

Nota: Algunas de las imágenes que aparecen en esta presentación provienen del libro:
Visión por Computador: fundamentos y métodos.
Arturo de la Escalera Hueso. Prentice Hall.



Sistemas de Percepción

Visión por Computador

Arturo de la Escalera
José María Armingol
Fernando García
David Martín
Abdulla Al-Kaff



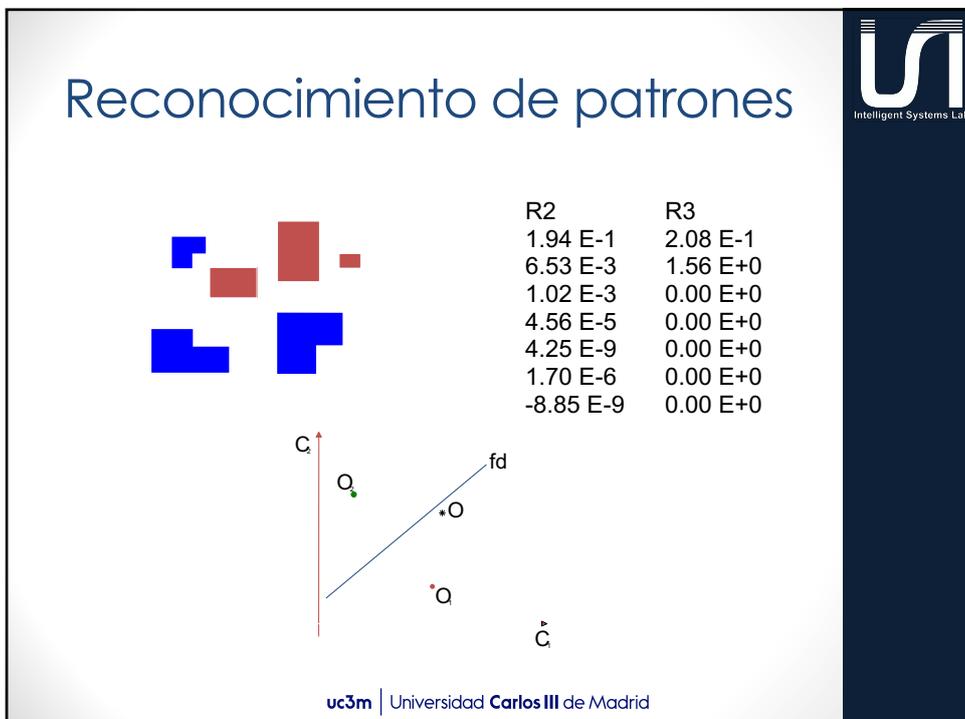
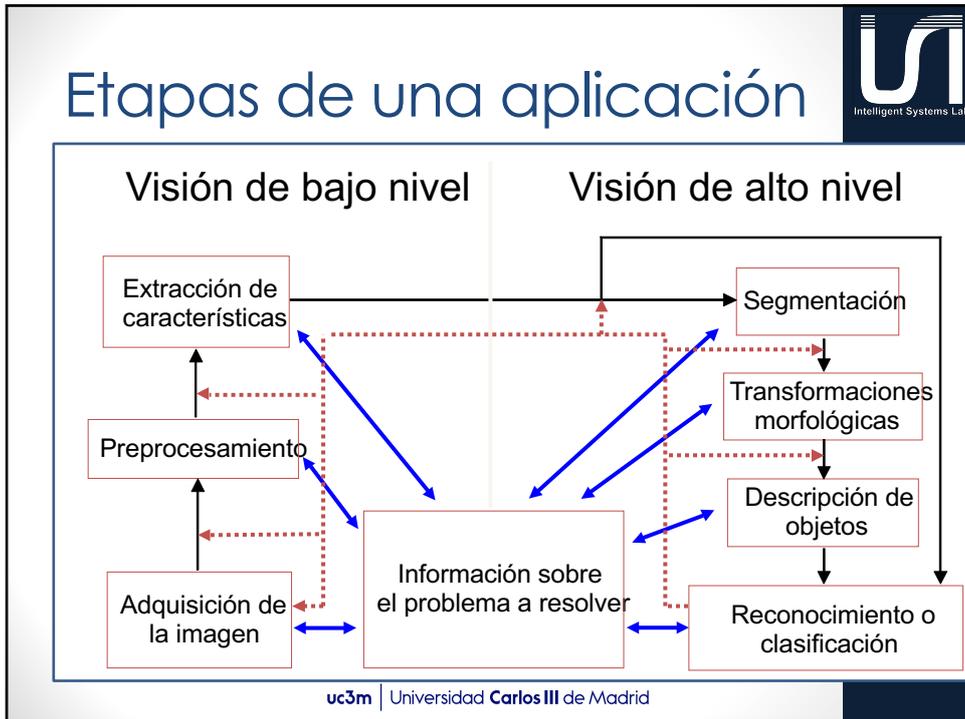
uc3m | Universidad Carlos III de Madrid



Índice

- **Introducción**
- Evaluación de un clasificador
 - Validación cruzada
 - *Bootstrapping*
 - Curvas ROC
 - Matrices de Confusión
- Clasificador estadístico
 - Bayes
 - Distancia de Mahalanobis
 - Mínima distancia (Distancia Euclídea)
 - K-NN
- K-means

uc3m | Universidad Carlos III de Madrid



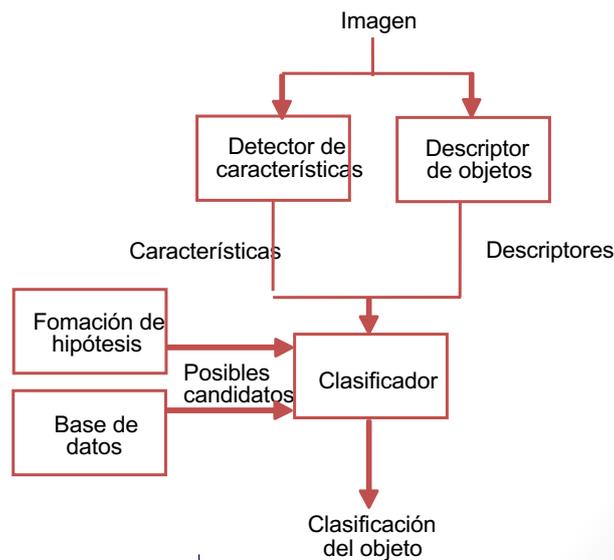
Reconocimiento de patrones

- Es la última etapa dentro de un sistema de visión por computador
- A partir de las características encontradas y de los posibles objetos se clasifican los que hay presentes en la imagen
- Es lo más complejo y difícil y a menudo se realizan fuertes simplificaciones para que funcione con éxito

uc3m | Universidad Carlos III de Madrid



Reconocimiento de patrones



uc3m | Universidad Carlos III de Madrid



Enfoques

- Reconocimiento estadístico
- Agrupamiento
- Árboles de decisión
- Boosting
- Support Vector Machines
- Redes de neuronas-DeepLearning

uc3m | Universidad Carlos III de Madrid



Características: propiedades

- Discriminación
- Fiabilidad
- Independencia
- Número

uc3m | Universidad Carlos III de Madrid



Aprendizaje

- Supervisado
- No supervisado
- Memorización
- Generalización
- Entrenamiento
- Validación

uc3m | Universidad Carlos III de Madrid



Índice

- Introducción
- **Evaluación de un clasificador**
 - Validación cruzada
 - *Bootstrapping*
 - Curvas ROC
 - Matrices de Confusión
- Clasificador estadístico
 - Bayes
 - Distancia de Mahalanobis
 - Mínima distancia (Distancia Euclídea)
 - K-NN
- K-means

uc3m | Universidad Carlos III de Madrid



Evaluación de un clasificador



- Resultados
 - Falso positivo
 - Falso negativo
 - Verdadero positivo
 - Verdadero negativo

Evaluación de un clasificador



- Validación cruzada
- Bootstrapping
- Curvas ROC
- Matriz de confusión

Índice

- Introducción
- Evaluación de un clasificador
 - **Validación cruzada**
 - *Bootstrapping*
 - Curvas ROC
 - Matrices de Confusión
- Clasificador estadístico
 - Bayes
 - Distancia de Mahalanobis
 - Mínima distancia (Distancia Euclídea)
 - K-NN
- K-means

uc3m | Universidad Carlos III de Madrid



Evaluación de un clasificador

- Validación cruzada
 - Se divide el conjunto de los datos en K subconjuntos diferentes
 - Se entrena el clasificador con $K - 1$ subconjuntos y se prueba con el último, que hace el papel de test de validación
 - Se realiza este proceso K veces y se obtiene la media de los resultados

uc3m | Universidad Carlos III de Madrid



Índice

- **Introducción**
- Evaluación de un clasificador
 - Validación cruzada
 - **Bootstrapping**
 - Curvas ROC
 - Matrices de Confusión
- Clasificador estadístico
 - Bayes
 - Distancia de Mahalanobis
 - Mínima distancia (Distancia Euclídea)
 - K-NN
- K-means

uc3m | Universidad Carlos III de Madrid



Evaluación de un clasificador

- Bootstrapping
 - Es similar a la validación cruzada
 - El conjunto de validación se elige al azar de entre todos el conjunto de entrenamiento
 - Se realiza N veces y se obtiene la media
 - Debido a la aleatoriedad del proceso algunos elementos se utilizan varias veces en la validación
 - Los resultados son a veces superiores a la validación cruzada

uc3m | Universidad Carlos III de Madrid



Índice

- Introducción
- Evaluación de un clasificador
 - Validación cruzada
 - *Bootstrapping*
 - **Curvas ROC**
 - Matrices de Confusión
- Clasificador estadístico
 - Bayes
 - Distancia de Mahalanobis
 - Mínima distancia (Distancia Euclídea)
 - K-NN
- K-means

uc3m | Universidad Carlos III de Madrid



Evaluación de un clasificador

- Curvas ROC - *Receiver Operating Characteristic*
 - A veces hay que tomar una decisión en función del valor de salida de un sistema.
 - Si se utiliza correlación normalizada para detectar una pieza en una imagen se fija un umbral y si la salida es mayor se tomará como que la pieza está presente y si no lo es como ausencia.

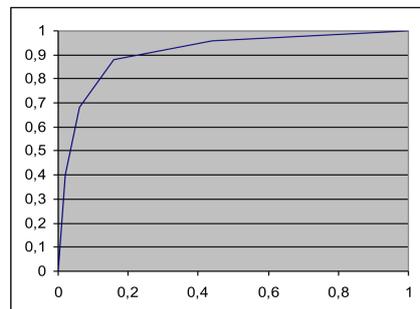
uc3m | Universidad Carlos III de Madrid



Evaluación de un clasificador



- Curvas ROC - *Receiver Operating Characteristic*
 - Las curvas ROC comparan los falsos positivos con los falsos negativos en función del umbral que se toma para evaluar la decisión
 - Así si se baja el valor de la correlación se disminuyen los falsos negativos elevando los positivos y viceversa.



Evaluación de un clasificador



- Curvas ROC - *Receiver Operating Characteristic*
 - Supongamos que se tienen 100 imágenes (50 con la pieza y 50 sin ella) y vemos los valores de correlación alcanzados.

Umbral corr.	Con pieza	Sin Pieza
0-20	2	28
20-40	4	14
40-60	10	5
60-80	14	2
80-100	20	1
Total ima	50	50

- Se calculan los porcentajes acumulados

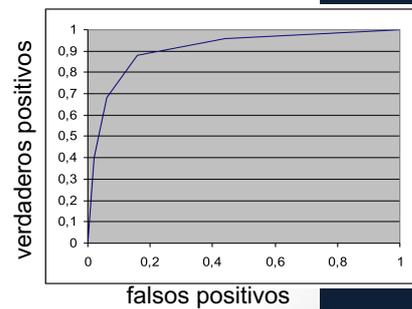
Umbral corr.	Con pieza (a)	Sin Pieza (b)
0-20	0,04	0,56
20-40	0,12	0,84
40-60	0,32	0,94
60-80	0,60	0,98
80-100	1,00	1,00

Evaluación de un clasificador



- Curvas ROC - *Receiver Operating Characteristic*
 - Se calcula los porcentajes de verdaderos positivos y falsos positivos para cada valor de la correlación. Como artificio se añaden dos nuevos valores: siempre positivos y siempre negativos

	Verdaderos positivos (1-a)	Falsos positivos (1-b)
Siempre positivo	1,00	1,00
Mayor que 20	0,96	0,44
Mayor que 40	0,88	0,16
Mayor que 60	0,68	0,06
Mayor que 80	0,40	0,02
Nunca positivo	0,00	0,00



uc3m | Universidad Carlos III de Madrid

Índice



- Introducción
- Evaluación de un clasificador
 - Validación cruzada
 - *Bootstrapping*
 - Curvas ROC
 - **Matrices de Confusión**
- Clasificador estadístico
 - Bayes
 - Distancia de Mahalanobis
 - Mínima distancia (Distancia Euclídea)
 - K-NN
- K-means

uc3m | Universidad Carlos III de Madrid

Evaluación de un clasificador



- Matriz de confusión
 - Matriz donde las columnas representan el resultado de la clasificación, mientras que las filas son los valores reales
 - Debe tener solo valores en la diagonal

Clase Real	Clase asignada		
	A	B	C
A	5	3	0
B	2	3	1
C	0	2	11

uc3m | Universidad Carlos III de Madrid

Evaluación de un clasificador



- Matriz de confusión
 - Para cada clase se puede obtener la Tabla de confusión

Clase Real	Clase asignada			Clase A	
	A	B	C	Verdaderos Positivos	Falsos Positivos
A	5	3	0	5	2
B	2	3	1		
C	0	2	11	3	17
				Falsos Negativos	Verdaderos Negativos

uc3m | Universidad Carlos III de Madrid

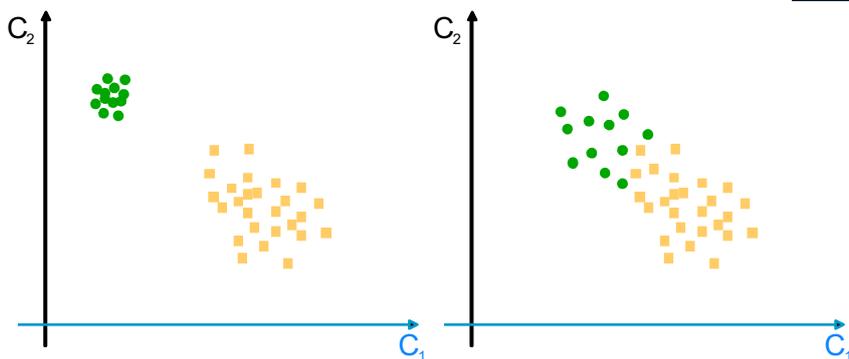
Índice

- Introducción
- Evaluación de un clasificador
 - Validación cruzada
 - *Bootstrapping*
 - Curvas ROC
 - Matrices de Confusión
- Clasificador estadístico
 - **Bayes**
 - Distancia de Mahalanobis
 - Mínima distancia (Distancia Euclídea)
 - K-NN
- K-means

uc3m | Universidad Carlos III de Madrid

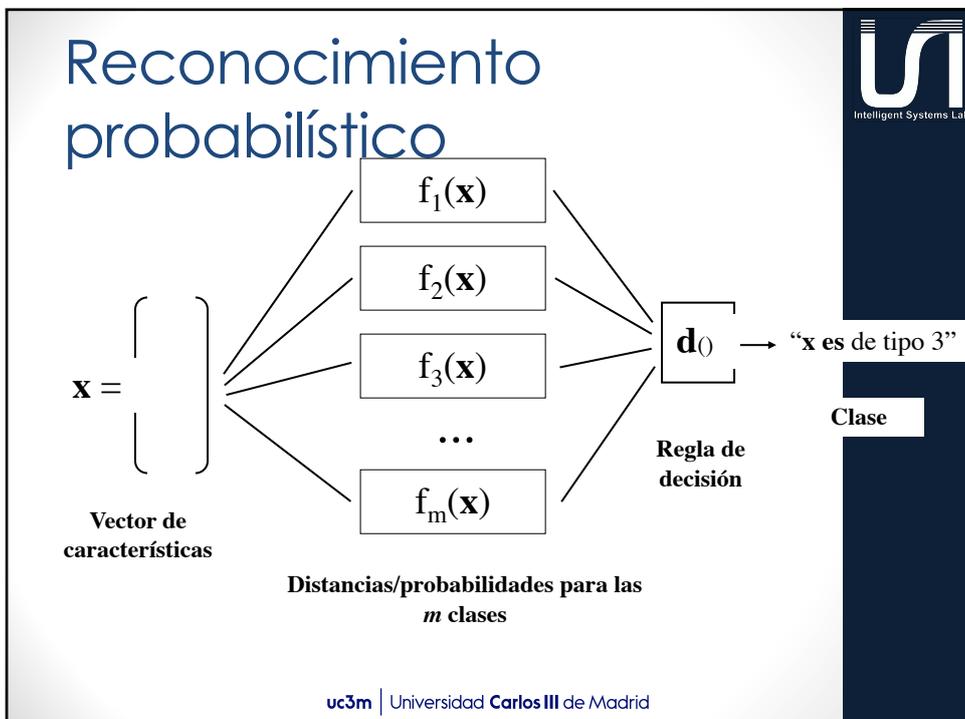
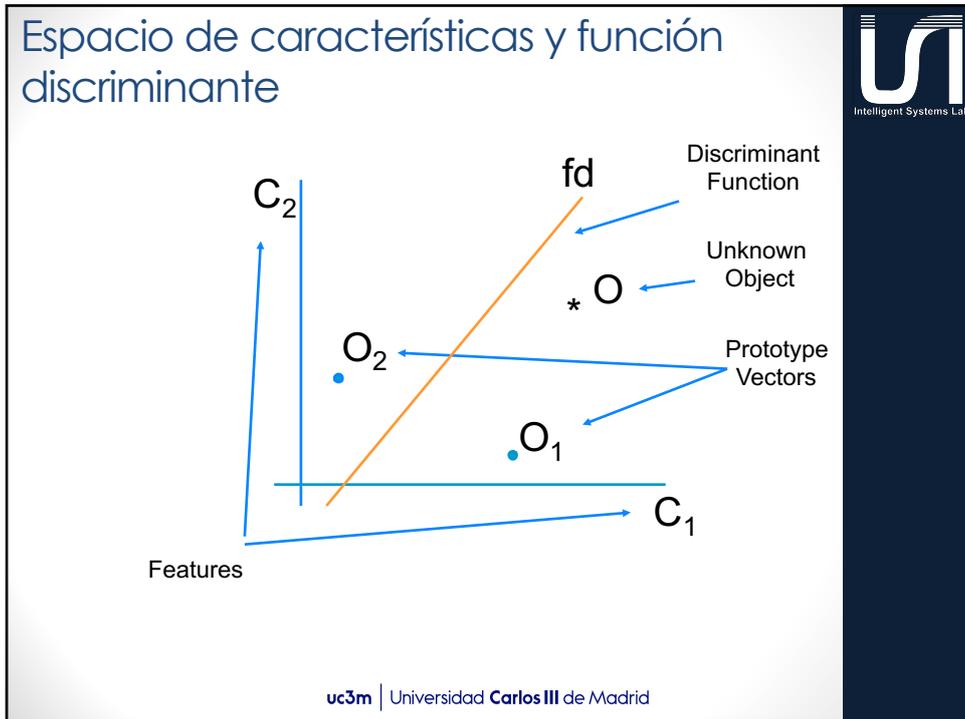


Reconocimiento probabilístico



uc3m | Universidad Carlos III de Madrid





Reconocimiento probabilístico

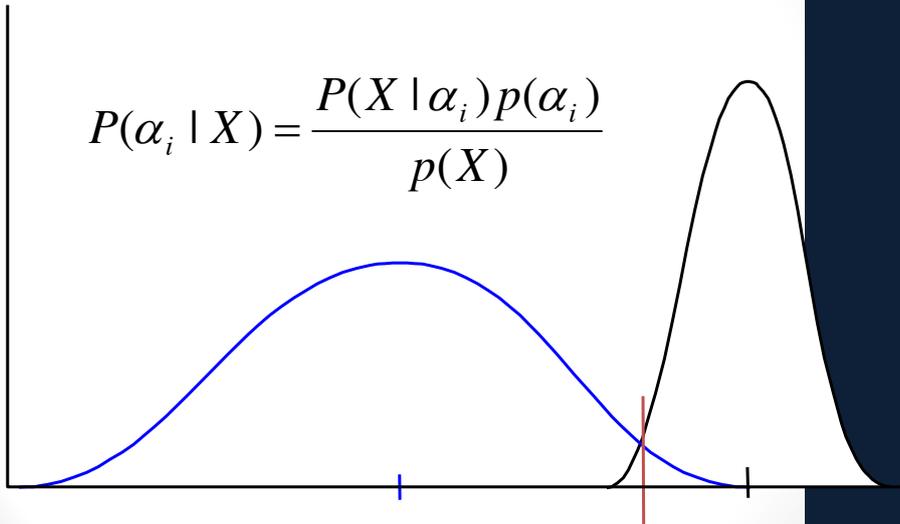
- Información previa
 - Probabilidad de que en la clase i se de un vector de características X
- Medición
 - El objeto tiene un vector de características X
- Lo que queremos saber
 - Probabilidad de que el objeto de vector de características X pertenezca a la clase i
- Teorema de Bayes

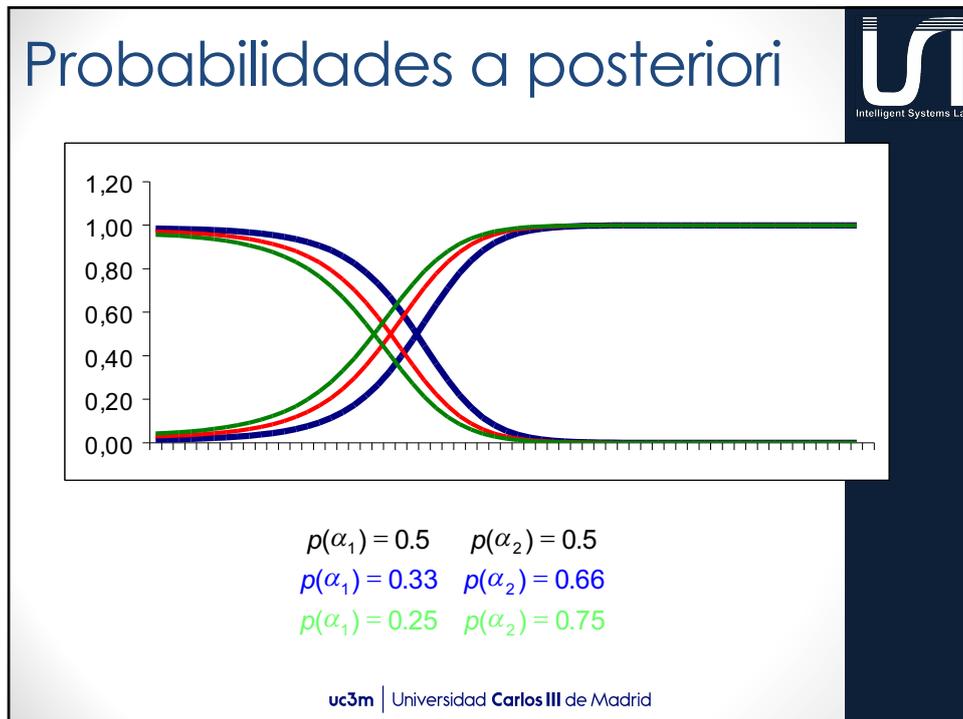
$$p[X|\alpha_i]$$

$$P[\alpha_i|X]$$

Clasificador Bayesiano

$$P(\alpha_i | X) = \frac{P(X | \alpha_i) p(\alpha_i)}{p(X)}$$





Mínimo coste

¿Qué ocurre si el coste de equivocarse muy distinto al de acertar?

$$R(\alpha_1 | X) = \lambda_{11}P(\alpha_1 | X) + \lambda_{12}P(\alpha_2 | X)$$

$$R(\alpha_2 | X) = \lambda_{21}P(\alpha_1 | X) + \lambda_{22}P(\alpha_2 | X)$$

uc3m | Universidad Carlos III de Madrid

Índice

- Introducción
- Evaluación de un clasificador
 - Validación cruzada
 - *Bootstrapping*
 - Curvas ROC
 - Matrices de Confusión
- Clasificador estadístico
 - Bayes
 - **Distancia de Mahalanobis**
 - Mínima distancia (Distancia Euclídea)
 - K-NN
- K-means

Función discriminante

$$g_i(X) = P(\alpha_i | X)$$

$$g_i(X) = \frac{P(X | \alpha_i) p(\alpha_i)}{p(X)}$$

$$g_i(X) = P(X | \alpha_i) p(\alpha_i)$$

$$g_i(X) = \log P(X | \alpha_i) + \log p(\alpha_i)$$

La función de densidad normal



$$p(X) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} |\Sigma|^{\frac{1}{2}}} \exp \left[-\frac{1}{2} (X - \mu)^t \Sigma^{-1} (X - \mu) \right]$$

Función discriminante

$$g_i(X) = \log P(X | \alpha_i) + \log p(\alpha_i)$$

Distancia de Mahalanobis



$$g_i(X) = \log P(X | \alpha_i) + \log p(\alpha_i)$$

$$r^2 = (X - \mu)^t \Sigma^{-1} (X - \mu)$$

Índice

- Introducción
- Evaluación de un clasificador
 - Validación cruzada
 - *Bootstrapping*
 - Curvas ROC
 - Matrices de Confusión
- Clasificador estadístico
 - Bayes
 - Distancia de Mahalanobis
 - **Mínima distancia (Distancia Euclídea)**
 - K-NN
- K-means

uc3m | Universidad Carlos III de Madrid



Características independientes y desv. típicas iguales

$$r^2 = (X - \mu)^t \Sigma^{-1} (X - \mu)$$

$$r^2 = \frac{(x_1 - \mu_1)^2}{\sigma_1^2} + \frac{(x_2 - \mu_2)^2}{\sigma_2^2}$$

$$r^2 = \frac{(x_1 - \mu_1)^2 + (x_2 - \mu_2)^2}{\cancel{\sigma^2}}$$

uc3m | Universidad Carlos III de Madrid



Reconocimiento probabilístico

- Criterio: distancia euclídea
- Es determinista y a priori
 - Determinista: se considera que los diversos patrones tomarán valores fijos (existen unos valores nominales y los verdaderos no se alejarán)
 - A priori: se supone el conocimiento de toda la información necesaria y suficiente para la clasificación (todos los posibles objetos)

Reconocimiento mediante la distancia euclídea

- El vector prototipo de características es la media
- Exige una dispersión pequeña respecto a cada patrón prototipo
- Como medida de distancia se usa la euclídea:

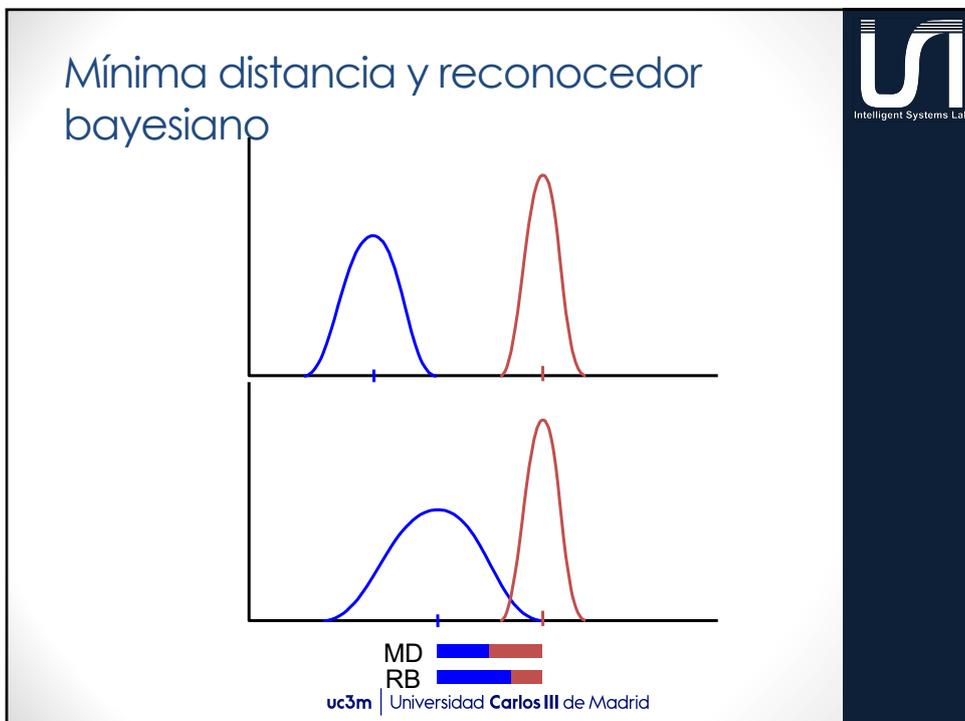
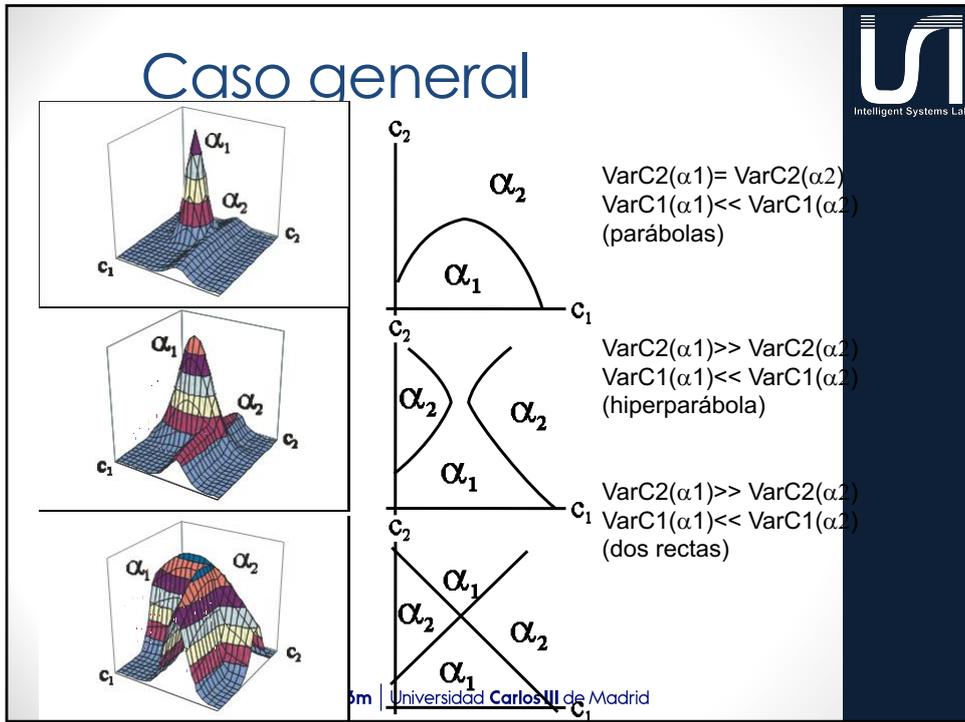
Clas. Bayesiano-FD Normal

Características independientes y desv. típicas iguales

uc3m | Universidad Carlos III de Madrid

Caso general- $\text{Var}1 < \text{Var}2$

uc3m | Universidad Carlos III de Madrid



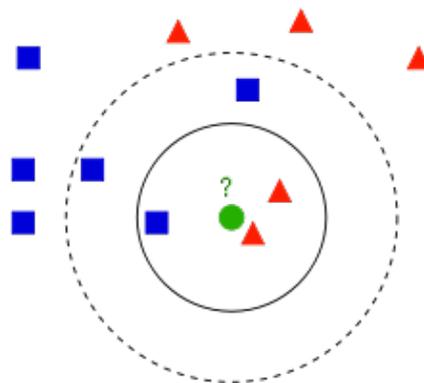
Índice

- Introducción
- Evaluación de un clasificador
 - Validación cruzada
 - *Bootstrapping*
 - Curvas ROC
 - Matrices de Confusión
- Clasificador estadístico
 - Bayes
 - Distancia de Mahalanobis
 - Mínima distancia (Distancia Euclídea)
 - **K-NN**
- K-means

uc3m | Universidad Carlos III de Madrid



K-vecino más próximo K-Nearest Neighbour



uc3m | Universidad Carlos III de Madrid



Índice

- Introducción
- Evaluación de un clasificador
 - Validación cruzada
 - *Bootstrapping*
 - Curvas ROC
 - Matrices de Confusión
- Clasificador estadístico
 - Bayes
 - Distancia de Mahalanobis
 - Mínima distancia (Distancia Euclídea)
 - K-NN
- **K-means**

uc3m | Universidad Carlos III de Madrid



Agrupamiento (Clustering)

- El método de las distancias euclídeas y el Bayesiano suponen conocidas todas las clases
- Los algoritmos de agrupamiento (clustering) dejan que los datos se organicen solos

uc3m | Universidad Carlos III de Madrid



Algoritmo K-medias



- Este algoritmo parte del conocimiento a priori del número de clases pero no de sus características
- De entre la serie a clasificar, O_1, O_2, \dots, O_n se escogen K elementos que constituyen los centroides de cada clase
- El resto de los elementos se asignan a cada clase siguiendo el criterio de mínima distancia
- Se calculan los centroides de cada clase
- Se vuelven a asignar, ahora todos los elementos, a cada clase con el criterio de mínima distancia (a los nuevos centroides)
- Se vuelven a calcular los centroides
- Si no varían se considera que el algoritmo ha terminado, si no, se vuelve a repetir los pasos

Algoritmo K-medias



- K-medias garantiza que se va a encontrar una solución pero tiene tres problemas:
 1. K-medias no garantiza la mejor solución posible para localizar los centros.
 2. K-medias no dice cuantas clases hay en la realidad
 3. K-medias presupone que la varianza no influye (o que ha sido normalizada).
- Posibles soluciones
 1. Ejecutar K-medias varias veces eligiendo diferentes puntos iniciales y elegir el que presente menor varianza en los resultados.
 2. Empezar con una sola clase e ir subiendo el número. La varianza baja hasta que se estabiliza. Elegir ese número de clases.