






Tema 7.ii. Reconocimiento


	Tabla de Contenidos	
	Introducción	
■	Enfoques de un Sistema de Reconocimiento	
■	Funciones de Decisión	
■	Clasificadores Paramétricos	




Introducción




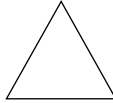
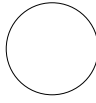
- Descripción o Caracterización
 - Se obtiene una descripción de los objetos mediante un **vector de características** o bien mediante una **representación estructural** (cadena, árbol, etc.)
- Reconocimiento \Leftrightarrow Clasificación
 - Agrupación de objetos con una representación conocida (PATRONES) a alguno de los grupos representativos (CLASES)



Introducción



- Ejemplo Reconocimiento








Per.²/Area

16

20.8

12.6

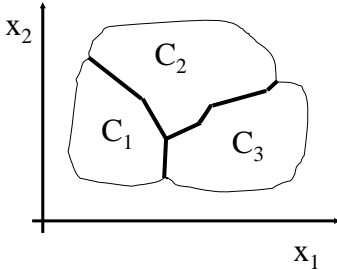




14.3

18.4

Tabla de Contenidos	
■	Introducción
■	Enfoques de un Sistema de Reconocimiento
■	Funciones de Decisión
■	Clasificadores Paramétricos

Enfoques de un Sistema de Reconocimiento	
■	Enfoque Geométrico
□	Clasificación de los objetos (vector de características) de acuerdo con una determinada partición del espacio de características



El diagrama muestra un sistema de coordenadas con el eje horizontal etiquetado como x_1 y el eje vertical como x_2 . El espacio de características está dividido en tres regiones de decisión, etiquetadas como C_1 , C_2 y C_3 . Las regiones están separadas por líneas de decisión que forman una partición del espacio.



Enfoques de un Sistema de Reconocimiento



- Métodos Estadísticos
 - Optimización de probabilidades en la asignación de los objetos a clases (Distancia de Mahalanobis)
- Métodos No-paramétricos
 - Se particiona el espacio de acuerdo con objetos cuya clasificación es conocida a priori (Perceptrón)
- Selección de las características de los objetos
 - Poder de discriminación
 - Valores diferentes en objetos distintos
 - Fiabilidad
 - Valores similares para objetos de la misma clase
 - Independencia
 - No correlación de las características
 - Número de características



Enfoques de un Sistema de Reconocimiento



- Métodos Sintácticos
 - Válido para reconocer objetos excesivamente complejos debido a un número excesivo de características o de clases
 - Una vez seleccionado un espacio de características es necesario inferir una gramática que regule las posibilidades de relación de éstas

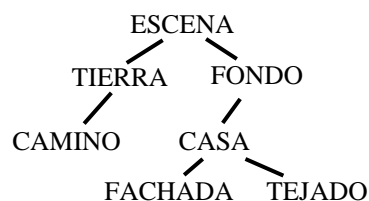


Tabla de Contenidos	
■	Introducción
■	Enfoques de un Sistema de Reconocimiento
☞	Funciones de Decisión
■	Clasificadores Paramétricos

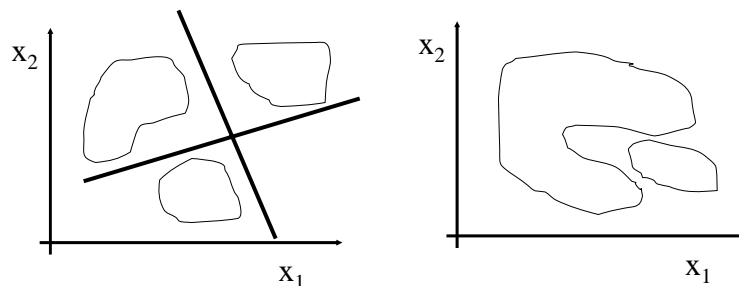
Funciones de Decisión	
■	Funciones de Decisión Lineales
□	Decidir la pertenencia del objeto a las clases
□	Caso n-dimensional
$d(x) = w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n + w_{n+1} = W_0 \cdot X + w_{n+1}$	
■	Vectores de pesos y características
$W = (w_1, w_2, \dots, w_n, w_{n+1})^T$	
$X = (x_1, x_2, \dots, x_n, 1)^T$	
$d(x) = W^T \cdot X \begin{cases} > 0 & \text{si } X \in C_1 \\ < 0 & \text{si } X \in C_2 \end{cases}$	



Funciones de Decisión



- Las clases cuya envolvente conexas no se corte se pueden separar mediante funciones de decisión lineales



Funciones de Decisión



■ Espacio de Parámetros

- Supongamos dos clases C_1, C_2 con dos patrones cada una $\{x_1^1, x_2^1\}, \{x_1^2, x_2^2\}$
- Si las clases son linealmente separables \Rightarrow encontrar $W=(w_1, w_2, w_3)$:

$$\begin{array}{ll} w_1 \cdot x_{11}^1 + w_2 \cdot x_{12}^1 + w_3 > 0 & w_1 \cdot x_{11}^1 + w_2 \cdot x_{12}^1 + w_3 > 0 \\ w_1 \cdot x_{21}^1 + w_2 \cdot x_{22}^1 + w_3 > 0 & w_1 \cdot x_{21}^1 + w_2 \cdot x_{22}^1 + w_3 > 0 \\ w_1 \cdot x_{11}^2 + w_2 \cdot x_{12}^2 + w_3 < 0 & \Rightarrow -w_1 \cdot x_{11}^2 - w_2 \cdot x_{12}^2 - w_3 > 0 \\ w_1 \cdot x_{21}^2 + w_2 \cdot x_{22}^2 + w_3 < 0 & -w_1 \cdot x_{21}^2 - w_2 \cdot x_{22}^2 - w_3 > 0 \end{array}$$



Funciones de Decisión



- Si consideramos el problema en el espacio de los parámetros en lugar del espacio de características:

- Cada inecuación representa la cara positiva de un plano que pasa por el origen de coordenadas

$$w_1 \cdot x_{11}^1 + w_2 \cdot x_{12}^1 + w_3 > 0$$

$$w_1 \cdot x_{21}^1 + w_2 \cdot x_{22}^1 + w_3 > 0$$

$$-w_1 \cdot x_{11}^2 - w_2 \cdot x_{12}^2 - w_3 > 0$$

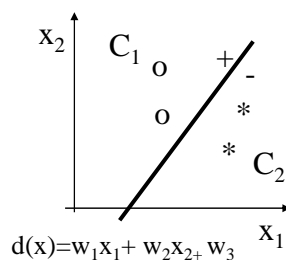
$$-w_1 \cdot x_{21}^2 - w_2 \cdot x_{22}^2 - w_3 > 0$$

$$\Rightarrow w_1 \cdot x_{11}^1 + w_2 \cdot x_{12}^1 + w_3 = 0$$

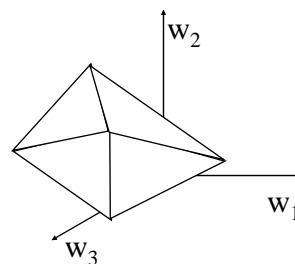
- Cualquier vector W que caiga en la cara positiva de los patrones determinados por la clase 1 y en la negativa de los planos asociados a la clase 2 es solución válida del sistema de inecuaciones



Funciones de Decisión




Espacio de Características




Espacio de Parámetros

- El número de planos viene limitado por el número de inecuaciones
- Esta región (poliedro convexo) se generaliza a $(n+1)$ dimensiones para vectores de dimensión n

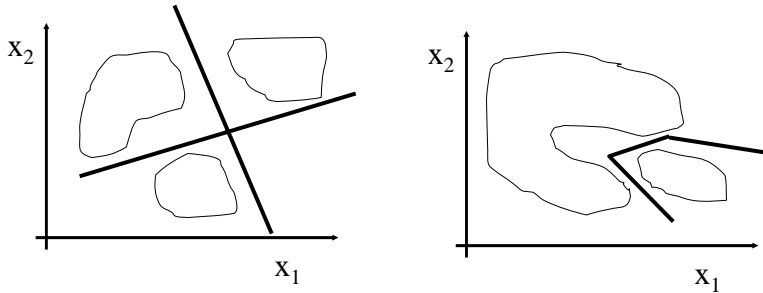



Funciones de Decisión




■ **Funciones de Decisión Generalizada**

□ Las clases cuya envolvente conexas no se corte se pueden separar mediante funciones de decisión lineales





Funciones de Decisión



□ **Objetivo:**

- Generalizar las funciones de decisión lineales

$$d(x) = w_1 f_1(x) + w_2 f_2(x) + \dots + w_k f_k(x) + w_{k+1}$$

□ Si:

$$x^* = \begin{bmatrix} f_1(x) \\ f_2(x) \\ \dots \\ f_k(x) \\ 1 \end{bmatrix} \quad d(x) = w \cdot x^*$$

□ Transformando las características x en x^* , el problema se reduce a una representación lineal

- Común: $f_i(x)$ son polinomios



Funciones de Decisión



- Funciones de decisión lineales:

$$f_i(x) = x_i$$

- Funciones de decisión cuadráticas
(polinomio de grado 2)

$$d(x) = w_{11}x_1^2 + w_{12}x_1x_2 + w_{22}x_2^2 + w_1x_1 + w_2x_2 + w_3$$

$$d(x) = wx^*$$

$$x^* = [x_1^2 \ x_1x_2 \ x_2^2 \ x_1 \ x_2 \ 1]^T$$

$$w = [w_{11} \ w_{12} \ w_{22} \ w_1 \ w_2 \ w_3]^T$$



Tabla de Contenidos



- Introducción
- Enfoques de un Sistema de Reconocimiento
- Funciones de Decisión
- Clasificadores Paramétricos



Clasificadores Paramétricos



■ Uso

- Conocimiento de las distribuciones estadísticas que caracterizan las distintas clases que se consideran en la clasificación

■ Ventaja

- La regla de decisión es óptima



Clasificadores Paramétricos



■ Teoría Bayesiana de Decisión

□ Objetivo:

- Minimizar la probabilidad de error en la asignación a clases
- Minimización de una función de coste

□ Definición

- $\lambda(a_i/C_i)$: Pérdida que supone tomar la decisión a_i cuando el patrón X pertenece a la clase C_i
- $P(C_i/x)$: Probabilidad que el patrón x pertenezca a la clase C_i

□ Pérdida Media en la decisión

$$R(a_i / x) = \sum_{i=1}^n \lambda(a_i / C_i) P(C_i / x)$$



Clasificadores Paramétricos



- Decisión a tomar a_m : minimice la pérdida

$$R(a_m / x) = \min_i \{R(a_i / x)\}$$

- Tomando como pérdida

$$\lambda(a_i / C_i) = \begin{cases} 0 & \text{si } i = i \\ 1 & \text{si } i \neq i \end{cases}$$

$$R(a_i / x) = \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq 1}}^n P(C_i / x) = 1 - P(C_1 / x)$$

- Regla de Decisión: Asignar a la clase C_1 la que tenga una probabilidad a posteriori mayor
- Asignar x a la clase C_j tal que:

$$p(x / C_j) \cdot P(C_j) > p(x / C_i) \cdot P(C_i)$$

- siendo $p(x/C_j)$ la función de densidad de probabilidad condicionada de la clase C_j , y $p(C_i)$ la probabilidad a priori de que un patrón cualquiera sea de la clase C_i