Div. Ingeniería de Sistemas y Automática

Universidad Miguel Hernández

VISIÓN POR COMPUTADOR

RECONOCIMIENTO DE OBJETOS

GRUPO DE TECNOLOGÍA INDUSTRIAL

Tabla de Contenidos

VISIÓN POR COMPUTADOR

- 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 ⇔ Clasificación
  - Agrupación de objetos con una representación conocida (PATRONES) a alguno de los grupos representativos (CLASES)

VISIÓN POR COMPUTADOR

- Ejemplo Reconocimiento

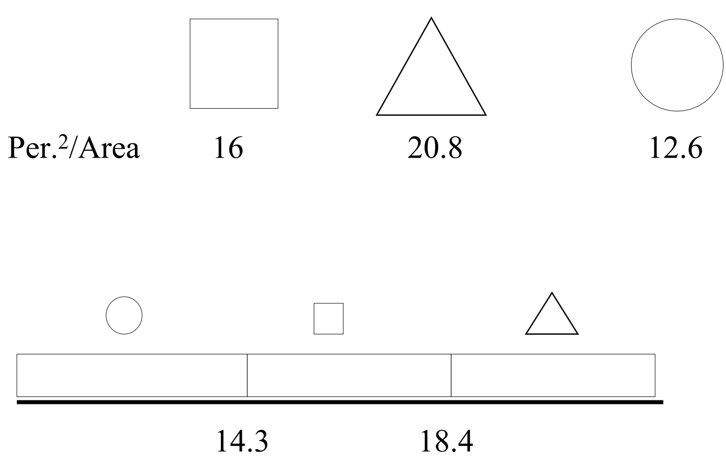
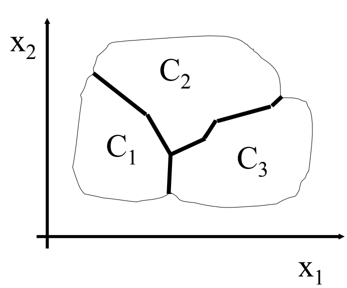


Tabla de Contenidos

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



- ⇦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

⇱ 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

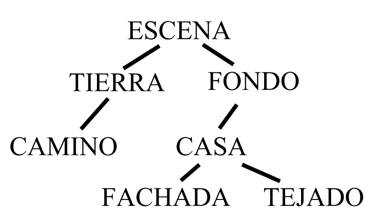
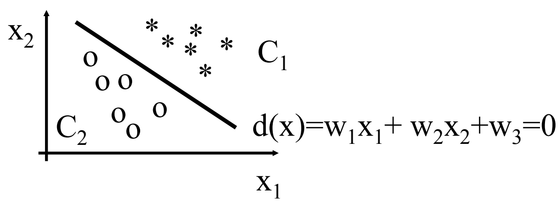


Tabla de Contenidos

Funciones de Decisión

- Funciones de Decisión Lineales
  - Decidir la pertenencia del objeto a las clases



  - Caso n-dimensional

$$d(x)=w_1x_1+w_2x_2+\ldots+w_nx_n+w_{n+1}=W_0\cdot X+w_{n+1}$$

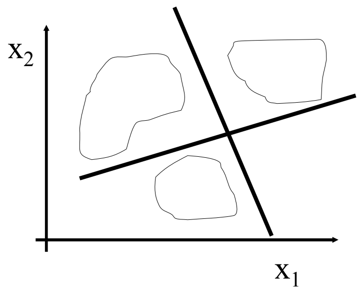
- Vectores de pesos y características

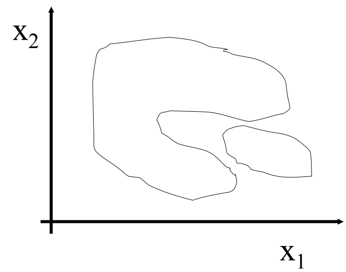
$$W=(w_1,w_2,\ldots w_n,w_{n+1})^T \qquad X=(x_1,x_2,\ldots x_n,1)^T$$

$$d(x)=W^T\cdot X\begin{cases}>0 & \text{si } X\in C_1\\ <0 & \text{si } X\in C_2\end{cases}$$

Funciones de Decisión

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





Funciones de Decisión

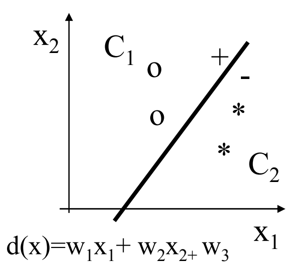
- Espacio de Parámetros
  - Supongamos dos clases C_1, C_2 con dos patrones cada una $\{x_1^1, x_2^1\}$, $\{x_1^2, x_2^2\}$
  - Si las clases son linealmente separables $\Rightarrow$ encontrar $W=(w_1,w_2,w_3)$:

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

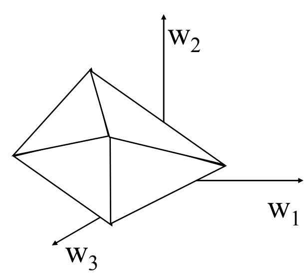
- Si consideramos el problema en el espacio de los parámetros en lugar del espacio de características:
  - Cada inecuación representa la cara positiva de un plano que pasa por el origen de coordenadas

$$\begin{aligned} w_1 \cdot x_{11}^1 + w_2 \cdot x_{12}^1 + w_3 &> 0 \\ w_1 \cdot x_{21}^1 + w_2 \cdot x_{22}^1 + w_3 &> 0 \\ -w_1 \cdot x_{11}^2 - w_2 \cdot x_{12}^2 - w_3 &> 0 \\ -w_1 \cdot x_{21}^2 - w_2 \cdot x_{22}^2 - w_3 &> 0 \end{aligned} \Longrightarrow w_1 \cdot x_{11}^1 + w_2 \cdot x_{12}^1 + w_3 = 0$$

    - ☑ 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



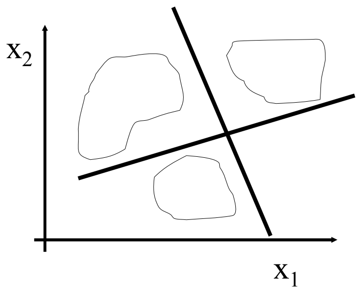
Espacio de Características

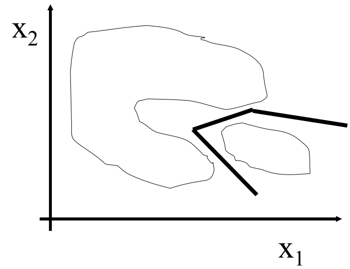


Espacio de Parámetros

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





VISIÓN POR COMPUTADOR

- Objetivo:
  - Generalizar las funciones de decisión lineales

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

- Si:

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

- 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

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
    - $\lambda(a_l/C_i)$: Pérdida que supone tomar la decisión a_l cuando el patron 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

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

VISIÓN POR COMPUTADOR

- Decisión a tomar a_m: minimice la pérdida

$$R(a_m / x) = \min_l \{R(a_l / x)\}$$

  - Tomando como pérdida

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

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

- Regla de Decisión: Asignar a la clase C_l 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