

情報認識

「ガウス最尤推定による パターン識別器の構成」

- 講師： 杉山 将（計算工学専攻）
- 居室： W8E-505
- 電子メール： sugi@cs.titech.ac.jp

最大事後確率則

71

- 入力パターンが与えられてそれがどのカテゴリに属するかを決めるとき、それが属する可能性が最も高いカテゴリを選ぶ.
- これは、事後確率が最大のカテゴリに分類することに対応.

$$\arg \max_y p(y | x)$$

カテゴリの対数事後確率

72

- 対数をとっても大小関係は変わらないため、事後確率の対数をとったものを用いる.
- ベイズの定理より

$$p(y | x) = \frac{p(x | y)p(y)}{p(x)}$$

- 従って,

$$\log p(y | x) = \log p(x | y) + \log p(y) + C$$

$$C = -\log p(x) : \text{定数}$$

- $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^n$: 訓練標本

$$x_i \in D(\subset \mathbb{R}^d) \quad y_i \in \{1, 2, \dots, m\}$$

- n_y : カテゴリ y に属する訓練標本数
- **事前確率** $p(y)$: カテゴリ y に含まれる標本の割合で推定

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

- **条件付き確率** $p(x | y)$: ガウスモデルに対する最尤推定

$$\hat{p}(x | y) = q(x; \hat{\mu}_y, \hat{\Sigma}_y)$$

ガウスモデル(正規分布)

74

- d 次元の確率ベクトル: $x = (x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(d)})^T$
- 2つのパラメータ:
 - カテゴリ y の平均ベクトル μ_y
 - カテゴリ y の分散共分散行列 Σ_y

$$q(x; \mu_y, \Sigma_y) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2} |\Sigma_y|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2} (x - \mu_y)^T \Sigma_y^{-1} (x - \mu_y)\right)$$

ガウスモデルにおける最尤推定 75

■ ガウスモデルの最尤推定量

$$\hat{\mu}_y = \frac{1}{n_y} \sum_{i:y_i=y} x_i$$

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

カテゴリの対数事後確率の計算 ⁷⁶

- 分類したい入力パターンを x とすれば,

$$\begin{aligned} & \log \hat{p}(y | x) \\ &= -\frac{d}{2} \log 2\pi - \frac{1}{2} \log |\hat{\Sigma}_y| - \frac{1}{2} (x - \hat{\mu}_y)^T \hat{\Sigma}_y^{-1} (x - \hat{\mu}_y) + \log \frac{n_y}{n} + C \\ &= -\frac{1}{2} \underbrace{(x - \hat{\mu}_y)^T \hat{\Sigma}_y^{-1} (x - \hat{\mu}_y)}_{\substack{\text{マハラノビス距離} \\ \text{(Mahalanobis distance)}}} - \frac{1}{2} \log |\hat{\Sigma}_y| + \log n_y + C' \end{aligned}$$
$$C' = -\frac{d}{2} \log 2\pi - \log n + C$$

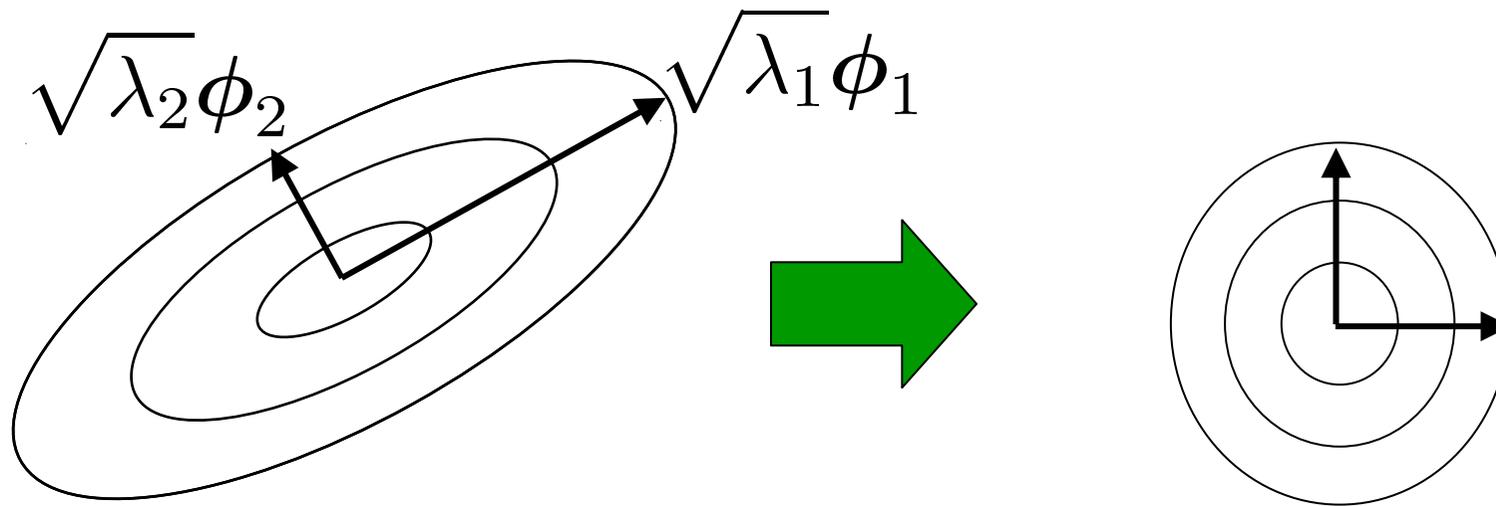
- カテゴリの対数事後確率は x の二次形式

マハラノビス距離

77

- “楕円を正円に変換した距離”

$$(x - \mu)^T \Sigma^{-1} (x - \mu) = \left\| \Sigma^{-1/2} (x - \mu) \right\|^2$$



$$\Sigma = \lambda_1 \phi_1 \phi_1^T + \lambda_2 \phi_2 \phi_2^T$$

共分散行列が共通のとき

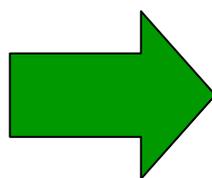
78

- 各カテゴリの分散共分散行列が等しいという前提知識があるとき,

$$\Sigma_1 = \Sigma_2 = \dots = \Sigma_m = \Sigma$$

共通の分散共分散行列 Σ の最尤推定量は

$$\begin{aligned}\hat{\Sigma} &= \frac{1}{n} \sum_{y=1}^m \sum_{i:y_i=y} (x_i - \hat{\mu}_y)^T (x_i - \hat{\mu}_y) \\ &= \sum_{y=1}^m \frac{n_y}{n} \hat{\Sigma}_y\end{aligned}$$



各カテゴリの分散共分散
行列の重み付き平均

共分散行列が共通のとき(続き) 79

- 各カテゴリの分散共分散行列が等しい時,

$$\log \hat{p}(y | x)$$

$$= -\frac{1}{2} x^T \hat{\Sigma}^{-1} x + \hat{\mu}_y^T \hat{\Sigma}^{-1} x - \frac{1}{2} \hat{\mu}_y^T \hat{\Sigma}^{-1} \hat{\mu}_y - \frac{1}{2} \log |\hat{\Sigma}| + \log \frac{n_y}{n} + C$$

$$= \hat{\mu}_y^T \hat{\Sigma}^{-1} x - \frac{1}{2} \hat{\mu}_y^T \hat{\Sigma}^{-1} \hat{\mu}_y + \log n_y + C'$$

$$C' = -\frac{1}{2} x^T \hat{\Sigma}^{-1} x - \frac{1}{2} \log |\hat{\Sigma}| - \log n + C$$

- カテゴリの対数事後確率は x の一次形式

- カテゴリ数が2のとき，決定境界は

$$\hat{p}(y = 1 | x) = \hat{p}(y = 2 | x)$$

- ガウスモデルと最尤推定を用いたとき，決定境界は二次形式.

- 更に分散共分散行列が共通のとき，決定境界は一次形式，即ち，**超平面(hyper-plane)** .

$$a^T x + b = 0$$

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

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

- この場合を特に，**フィッシャーの線形判別分析 (Fisher's linear discriminant analysis)**という.

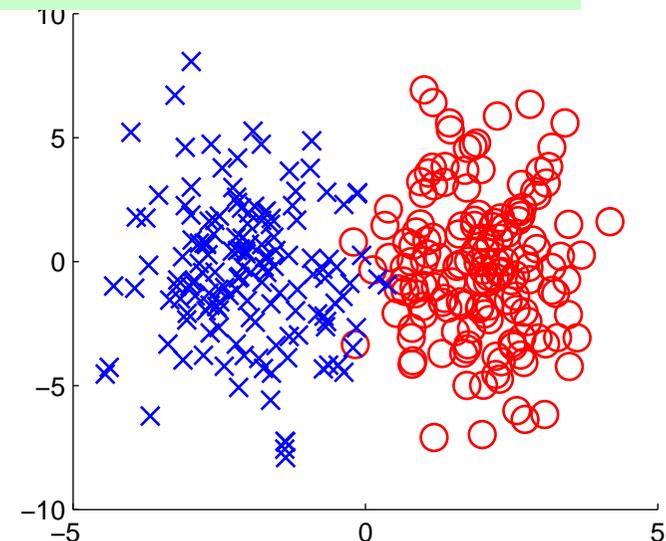
- 入力次元 $d = 2$, カテゴリ数 $m = 2$
- 各カテゴリの事前確率: $p(y = 1) = p(y = 2) = 1/2$
- 各カテゴリの条件付き確率 $p(x|y)$ は正規分布.
平均と分散共分散行列はそれぞれ

$$\mu_1 = \begin{pmatrix} 2 \\ 0 \end{pmatrix}$$

$$\mu_2 = \begin{pmatrix} -2 \\ 0 \end{pmatrix}$$

$$\Sigma_1 = \Sigma_2 = \Sigma = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 9 \end{pmatrix}$$

1. 上記の設定のもと,
最大事後確率則に基づいた
決定境界を求めよ



演習(続き)

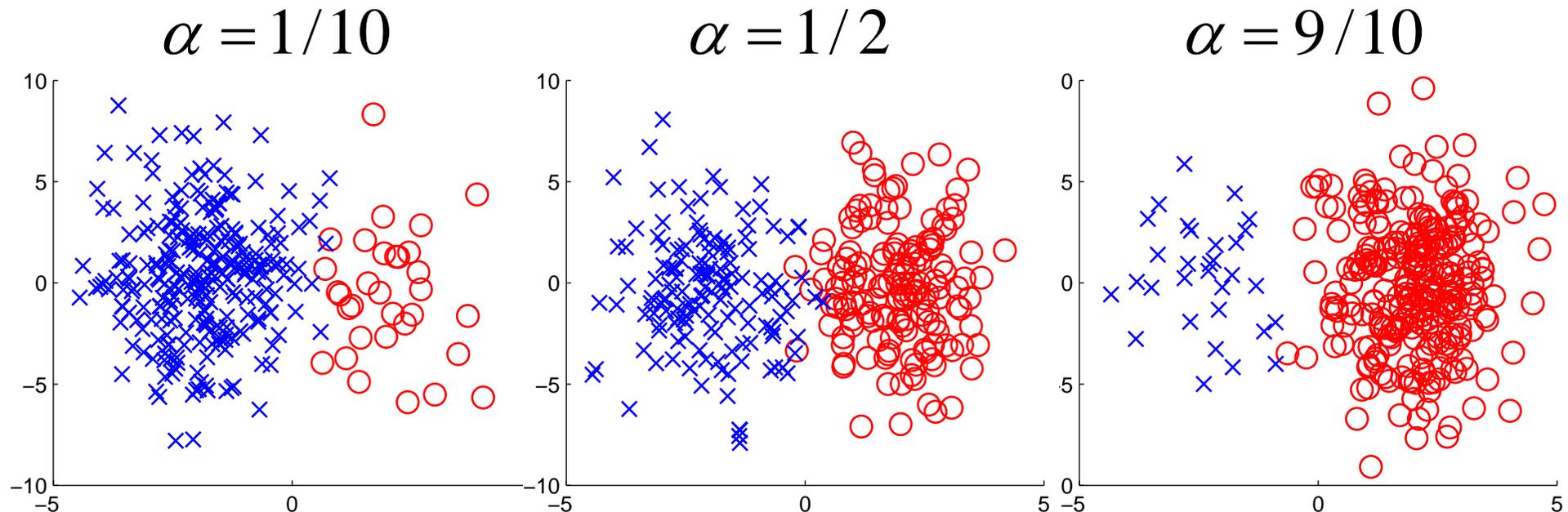
82

2. 演習1の問題で事前確率を次のように設定する.

$$p(y=1) = \alpha$$

$$p(y=2) = 1 - \alpha$$

- $\alpha = \frac{1}{10}, \frac{1}{3}, \frac{1}{2}, \frac{2}{3}, \frac{9}{10}$ に対する決定境界を求めよ
- α を $0 < \alpha < 1$ の間で変化させれば決定境界はどのように変化するか？





まとめ

83

- 各カテゴリの標本が正規分布に従うとき,
 - 対数事後確率は二次形式
 - 2カテゴリのとき, 決定境界は二次形式
- 更に各カテゴリの共分散行列が共通のとき
 - 対数事後確率の主要項は一次形式
 - 2カテゴリのとき, 決定境界は一次形式(超平面)

1. 演習1の問題で共分散行列を次のように設定する

$$\Sigma = \begin{pmatrix} 9 - 8\cos^2 \beta & 8\sin \beta \cos \beta \\ 8\sin \beta \cos \beta & 9 - 8\sin^2 \beta \end{pmatrix}$$

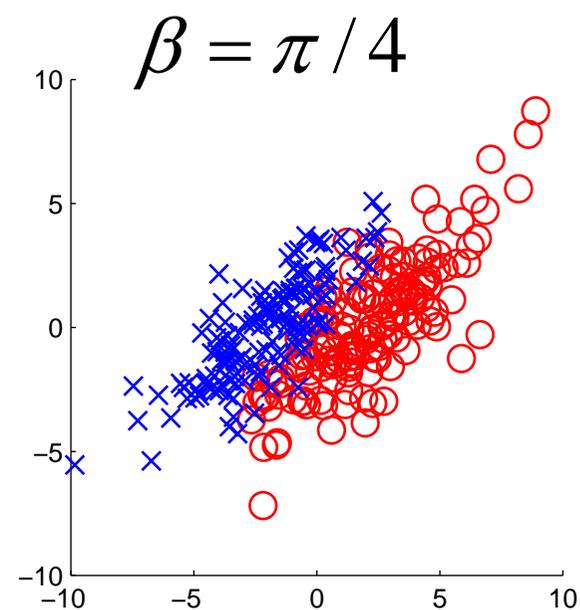
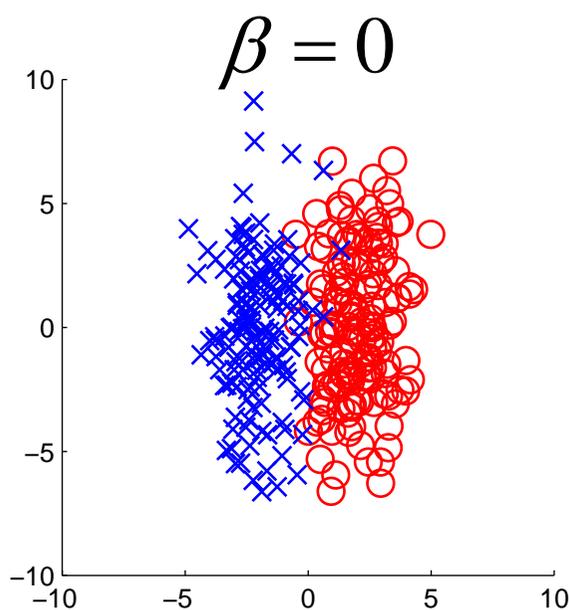
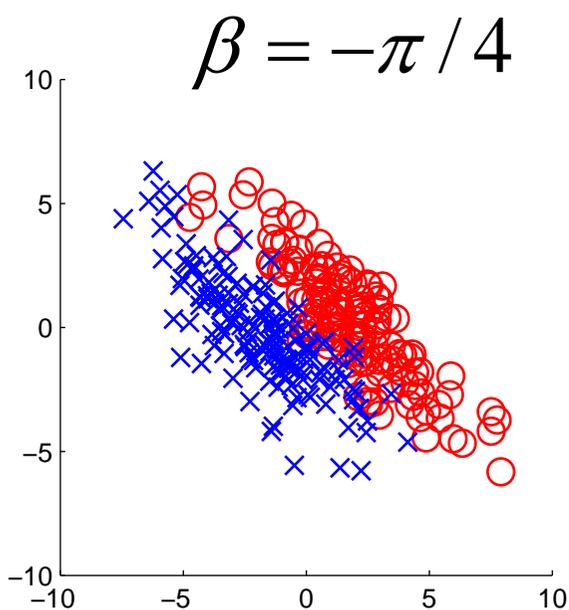
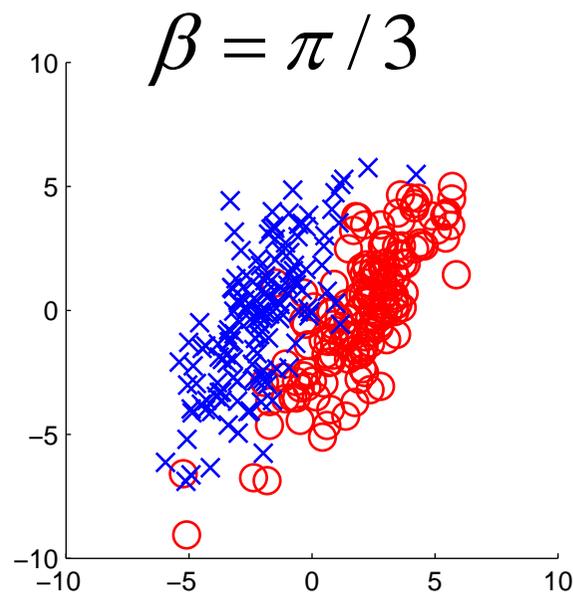
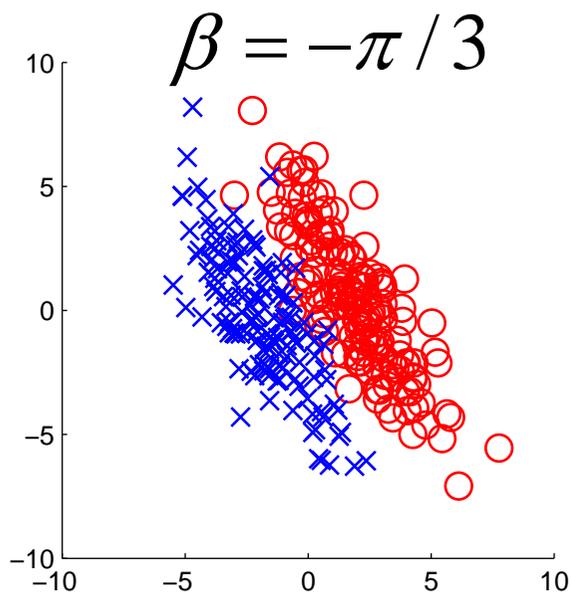
これは、各カテゴリのデータを β だけ回転させたものに対応している(次ページの図参照)

- $\beta = -\frac{1}{4}\pi, -\frac{1}{6}\pi, 0, \frac{1}{6}\pi, \frac{1}{4}\pi$ に対する決定境界を求めよ.
- β を $-\pi/4 \leq \beta \leq \pi/4$ の間で変化させれば、決定境界はどのように変化するか？

■ ヒント:

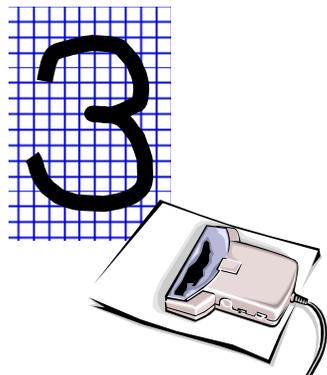
$$\Sigma^{-1} = \begin{pmatrix} 1 - \frac{8}{9}\sin^2 \beta & -\frac{8}{9}\sin \beta \cos \beta \\ -\frac{8}{9}\sin \beta \cos \beta & 1 - \frac{8}{9}\cos^2 \beta \end{pmatrix} \quad \begin{array}{l} \sin \frac{1}{4}\pi = 1/\sqrt{2} \\ \sin \frac{1}{6}\pi = 1/2 \end{array}$$

小レポート(続き)



小レポート(続き)

2. ガウスモデルと最尤推定法を用いて、手書き文字認識装置を作成せよ。
 - 詳細は添付の資料を参照せよ。



3 6 8 1 7 9 6 6 9 1
6 7 5 7 8 6 3 4 8 5
2 1 7 9 7 1 2 8 4 5
4 8 1 9 0 1 8 8 9 4
7 6 1 8 6 4 1 5 6 0
7 5 9 2 6 5 8 1 9 7
2 2 2 2 2 3 4 4 8 0
0 2 3 8 0 7 3 8 5 7
0 1 4 6 4 6 0 2 4 3
7 1 2 8 9 6 9 8 6 1