

第3章 識別関数の良さを測る基準

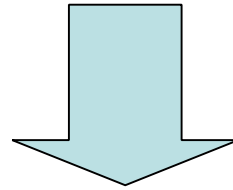
3.1 訓練標本を用いた識別関数の学習

3.2 最大事後確率則

3.3 最小誤識別率則

識別関数

パターン認識器を構成 = 識別関数を構成



パターン X やカテゴリ Y の統計的性質を利用して、最適な識別関数を構成する

訓練標本

- 訓練標本

1. カテゴリが既知であるパターン x_i

$$\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^n$$

2. カテゴリ y に属するパターンの数 n_y

$$\sum_{y=1}^c n_y = n$$

主成分分析

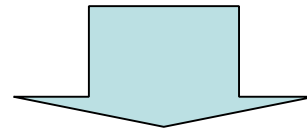
- 主成分分析

1. 高次元のデータを低次元に圧縮
2. 2次元のデータなら決定境界を構成しやすい
3. 分散共分散行列の固有値と対応する固有ベクトルで2次元に圧縮

$$\begin{pmatrix} \phi & T & x \\ 1 & & i \\ \phi & T & x \\ 2 & & i \end{pmatrix}$$

決定境界

主成分分析により、2次元化されたデータの決定境界はどのようにすればよいのか？



データを正しく分類するのではなく、将来現れる未知のパターンを正しく分類すること、つまり汎化能力を獲得するように決定境界を定める。

最大事後確率則

- 最大事後確率則

1. 識別関数の良さを測る規準
2. 事後確立が最大のカテゴリを選ぶ

$$\hat{y} = \underset{y}{\operatorname{arg\,max}} p(y | x)$$

3. 条件付き確率と事前確率の積が最大のカテゴリにパターンxを分類

$$p(y | x) \propto p(x | y) p(y)$$

最小誤識別率(1)

- 最小事後確率則

1. 識別関数の良さを測る規準

2. パターンが誤って分類される確率を最小にするよう識別関数を決定

- 誤識別率

$$p_e(y) = 1 - \int_{x \in D_y} p(x | y) dx$$

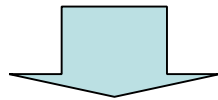
- 全体の誤識別率

$$p_e = \sum_{y=1}^c p_e(y) p(y) dx$$

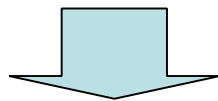
$$p_e = 1 - \sum_{y=1}^c \int_{x \in D_y} p(y | x) p(x) dx$$

最小誤識別率(2)

全体の誤識別率を p_e を最小にするには $\sum_{y=1}^c \int_{x \in D_y} p(y|x) p(x) dx$
を最大とすればよい



最大となるように決定領域 $\{D_y\}_{y=1}^c$ を決める.



誤識別率を最小にすることと事後確率を最大にすることは等価