso 2008/2009: **CONTEO DE OLIVOS.**



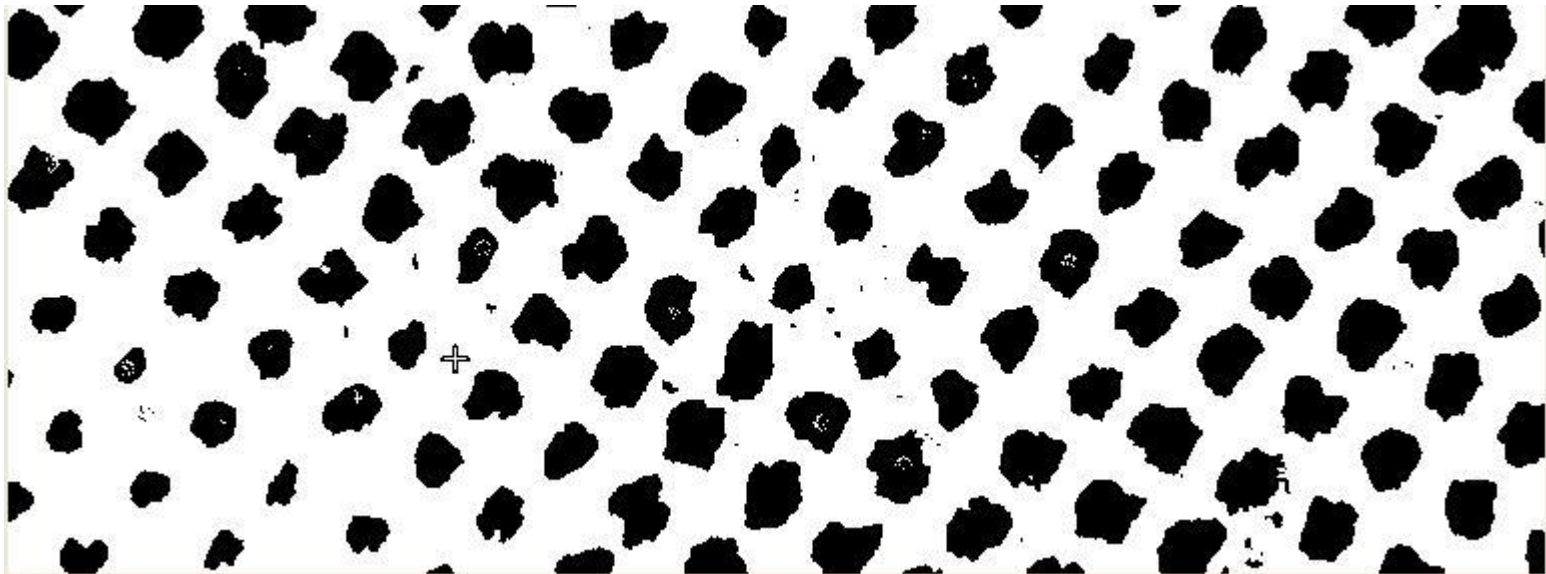
Tema 6: Descriptores de la imagen

Descriptores topológicos: conectividad.



37

- Trabajo dirigido del curso 2008/2009: **CONTEO DE OLIVOS.**



Paso 1: Binarización de la imagen

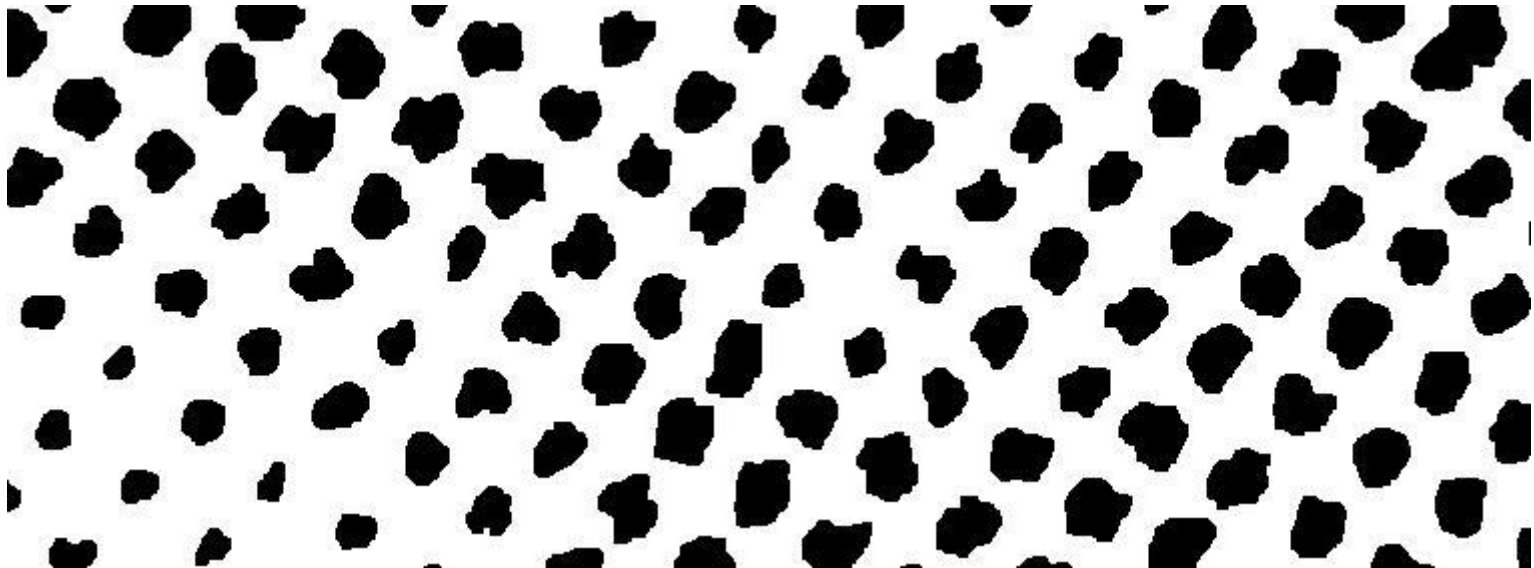
Tema 6: Descriptores de la imagen

Descriptores topológicos: conectividad.



38

- Trabajo dirigido del curso 2008/2009: **CONTEO DE OLIVOS.**



Paso 2: Eliminación de ruido mediante morfología

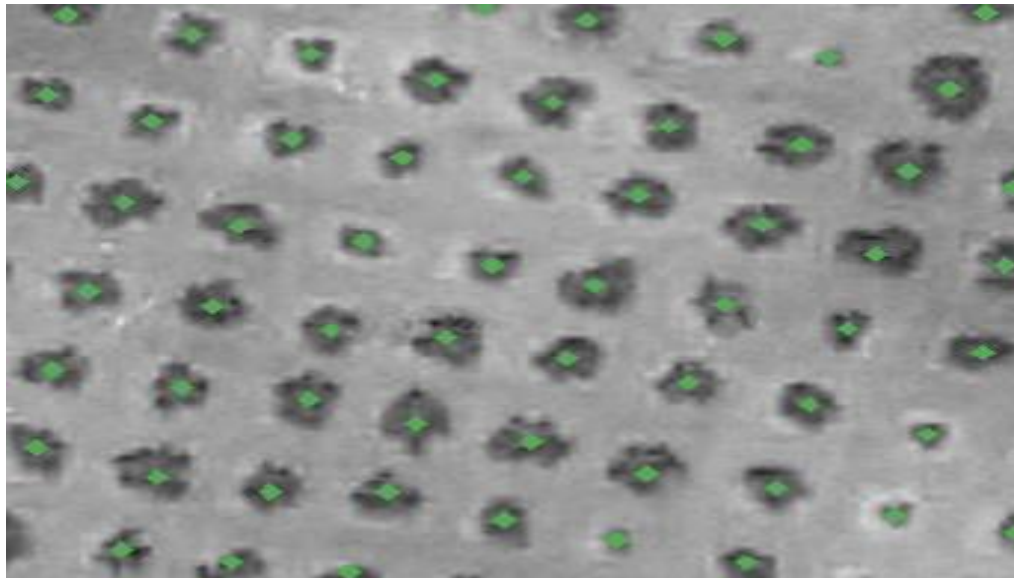
Tema 6: Descriptores de la imagen

Descriptores topológicos: conectividad.



39

- Trabajo dirigido del curso 2008/2009: **CONTEO DE OLIVOS.**



Paso 3: Componentes conexas

Tema 6: Descriptores de la imagen

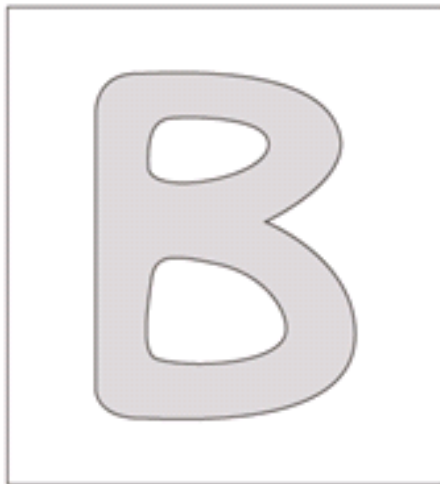
Descriptores topológicos: agujeros y túneles.



40

- **Agujeros:**

El número de agujeros de una imagen 2D coincide con el número de componentes conexas del fondo de la imagen menos 1. Suponemos siempre que nuestra imagen está enmarcada por un cuadrado de píxeles color del fondo.



fondo con 3 componentes conexas

2 agujeros

Tema 6: Descriptores de la imagen

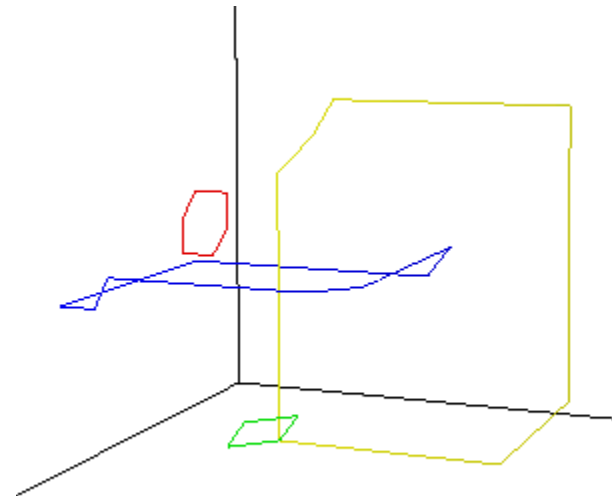
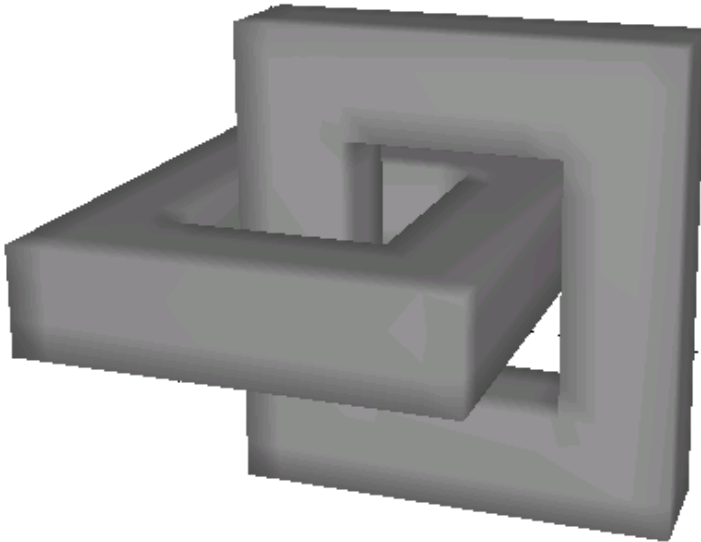
Descriptores topológicos: agujeros y túneles.



41

- **Túneles:**

Término para designar los “agujeros” en el espacio 3D



4 túneles

Tema 6: Descriptores de la imagen

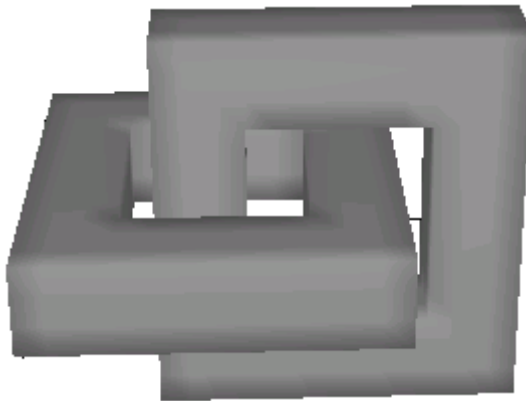
Descriptores topológicos: cavidades.



42

- **Cavidades en imágenes 3D:**

Componentes conexas de píxeles del fondo rodeadas de componentes conexas de píxeles del objeto.



2 cavidades

Tema 6: Descriptores de la imagen

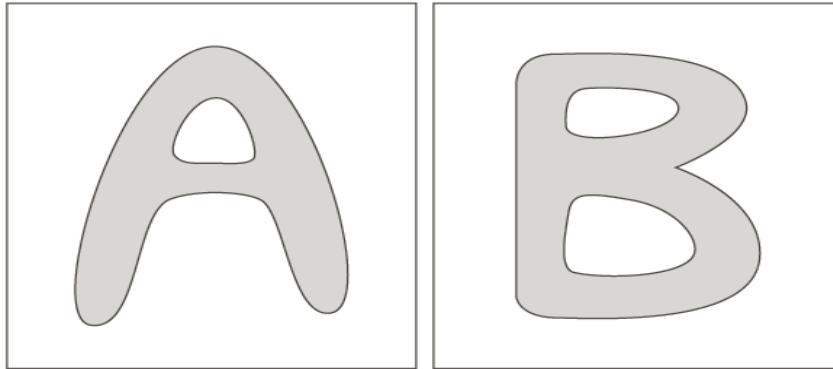
Descriptores topológicos: característica de Euler.



43

• Característica de Euler:

La característica de Euler de una imagen binaria 2D se define como el número de componentes conexas del objeto de interés menos el número de agujeros.



$$\bullet E_1 = C - A = 1 - 1 = 0 \quad E_2 = C - A = 1 - 2 = -1$$

Tema 6: Descriptores de la imagen

Descriptores topológicos: característica de Euler.

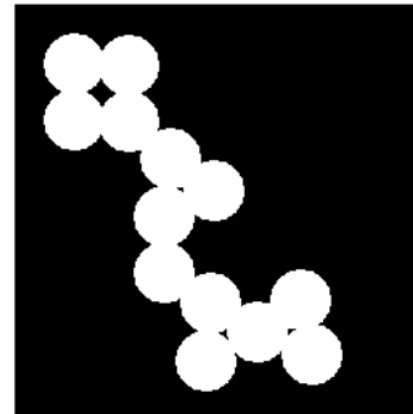


44

• Característica de Euler:

La característica de Euler de una imagen binaria 2D con foreground = píxeles blancos y background = píxeles negros, se define como el número de componentes conexas blancas menos el número de agujeros (componentes de píxeles negros “rodeados” de una componente blanca).

```
BW = imread('circles.png'); imshow(BW)
```



Calcule el número de Euler. En este ejemplo, todos los círculos se tocan para crear un objeto. El objeto contiene cuatro "agujeros", que son las áreas negras creadas por los círculos en contacto. Por lo tanto, el número de Euler es 1 menos 4, o -3.

```
bweuler(BW)
```

```
ans = -3
```

Tema 6: Descriptores de la imagen

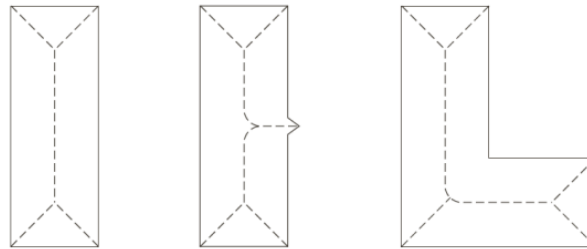
Descriptores topológicos: esqueleto.



46

- **¿Qué es un esqueleto?**

- Representa la estructura de un objeto con un número pequeño de píxeles, conservando la conectividad, los agujeros y, en cierto modo, la extensión del mismo.



- Idea intuitiva: supongamos que el objeto en cuestión está hecho de un material inflamable y se prende fuego simultáneamente a lo largo de todo el borde. El esqueleto viene determinado por los puntos en los que se encuentran distintos frentes del fuego.

Tema 6: Descriptores de la imagen

Descriptores topológicos: esqueleto.



47

- Decimos que S es el esqueleto de un objeto F (conjunto de píxeles negros) si:
 - Está en posición central en F . En particular, S está totalmente contenido en F .
 - Es de un píxel de ancho.
 - Conserva la “extensión geométrica” de F .
 - Mismo número de componentes conexas y agujeros que F .
- Proporciona información sobre la **topología de un objeto** así como sobre la **estructura del mismo**.

Tema 6: Descriptores de la imagen

Descriptores topológicos: esqueleto.



48

- **Aplicaciones del esqueleto:**

- Detección de fallos en procesos de fabricación (ej: placas de circuitos).
- Obtención de datos biométricos (ej: huellas dactilares, reconocimiento facial).
- Reconocimiento de formas (ej: reconocimiento de caracteres u OCR, reconocimiento óptico de caracteres).
- Aplicaciones médicas o científicas (ej: GPS, topografía).

Tema 6: Descriptores de la imagen

Descriptores topológicos: esqueleto.



49

- **Algoritmos de adelgazamiento para la obtención del esqueleto:**
 - Adelgazamiento mediante **puntos simples**;
 - Adelgazamiento mediante la **transformada de la distancia**,
 - Adelgazamiento mediante operaciones morfológicas;
 - Etc.

Tema 6: Descriptores de la imagen

Descriptores topológicos: esqueleto.



50

- Adelgazamiento mediante puntos simples: (objeto =1= blanco; fondo=negro=0)
 - Un píxel blanco P del borde de la imagen se considera **simple** si el número de componentes conexas de los vecinos (3x3) en blanco de P no varía cuando P es reemplazado por un píxel negro.
 - Por otro lado, un punto es **final** si tiene exactamente un vecino blanco; un punto final no es más que un punto extremo del objeto.

0	1	1
0	P	0
1	0	0

Punto simple con la 4-adyacencia
y no con la 8-adyacencia.

0	1	0
0	P	1
0	0	0

Punto simple con la 8-adyacencia
y no con la 4-adyacencia.

Tema 6: Descriptores de la imagen

Descriptores topológicos: esqueleto.



51

- Adelgazamiento mediante **puntos simples**:
 - El procedimiento de adelgazamiento consistirá en ir borrando sucesivamente los puntos del borde de la imagen, de forma que se preserve la topología. **Un punto del borde de la imagen se puede eliminar si es simple y no es final.**
 - El borrado de puntos debe seguir un esquema de barridos sucesivos en las direcciones de los cuatro puntos cardinales para que la imagen siga teniendo las mismas proporciones que la original y conseguir así que no quede deformada. Cada rastreo debe hacerse en paralelo, es decir, señalar todos los píxeles "borrables" para eliminarlos todos a la vez.
 - Repetir hasta que no se produzcan cambios.

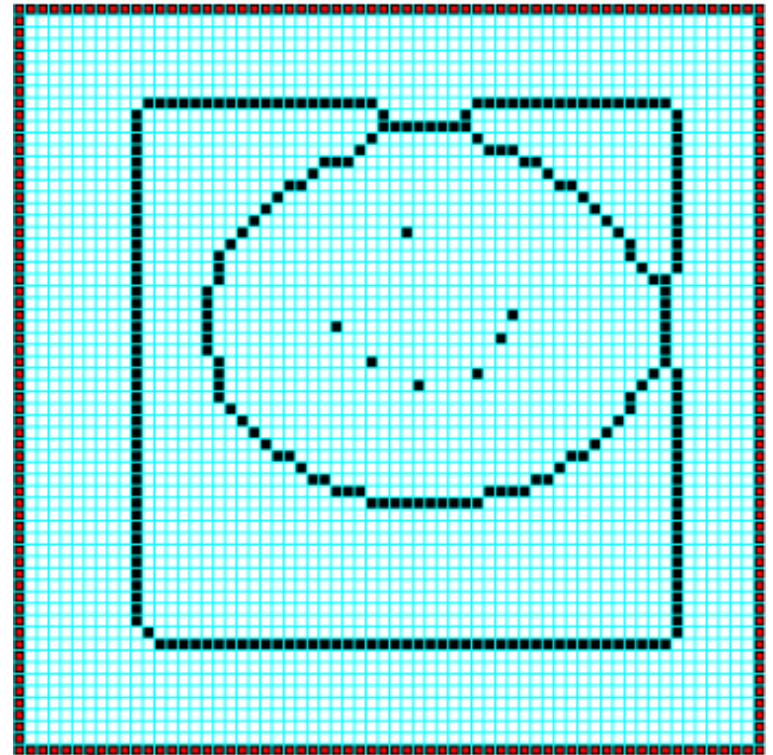
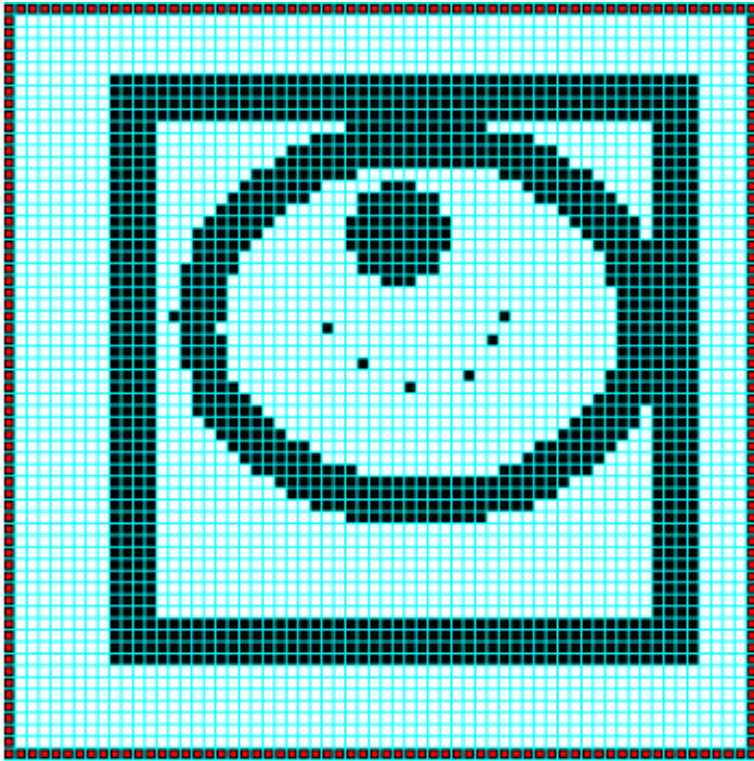
Tema 6: Descriptores de la imagen

Descriptores topológicos: esqueleto.



53

- Adelgazamiento mediante **puntos simples**:



Tema 6: Descriptores de la imagen

Introducción.



67

- **Objetivo:**

Extracción de rasgos con alguna información cuantitativa de interés o que sean fundamentales para diferenciar una clase de objetos de otra (etapa de reconocimiento).

- **Tipos de descriptores:**

- Topológicos
- **Geométricos**
- Estadísticos

ÍNDICE



68

- Área
- Perímetro
- Compacidad
- Diámetro
- Excentricidad
- Otros...

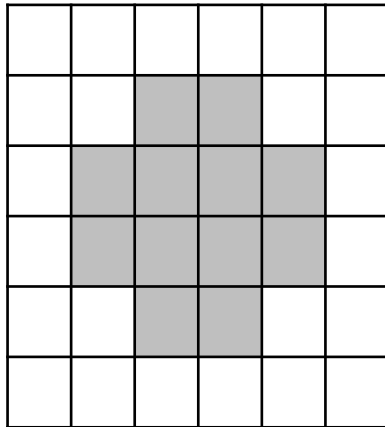
Tema 6: Descriptores de la imagen

Descriptores geométricos.



73

- **Área:**
 - Número de píxeles de la región.



Área = 12

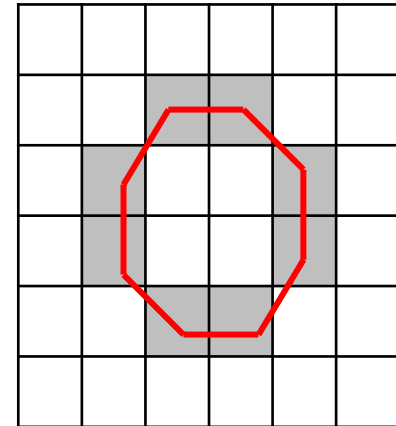
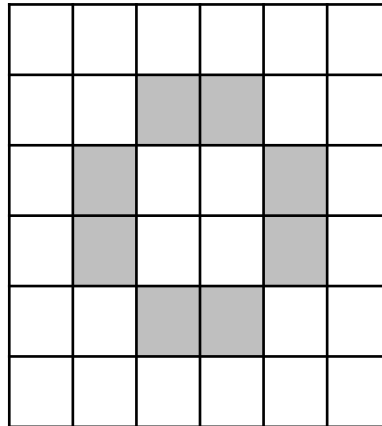
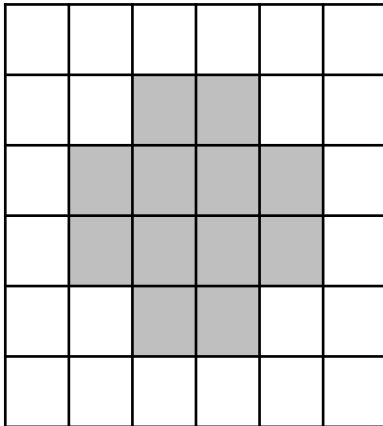
Tema 6: Descriptores de la imagen

Descriptores geométricos.



75

- **Perímetro:** - La aproximación más simple consiste en calcular el número de píxeles del borde de la imagen (píxeles 4-adyacentes a alguno del fondo).



- En este caso, Perímetro=8.

Tema 6: Descriptores de la imagen

Descriptores geométricos.



79

- **Compacidad:**

- La compacidad de una región puede medirse mediante:

$$\text{compacidad} = \frac{\text{perímetro}^2}{\text{área}}$$

- Es una medida que no depende de las dimensiones de la región, por lo que es **invariante por cambios de escala** uniformes.

Tema 6: Descriptores de la imagen

Descriptores geométricos.



80

- **Diámetro:**

- Se trata de hallar el par de píxeles de la imagen que se encuentran a máxima distancia.

- El segmento que los une se llama eje mayor.

- Perpendicularmente a éste, se define el eje menor.

- **Excentricidad:**

- Podría definirse como el cociente entre la longitud del eje mayor y la del eje menor. (No se trata de una definición extendida)

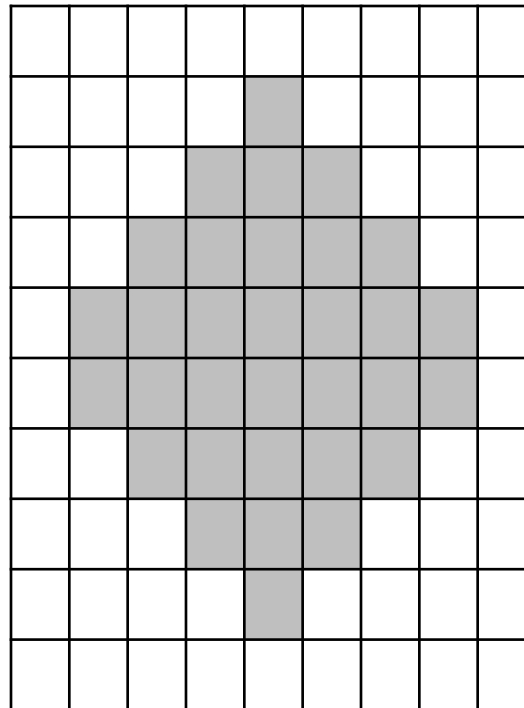
Tema 6: Descriptores de la imagen

Descriptores geométricos.



81

- **Diámetro y excentricidad:**



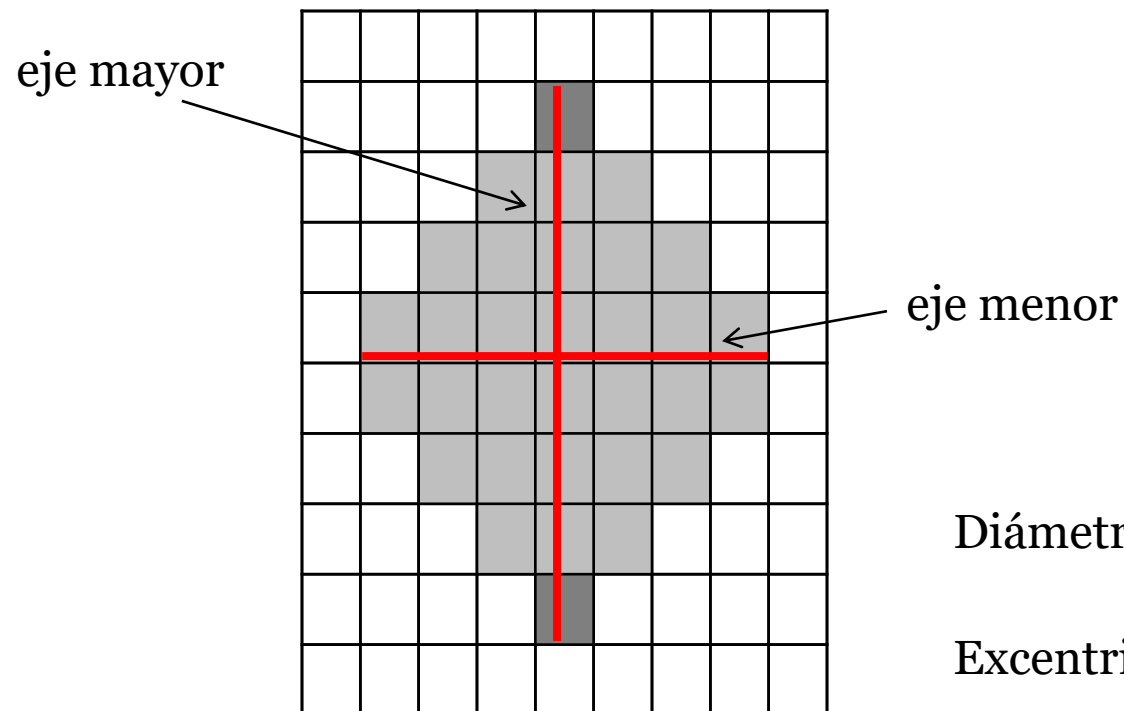
Tema 6: Descriptores de la imagen

Descriptores geométricos.



82

- **Diámetro y excentricidad:**



Tema 6: Descriptores de la imagen

Introducción.



87

- **Objetivo:**

Extracción de rasgos con alguna información cuantitativa de interés o que sean fundamentales para diferenciar una clase de objetos de otra (etapa de reconocimiento).

- **Tipos de descriptores:**

- Topológicos
- Geométricos
- **Estadísticos**

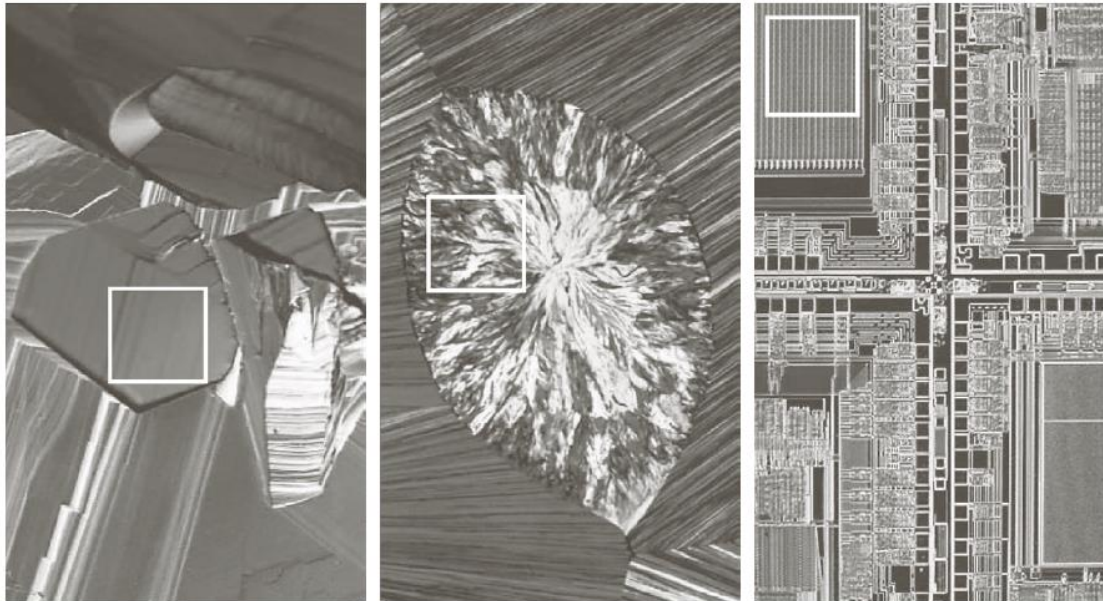
Tema 6: Descriptores de la imagen

Descriptores estadísticos.



88

- Una región puede ser descrita por su **textura** y una manera de cuantificar la textura es utilizando algunos **momentos estadísticos** del histograma de los niveles de intensidad de los píxeles de la región.



Texturas:

- Suave
- Gruesa
- Uniforme

Tema 6: Descriptores de la imagen

Descriptores estadísticos.



89

- **Momentos centrales de orden n:**

- Si llamamos z a la variable que toma los distintos niveles de intensidad, se define el **momento central de orden n** de z respecto de la media como

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

donde $m = \sum_{i=0}^{L-1} z_i p(z_i)$ y $p(z_i)$ es la probabilidad de que ocurra el nivel de intensidad z_i .

- Observar que $\mu_0 = 1$ y $\mu_1 = 0$.

Tema 6: Descriptores de la imagen

Descriptores estadísticos.



90

- **Momento central de orden 2, $\mu_2(z)$:**

- Es la varianza $\sigma^2(z)$ (dispersión de los niveles de gris en la imagen) y por tanto, es un importante parámetro de descripción de texturas.
- A partir de él se pueden construir otros parámetros como:

$$R(z) = 1 - \frac{1}{1 + \sigma^2(z)}$$

que mide la **suavidad** de los tonos de gris de la región. Observar que se anula en zonas de intensidad constante (varianza nula) y se acerca a 1 en zonas de alta varianza.

Tema 6: Descriptores de la imagen

Descriptores estadísticos.



91

- **Momento central de orden 3, $\mu_3(z)$:**
 - El momento central de tercer orden, μ_3 , es una medida de **sesgo o asimetría** del histograma; vale 0 cuando el histograma es simétrico, es positivo cuando el histograma está sesgado a la derecha y negativo cuando está sesgado a la izquierda.
 - Da una idea de cómo los niveles de intensidad son sesgados hacia el lado oscuro o el lado claro respecto de la media.
- Los **momentos centrales de orden superior** no son fácilmente relacionados con la forma del histograma.

Tema 6: Descriptores de la imagen

Descriptores estadísticos.



92

- **Otras medidas:**

- Medida de **uniformidad** de la región:

$$U = \sum_{i=0}^{L-1} p^2(z_i)$$

Es máxima cuando todos los niveles de gris presentan la misma frecuencia relativa.

- **Entropía:**

$$H = - \sum_{i=0}^{L-1} p(z_i) \log_2 p(z_i)$$

Medida de la aleatoriedad de los tonos de gris de la región.

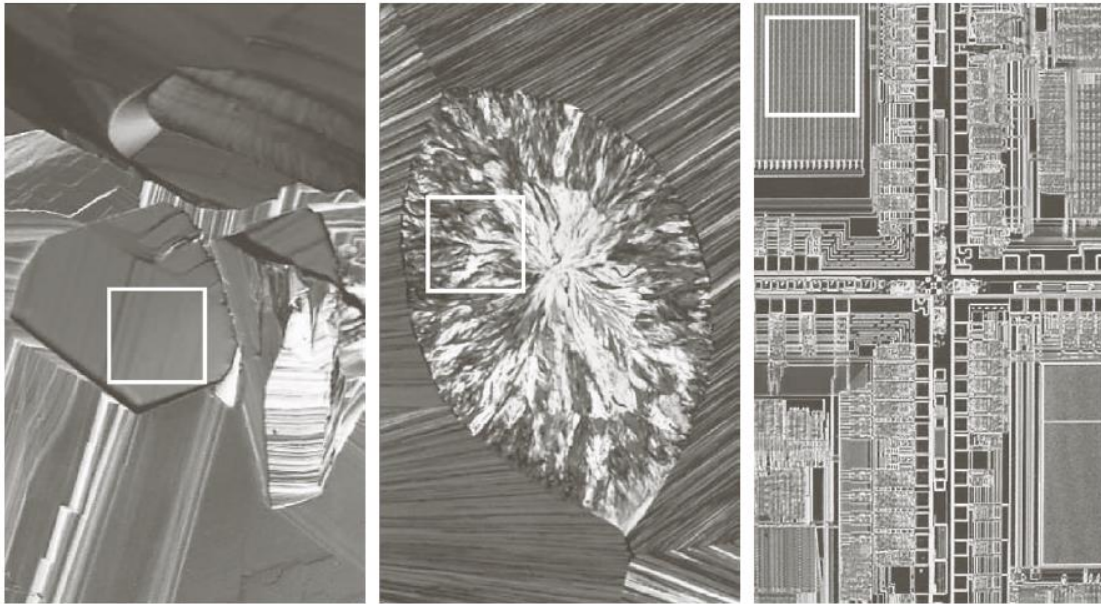
Tema 6: Descriptores de la imagen

Descriptores estadísticos.



93

- **Ejemplo:**



Texture	Mean	Standard deviation	R (normalized)	Third moment	Uniformity	Entropy
Smooth	82.64	11.79	0.002	-0.105	0.026	5.434
Coarse	143.56	74.63	0.079	-0.151	0.005	7.783
Regular	99.72	33.73	0.017	0.750	0.013	6.674

- **Media:**

Simplemente nos da información del nivel medio de gris en la región.

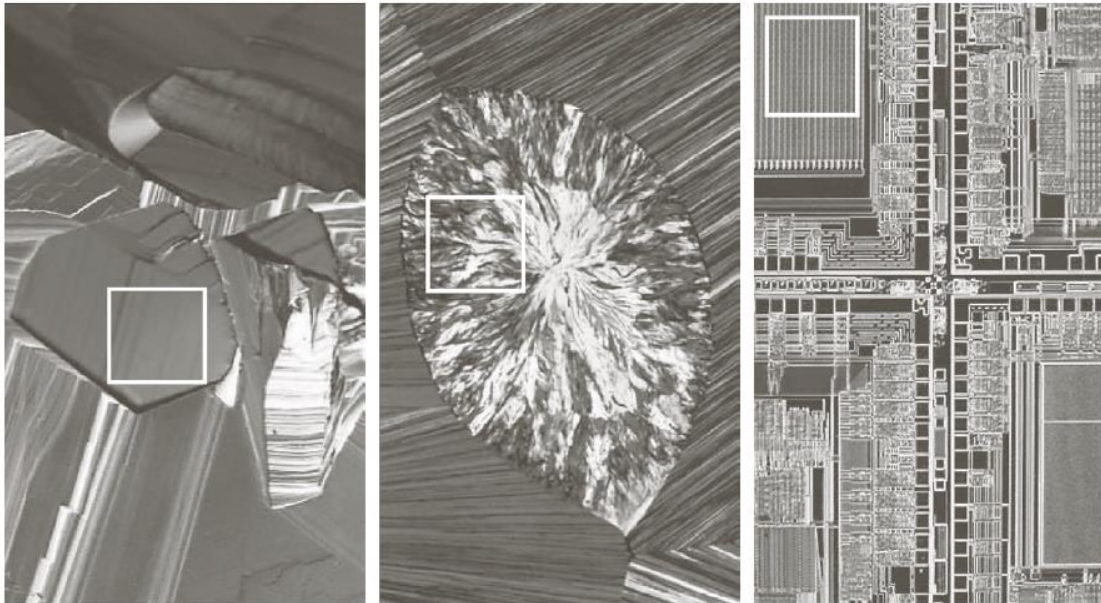
Tema 6: Descriptores de la imagen

Descriptores estadísticos.



94

- **Ejemplo:**



Texture	Mean	Standard deviation	R (normalized)	Third moment	Uniformity	Entropy
Smooth	82.64	11.79	0.002	-0.105	0.026	5.434
Coarse	143.56	74.63	0.079	-0.151	0.005	7.783
Regular	99.72	33.73	0.017	0.750	0.013	6.674

- **Desviación típica:**

Es más informativa.

La primera textura tiene menos variabilidad en los niveles de gris (más suave).

Lo contrario ocurre en la textura central.

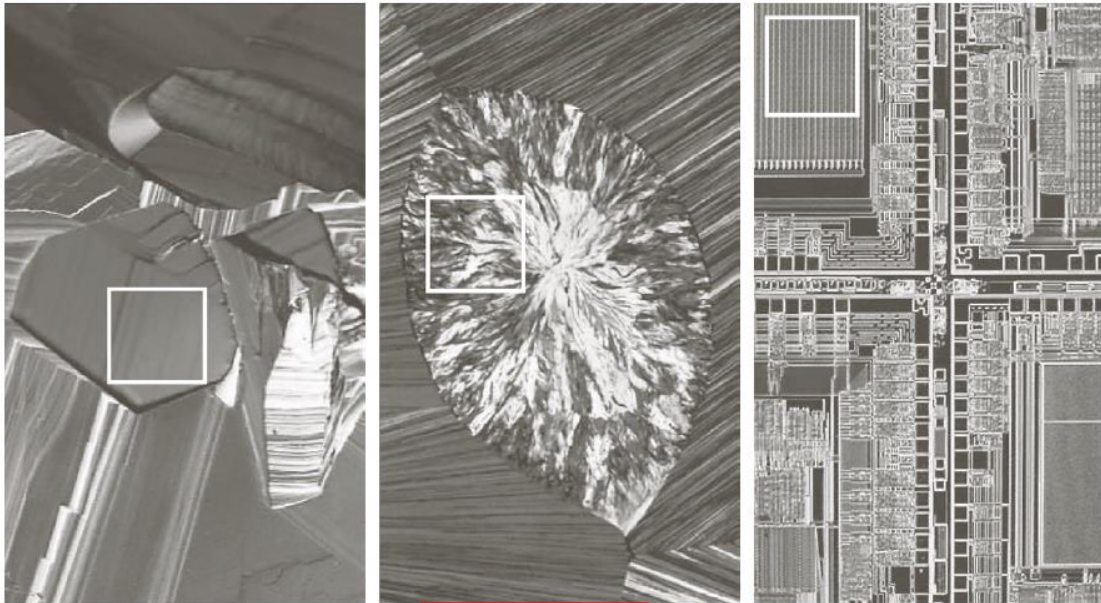
Tema 6: Descriptores de la imagen

Descriptores estadísticos.



95

- **Ejemplo:**



Texture	Mean	Standard deviation	<i>R</i> (normalized)	Third moment	Uniformity	Entropy
Smooth	82.64	11.79	0.002	−0.105	0.026	5.434
Coarse	143.56	74.63	0.079	−0.151	0.005	7.783
Regular	99.72	33.73	0.017	0.750	0.013	6.674

- **Medida R:**

Mide lo mismo que la desviación típica anterior.

$$R(z) = 1 - \frac{1}{1 + \sigma^2(z)}$$

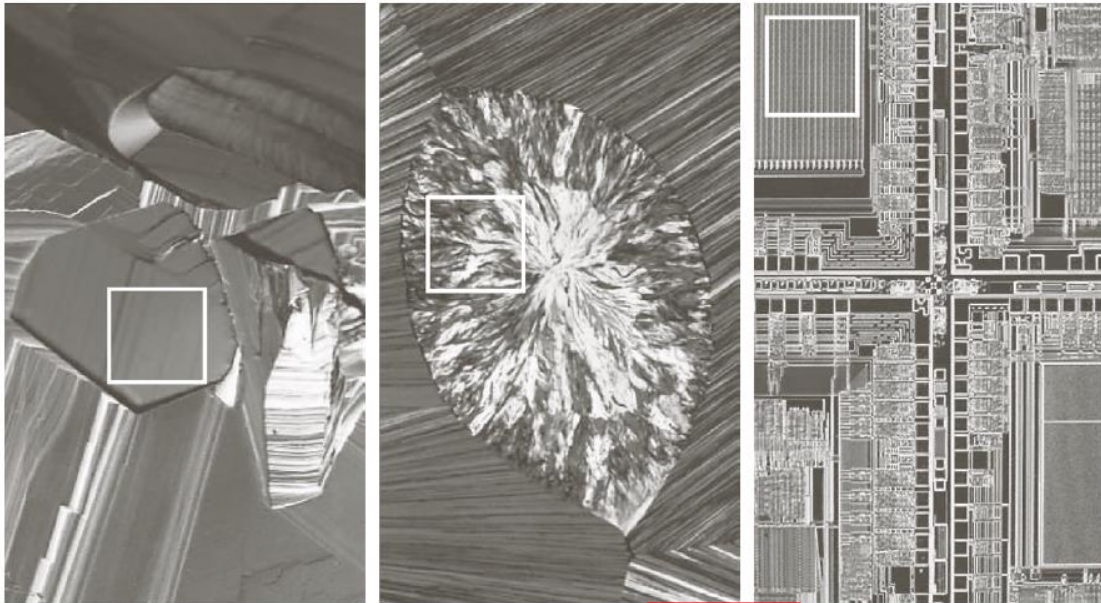
Tema 6: Descriptores de la imagen

Descriptores estadísticos.



96

- **Ejemplo:**



- **Momento orden 3:**

En las dos primeras texturas, el histograma está sesgado a la izquierda mientras que en la tercera lo está a la derecha.

Texture	Mean	Standard deviation	R (normalized)	Third moment	Uniformity	Entropy
Smooth	82.64	11.79	0.002	-0.105	0.026	5.434
Coarse	143.56	74.63	0.079	-0.151	0.005	7.783
Regular	99.72	33.73	0.017	0.750	0.013	6.674

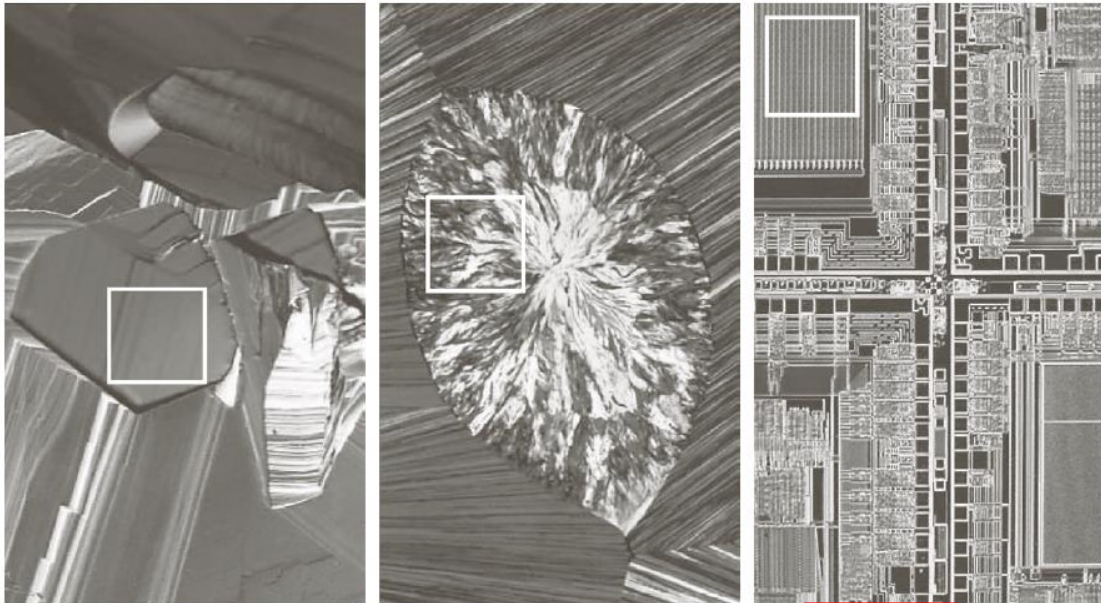
Tema 6: Descriptores de la imagen

Descriptores estadísticos.



97

- **Ejemplo:**



Texture	Mean	Standard deviation	R (normalized)	Third moment	Uniformity	Entropy
Smooth	82.64	11.79	0.002	-0.105	0.026	5.434
Coarse	143.56	74.63	0.079	-0.151	0.005	7.783
Regular	99.72	33.73	0.017	0.750	0.013	6.674

- **Uniformidad:**

De nuevo con esta medida podemos concluir que la primera textura es la más suave (valor máximo) mientras que la menos suave es la central.

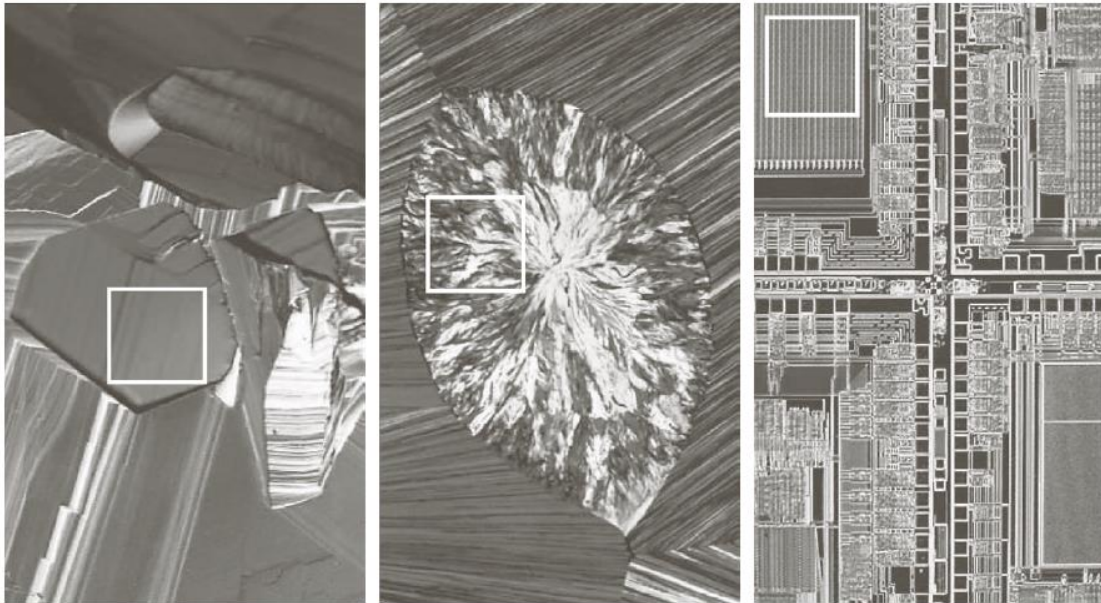
Tema 6: Descriptores de la imagen

Descriptores estadísticos.



98

- **Ejemplo:**



- **Entropía:**

La primera textura es la que tiene menos variación en los niveles de gris y por tanto el valor es el más bajo.

Texture	Mean	Standard deviation	R (normalized)	Third moment	Uniformity	Entropy
Smooth	82.64	11.79	0.002	-0.105	0.026	5.434
Coarse	143.56	74.63	0.079	-0.151	0.005	7.783
Regular	99.72	33.73	0.017	0.750	0.013	6.674

Tema 6: Reconocimiento

Introducción.



108

- **Objetivo:**

Usar los descriptores extraídos del objeto de interés para caracterizar el objeto y poder clasificarlo.

- **Tipos de reconocimiento**

- Supervisado
- No supervisado (clustering)

- La clasificación de patrones puede ser de dos tipos:
 1. **Supervisada:** si usa un conjunto de aprendizaje que sirve para entrenar al sistema de clasificación en una primera fase, para posteriormente clasificar los objetos o muestras de las que se desconoce la clase a la que pertenecen.
 2. **No supervisada:** si el sistema no tiene un conjunto para aprender a clasificar la información a priori, sino que se basa en cálculos estadísticos para clasificar los patrones. Son los llamados métodos de agrupamiento (clustering).

Tema 6: Introducción al reconocimiento de objetos



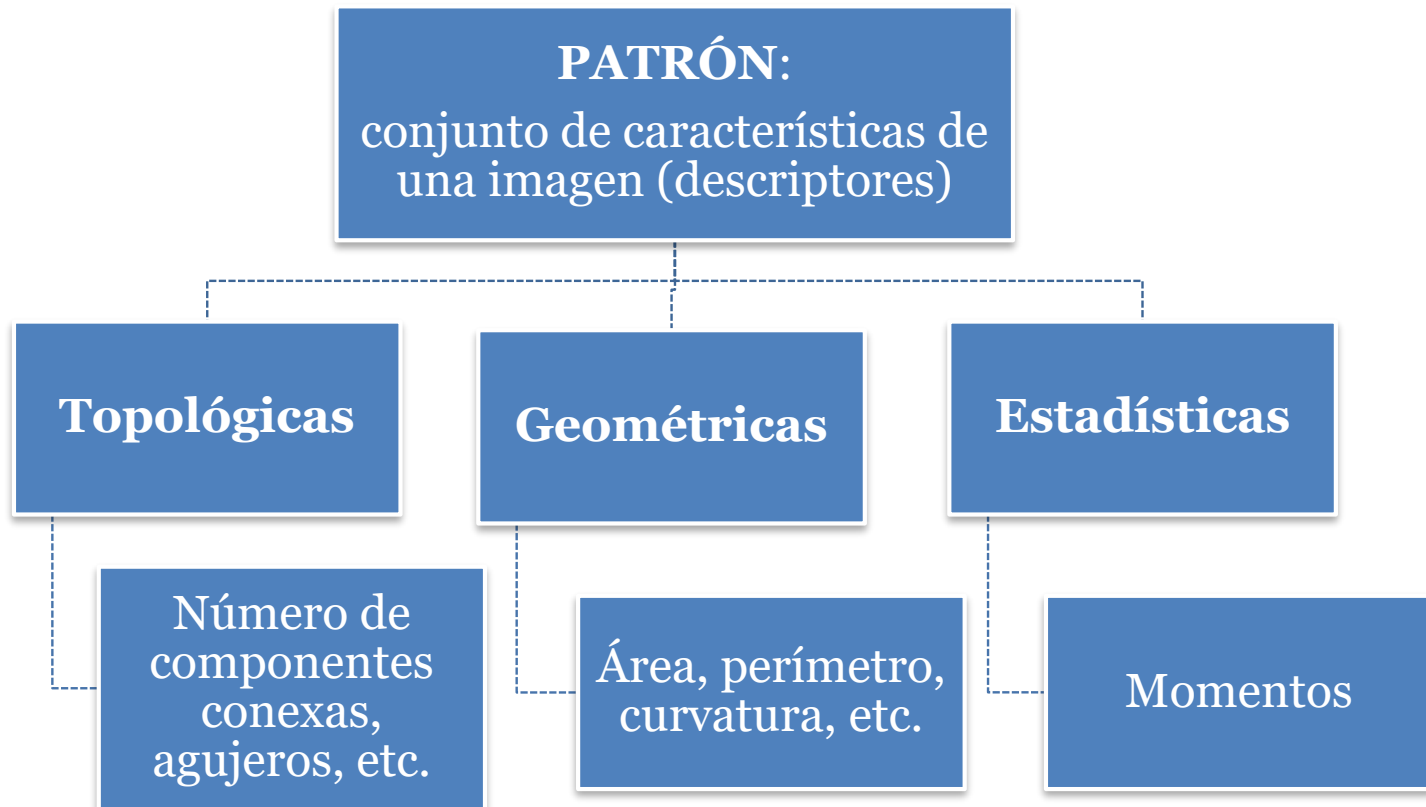
110

- Un sistema de reconocimiento de objetos completo consiste en:
 1. **Sensor(es)** que recoge(n) las observaciones a clasificar.
 2. Un **sistema de extracción de características (descriptores)** que transforma la información observada en valores numéricos o simbólicos.
 3. Un **sistema de clasificación o descripción** que, basado en las características extraídas, clasifica la medición.

Tema 6: Introducción al reconocimiento de objetos



112



- **Clase de patrones:** Conjunto de patrones similares.

Tema 6: Introducción al reconocimiento de objetos

113

- **Objetivo** del reconocimiento de patrones: Asignar un patrón a la clase de patrones a la que pertenece (lo más automáticamente posible).



Fuente: <https://viso.ai/deep-learning/pattern-recognition/>

- **Almacenamiento de patrones:**

Podemos almacenar los patrones en diversos formatos:

- **Vector**, para el caso de características cuantitativas: es el más usual.

$$x = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$$

donde x es el patrón y cada x_i define una característica (valores de los descriptores escogidos).

- **Árbol**, para el caso de características estructurales que son descritas mediante descriptores cualitativos.

- Dos procedimientos de clasificación de patrones:
 1. **Clasificación estadística o teoría de decisión:** basado en las características estadísticas de los patrones.
 2. **Clasificación sintáctica o estructural:** basada en las relaciones estructurales de las características.

- **Ejemplo 1:** Supongamos que queremos discriminar tres tipos de flores (virginica, versicolor, setosa) mediante las características:
 - la anchura de sus pétalos
 - la longitud de sus pétalos

Estudiamos las características de n flores:

- Un *patrón* consta de estas dos medidas tomadas de una flor en particular, luego tenemos n patrones.
- Una *clase de patrones* consistiría en el conjunto de todos los patrones que se obtienen de la misma clase de flor, luego tenemos 3 clases de patrones.

- **Ejemplo 1:** Supongamos que queremos discriminar tres tipos de flores (virginica, versicolor, setosa) mediante las características:
 - la anchura de sus pétalos = x_1
 - la longitud de sus pétalos = x_2

En este caso, el patrón es un vector $\mathbf{x} = [x_1, x_2]^T$.

Si representamos en una gráfica los valores obtenidos, obtenemos el siguiente resultado:

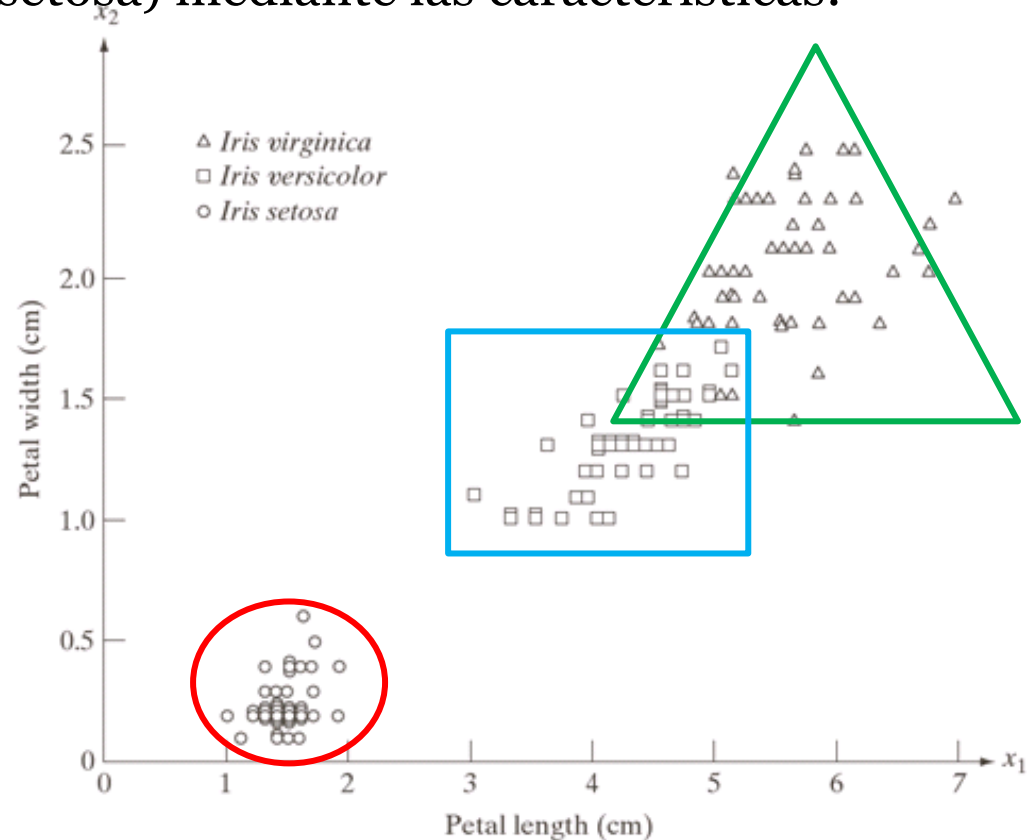
Tema 6: Introducción al reconocimiento de objetos



119

- **Ejemplo 1:** Supongamos que queremos discriminar tres tipos de flores (virginica, versicolor, setosa) mediante las características:

Como podemos observar, esta elección de características discrimina perfectamente la clase **setosa** de las otras dos, pero no así las clases **virginica** y **versicolor** entre sí.



Tema 6: Introducción al reconocimiento de objetos



120

- **Ejemplo 2:** Supongamos que queremos reconocer imágenes satélite. En este caso, usaríamos una estructura de árbol para describir las características (no cuantitativas) escogidas, mediante la relación “compuesto por”:



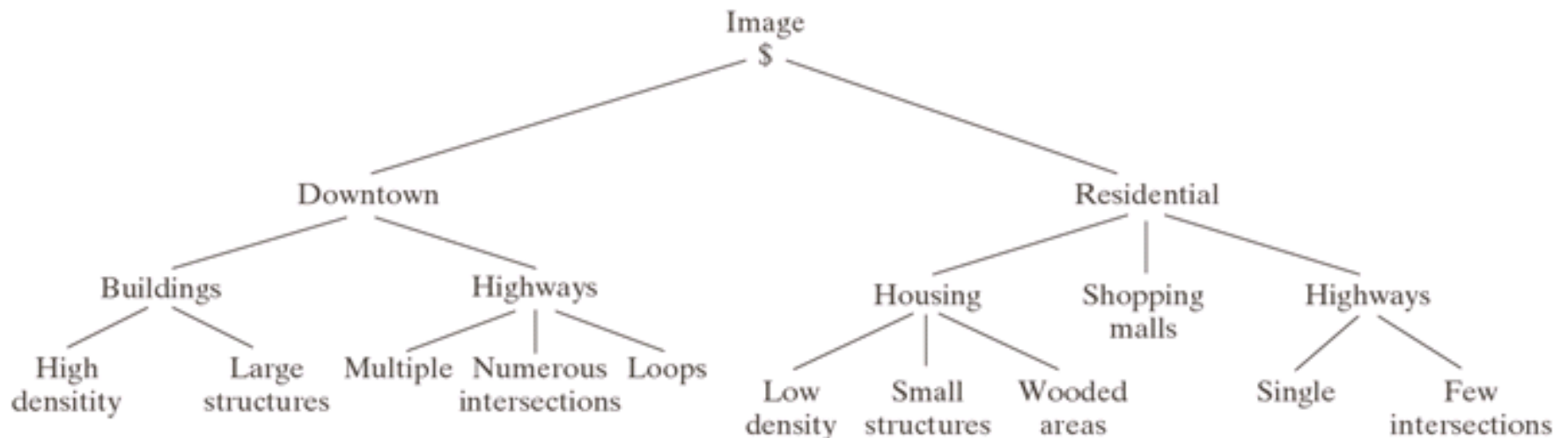
Imagen satélite del centro de la ciudad
y áreas residenciales alrededor.

Tema 6: Introducción al reconocimiento de objetos

121



Árboles de decisión



- **Clasificador por la mínima distancia:**

- Consiste en un clasificador de mínima distancia hacia el vector promedio de todos los patrones que pertenecen a una clase.

1. Fase de aprendizaje.

2. Fase de clasificación.

- **Clasificador por la mínima distancia: Fase de aprendizaje**

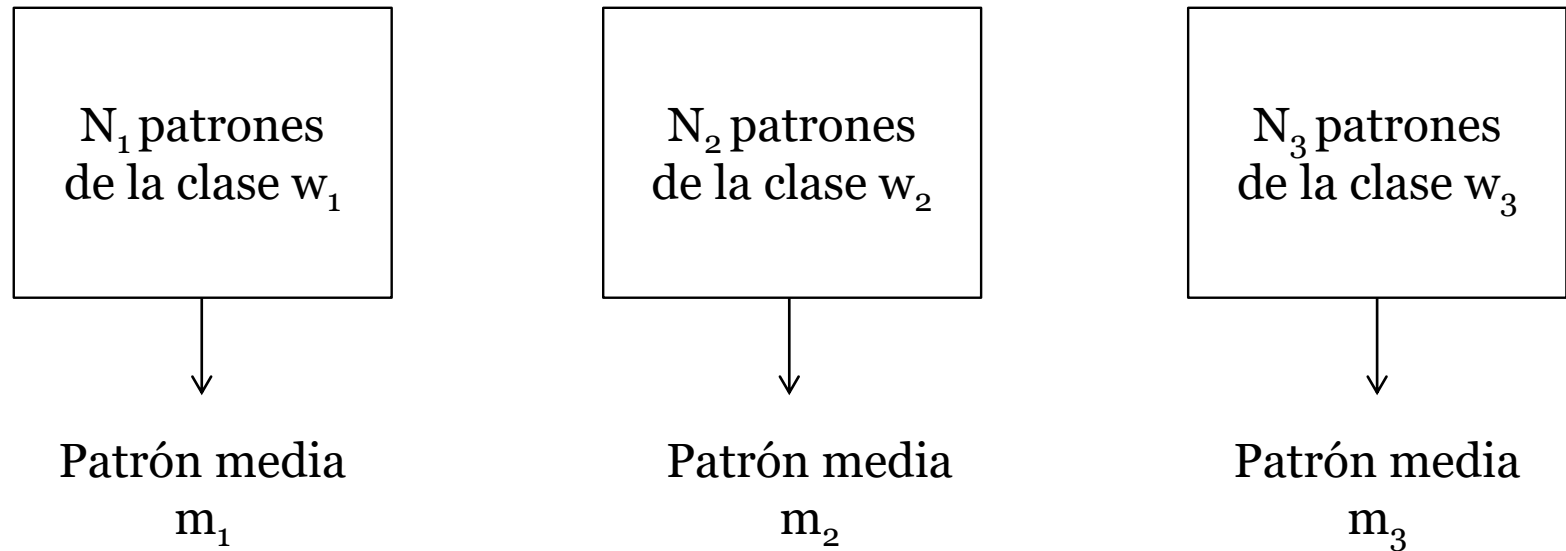
- Una vez aisladas las características de cada clase, ésta se representa por un patrón de clase que consiste en la media de todos los patrones que pertenecen a la misma clase:

$$m_j = \frac{1}{N_j} \sum_{x \in w_j} x, \quad j = 1, \dots, M$$

donde N_j es el número de patrones de la clase w_j y M el número total de clases distintas.

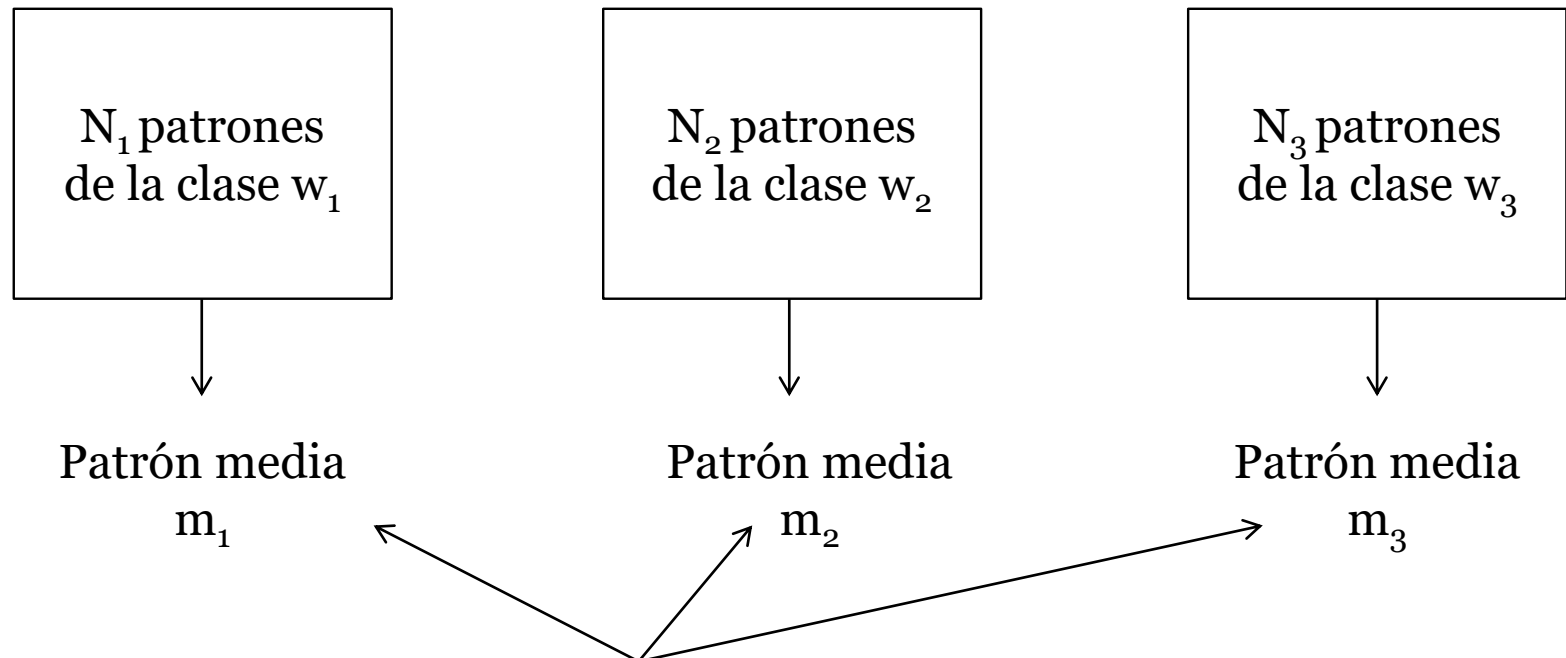
- Recordar que m_j y x son vectores con tantas coordenadas como características se habían escogido para representar la imagen.

- **Clasificador por la mínima distancia: Fase de clasificación**



Dado un nuevo vector de características x , ¿a qué clase pertenece?

- Clasificador por la mínima distancia: Fase de clasificación**



x : Determinamos su distancia a cada patrón de clase.
Pertenece a la clase a la que esté a menor distancia.

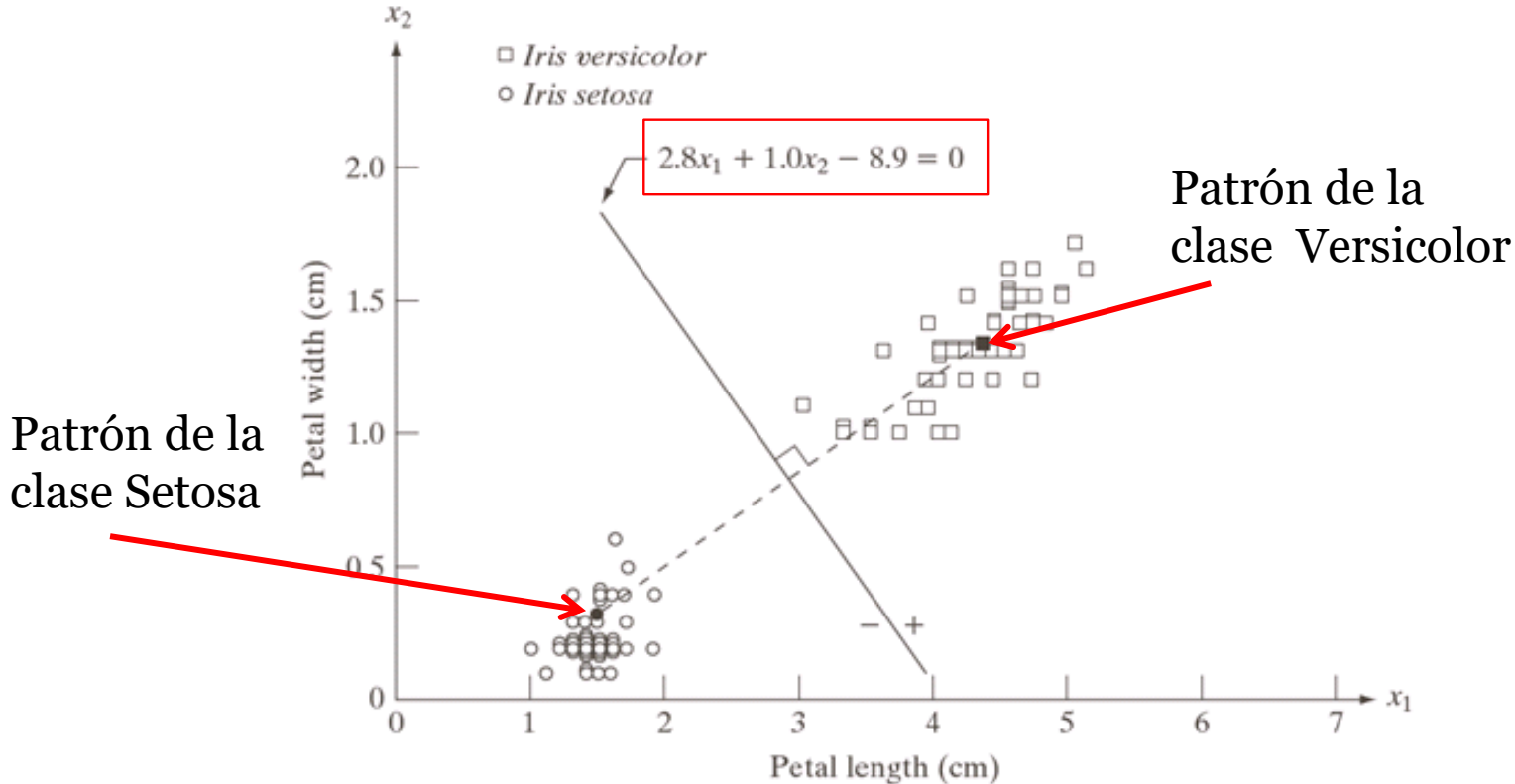
- **Clasificador por la mínima distancia: Ejemplo**

- Dos clases de patrones: $w_1 = \text{iris versicolor}$
 $w_2 = \text{iris setosa}$

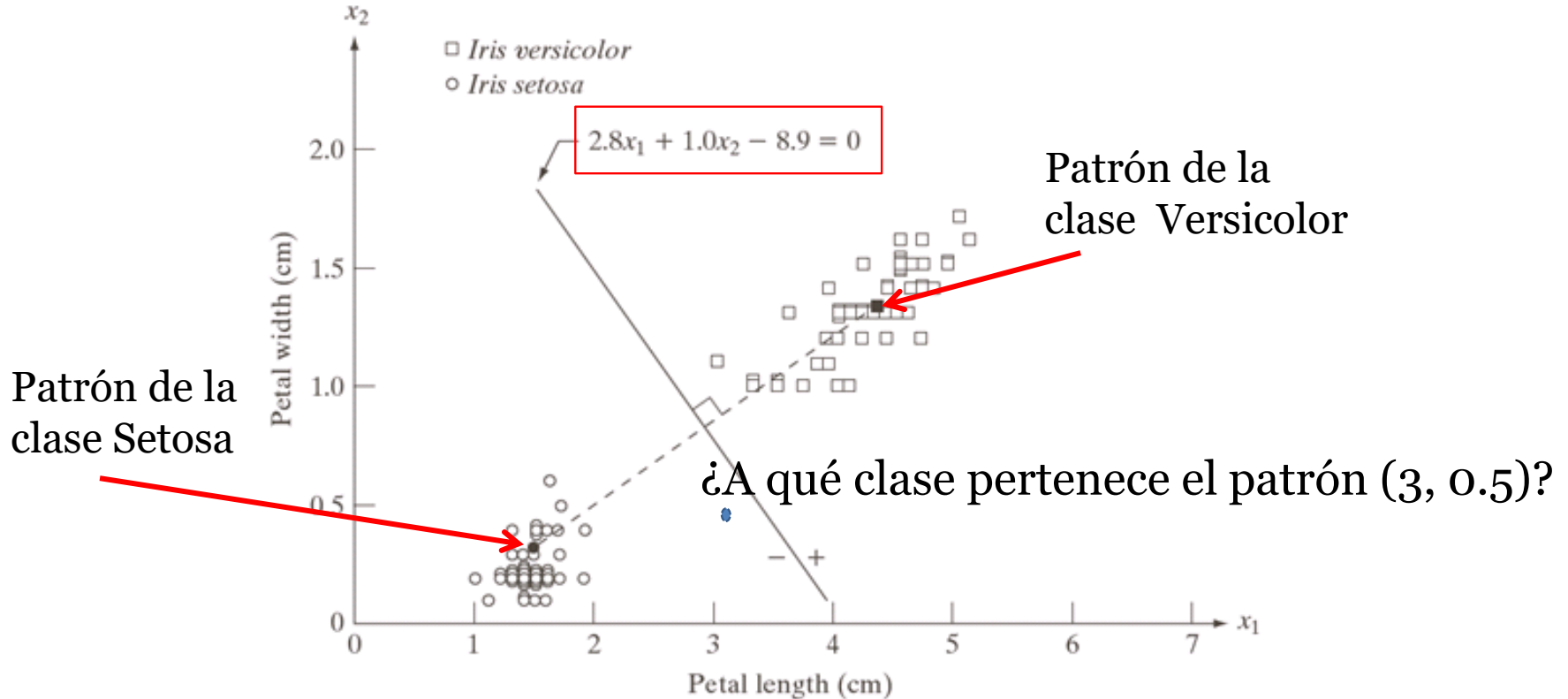
- Patrones de clase: $m_1 = (4.3, 1.3)^T$
 $m_2 = (1.5, 0.3)^T$

- Función frontera: $d_{1,2}(x) = 2.8 x_1 + 1.0 x_2 - 8.9$
es la ecuación de la recta mediatriz del segmento formado por los dos patrones de clases. Esta recta “separa” en el plano las dos clases.

- **Clasificador por la mínima distancia: Ejemplo**



- Clasificador por la mínima distancia: Ejemplo**



- **K nearest neighbor**

M medidas o descriptores numéricos de N clases conocidas y O muestras de cada una, tenemos un espacio de características M-dimensional con $N \times O$ puntos.

Asumiendo que tenemos suficientes muestras representativas de las diferentes clases, para clasificar una nueva muestra test como perteneciente a una de las clases, se selecciona la clase moda (la que más se repite) de entre los k vecinos más cercanos.

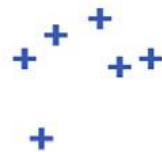
Tema 6: Introducción al reconocimiento de objetos

133

- K nearest neighbor** Ejemplo ($k=3$)

measurement 2

7 samples of class A (+)



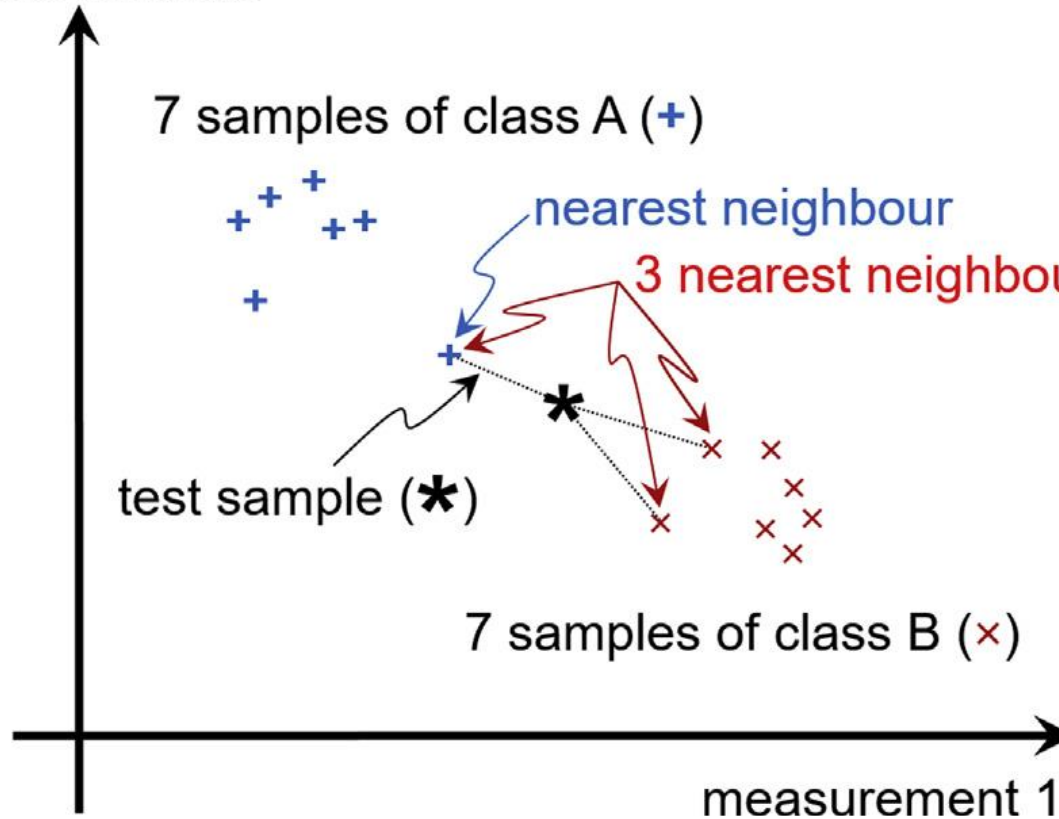
nearest neighbour

3 nearest neighbours

test sample (*)

7 samples of class B (x)

measurement 1



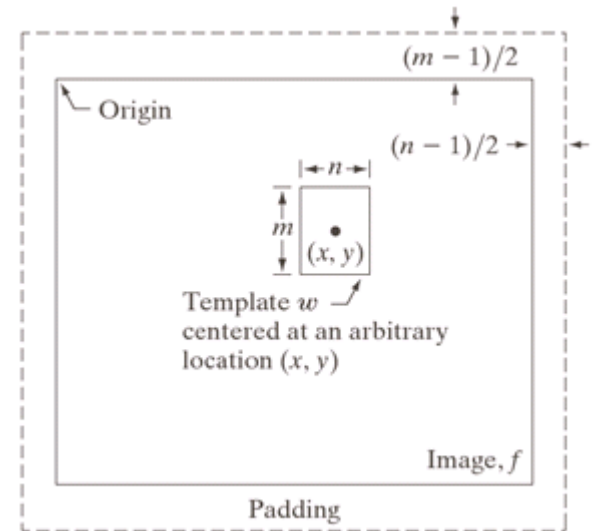
Tema 6: Introducción al reconocimiento de objetos

136

• Clasificador por correlación:

- Dada una imagen $f(x,y)$ y una “muestra” de un objeto (parte de la imagen) $w(x,y)$, el objetivo de este método es reconocer en qué zonas de la imagen se encuentra dicha muestra.

- Por ejemplo:



- **Clasificador por correlación:**

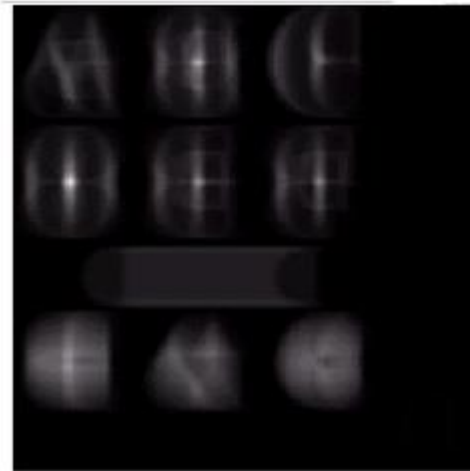
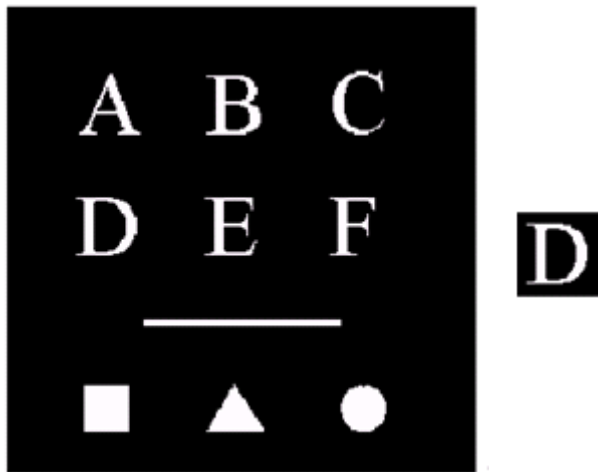
- Se trata de realizar una correlación espacial (técnica de filtrado) entre la imagen y la muestra de tal forma que, en cada pixel de coordenadas (x,y) , se calcula un *coeficiente de correlación normalizado* dado por:

$$\gamma(x, y) = \frac{\sum_{s,t} (w(s, t) - \bar{w}) \sum_{s,t} (f(x + s, y + t) - \bar{f}_{s,t})}{\sqrt{\sum_{s,t} (w(s, t) - \bar{w})^2 \sum_{s,t} (f(x + s, y + t) - \bar{f}_{s,t})^2}}$$

donde \bar{w} es la media de la muestra y $\bar{f}_{s,t}$ es el valor medio de f en la región coincidente con w .

- **Clasificador por correlación:**

- Este coeficiente está entre -1 y 1 y toma el máximo valor en valor absoluto (1) cuando se da una total coincidencia.



Coeficientes de correlación: el punto más claro aparece cuando la muestra coincide con la letra D.

- **Otros ejemplos de clasificadores:**
 - Clasificadores mediante árboles de decisión
 - Algoritmos genéticos
 - Clasificador de Bayes
 - Métodos de machine learning, en general
 - Redes neuronales: **Convolutional Neural Networks.**

Tema 6: Introducción al reconocimiento de objetos

140

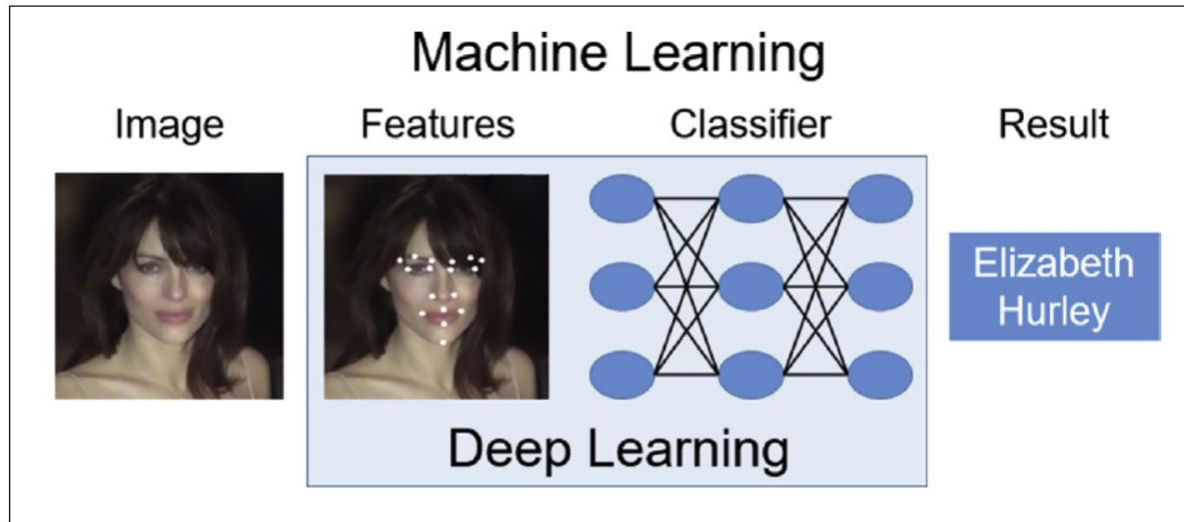


FIGURE 12.1 Main approaches to learning from data.

Tema 5: Segmentación de imágenes



- **Bibliografía usada y de la que proceden las imágenes:**

R.C. González, R.E. Woods, Digital Image Processing, Pearson, 2018

Mark S. Nixon, Alberto S. Aguado. *Feature Extraction and Image Processing for Computer Vision*. Elsevier, 2020.