

4.3 カテゴリの事後確率の計算

カテゴリの事後確率の計算 (1)

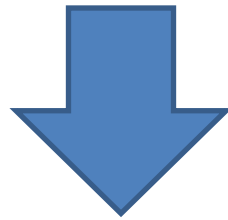
各カテゴリ y の条件付き確率 $p(x|y)$ をガウスモデルで推定する場合を考える

$$\hat{p}(x|y) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{d}{2}} \det(\hat{\Sigma}_y)^{\frac{1}{2}}} \exp\left(-\frac{1}{2}(x - \hat{\mu}_y)^T \hat{\Sigma}_y^{-1}(x - \hat{\mu}_y)\right)$$

- $\hat{\mu}_y$: 分布の期待値の推定量 (→P55 式4.2)
- $\hat{\Sigma}_y$: 分散共分散行列の推定量 (→P55 式4.2)

カテゴリの事後確率の計算 (2)

- 事後確立は対数をとっても、その大小関係に変化はない
- 事後確立の対数をとると、識別関数の計算が簡単になることが多い



対数事後確立 $\log p(y | x)$ を求めることが目標となる

カテゴリの事後確率の計算 (3)

- 条件付き確立の性質

$$p(y|x)p(x) = p(x|y)p(y)$$

$$\therefore \log p(y|x) = \log p(x|y) + \log p(y) - \log p(x)$$

- 訓練標本の割合

$$\hat{p}(y) = \frac{n_y}{n}$$

n_y : カテゴリ^y に属する訓練標本の数

n : 全訓練標本の数

カテゴリの事後確率の計算 (4)

- 対数事後確立の推定量 $\log \hat{p}(y | x)$ を求める

$$\begin{aligned}\log \hat{p}(y | x) &= \log \hat{p}(x | y) + \log \hat{p}(y) - \log p(x) \\ &= -\frac{d}{2} \log(2\pi) - \frac{1}{2} \log(\det(\hat{\Sigma}_y)) \\ &\quad - \frac{1}{2} (x - \hat{\mu}_y)^T \hat{\Sigma}_y^{-1} (x - \hat{\mu}_y) + \log \frac{n_y}{n} - \log p(x) \\ &= -\frac{1}{2} (x - \hat{\mu}_y)^T \hat{\Sigma}_y^{-1} (x - \hat{\mu}_y) - \frac{1}{2} \log(\det(\hat{\Sigma}_y)) \\ &\quad + \log n_y + C \quad (C : \text{定数})\end{aligned}$$

マハラノビス距離 (1)

- マハラノビス距離

$$(x - \hat{\mu}_y)^T \hat{\Sigma}_y^{-1} (x - \hat{\mu}_y)$$

- $\hat{\Sigma}$ によって定まる超楕円体上の点を等距離とみなす距離尺度

マハラノビス距離 (2)

- $\hat{\Sigma}_y$ の固有値分解

$$\hat{\Sigma} \phi = \lambda \phi$$

$$\hat{\Sigma} = \sum_{j=1}^d \lambda_j \phi_j \phi_j^T$$

$$\hat{\Sigma}^{-1} = \sum_{j=1}^d \frac{1}{\lambda_j} \phi_j \phi_j^T$$

$$\therefore (x - \hat{\mu}_y)^T \hat{\Sigma}_y^{-1} (x - \hat{\mu}_y) = \sum_{j=1}^d \frac{(\phi_j^T (x - \hat{\mu}_y))^2}{\lambda_j}$$

$\{\lambda_j\}_{j=1}^d$: 固有値

$\{\phi_j\}_{j=1}^d$: 固有ベクトル

マハラノビス距離 (3)

マハラノビス距離が一定の場合、マハラノビス距離 (2) の式は超楕円体の方程式となる

(例: 定数=1の場合)

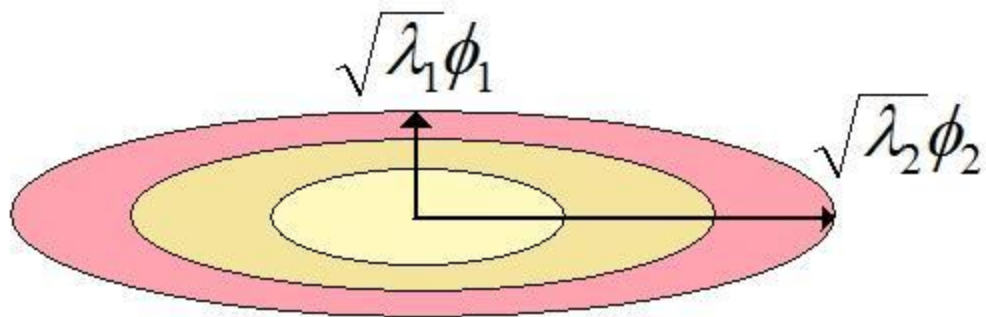
$$\sum_{j=1}^d \frac{(\phi_j^T (x - \hat{\mu}))^2}{\lambda_j} = 1$$

マハラノビス距離 (4)

- 具体的には以下の通りである

各主軸の向き: $\{\sqrt{\phi_j}\}_{j=1}^d$ 各主軸の長さ: $\{\sqrt{\lambda_j}\}_{j=1}^d$

- 尚、次元 $d = 2$ のとき、下図のような楕円となる



マハラノビス距離 (5)

- カテゴリ数 $c = 2$ のとき、決定境界は事後確立が等しくなる $1/2$ の点の集合となる



$$p(y = 1 | x) = p(y = 2 | x)$$

決定境界

条件付き確立 $p(x|y)$ をガウスモデルで近似する場合、
決定境界は x の二次超曲面となる

4.4 線形判別分析

線形判別分析 (1)

- 各カテゴリの分散共分散行列 Σ_y が等しいと仮定して、それを Σ と表現する

$$\Sigma_1 = \dots = \Sigma_C = \Sigma$$

- このとき、 Σ の最尤推定量 $\hat{\Sigma}$ は

$$\hat{\Sigma} = \frac{1}{n} \sum_{y=1}^c \sum_{i:y_i=1} (x_i - \hat{\mu}_i)^T (x_i - \hat{\mu}_i) = \sum_{y=1}^c \frac{n_y}{n} \hat{\Sigma}_y$$

線形判別分析 (2)

- カテゴリの事後確率の計算 (4)の式に $\hat{\Sigma}$ を用いる

$$\begin{aligned}\log \hat{p}(y | x) &= -\frac{1}{2}(x - \hat{\mu}_y)^T \hat{\Sigma}_y^{-1}(x - \hat{\mu}_y) - \frac{1}{2} \log(\det(\hat{\Sigma}_y)) \\ &\quad + \log n_y + C \\ &= x^T \hat{\Sigma}_y^{-1} \hat{\mu}_y - \frac{1}{2} \hat{\mu}_y^T \hat{\Sigma}_y^{-1} \hat{\mu}_y + \log n_y + C'\end{aligned}$$

(C' : 定数)

線形判別分析 (3)

- 分散共分散行列が共通のとき、対数事後確立は x の一次形式となる

カテゴリ数 $c = 2$ の場合、決定境界は

$$\hat{a}^T x + \hat{b} = 0$$

ただし $\hat{a} = \hat{\Sigma}^{-1}(\hat{\mu}_1 - \hat{\mu}_2)$

$$\hat{b} = -\frac{1}{2}(\hat{\mu}_1^T \hat{\Sigma}^{-1} \hat{\mu}_1 - \hat{\mu}_2^T \hat{\Sigma}^{-1} \hat{\mu}_2) + \log \frac{n_1}{n_2}$$

決定境界

- 決定境界は x の超平面になる
- この決め方をフィッシャーの線形判別分析という