「入門 パターン認識と機械学習」 正誤表

頁	箇所	誤	正
5	式(1.2)	$\|\boldsymbol{x}\| = \sqrt{\|\boldsymbol{x}^T\boldsymbol{x}\|}$	$\|\boldsymbol{x}\| = \sqrt{\boldsymbol{x}^T\boldsymbol{x}}$
27	式(2.21)と式(2.22)の分母	$\Gamma(d/2)+1$	$\Gamma(d/2+1)$
33	式(3.21)	=0	$=\mathbf{0}$　(ボールドにする)
45	式(4.12)	$\hat{c} = \arg\max_{c_j\in\mathcal{C}} \sum_{i=1}^{d} \left\{ x_i \log\left(\frac{k_{ji}}{n_j}\right) + (1-x_i)\log\left(\frac{n_j-k_{ji}}{n_j}\right) + \log\hat{P}(c_j)\right\}$ $= \arg\max_{c_j\in\mathcal{C}} \sum_{i=1}^{d} \left\{ x_i \left(\log\left(\frac{k_{ji}}{n_j}\right) - \log\left(\frac{n_j-k_{ji}}{n_j}\right)\right) + \log\left(\frac{n_j-k_{ji}}{n_j}\right) + \log\hat{P}(c_j)\right\}$ $= \arg\max_{c_j\in\mathcal{C}} \left\{ \sum_{i=1}^{d} \beta_{ji}x_i + \gamma_{ji}\right\}$ (4.12)	$\hat{c} = \arg\max_{c_j\in\mathcal{C}} \left\{ \sum_{i=1}^{d} \left(x_i \log\left(\frac{k_{ji}}{n_j}\right) + (1-x_i)\log\left(\frac{n_j-k_{ji}}{n_j}\right)\right) + \log\hat{P}(c_j)\right\}$ $= \arg\max_{c_j\in\mathcal{C}} \left\{ \sum_{i=1}^{d} \left(x_i \left(\log\left(\frac{k_{ji}}{n_j}\right) - \log\left(\frac{n_j-k_{ji}}{n_j}\right)\right) + \log\left(\frac{n_j-k_{ji}}{n_j}\right)\right) + \log\hat{P}(c_j)\right\}$ $= \arg\max_{c_j\in\mathcal{C}} \left\{ \left(\sum_{i=1}^{d} \beta_{ji}x_i + \gamma_{ji}\right) + \log\hat{P}(c_j)\right\}$ (4.12)
54	下から4〜3行目	で与えられるとき, $j=1,2,\cdots,\tilde{d}$ に対して	で与えられるとする。いま，$\tilde{\boldsymbol{x}}_1,\tilde{\boldsymbol{x}}_2,\cdots,\tilde{\boldsymbol{x}}_n$ を，平均が $\mathbf{0}$, 各成分の分散がすべて 1 となるように基準化したベクトルとすると，$j=1,2,\cdots,\tilde{d}$ に対して
	下から2行目	$\boldsymbol{u}_j^T(\boldsymbol{x}_p-\bar{\boldsymbol{x}})$	$\boldsymbol{u}_j^T\tilde{\boldsymbol{x}}_p$
	下かr1行目	は第 j 主成分軸の座標値を与える。これを第 j 主成分の	は，サンプル $\boldsymbol{x}_p$ の第 j 主成分軸の基準化された座標値を与える。これを $\boldsymbol{x}_p$ の第 j 主成分の
71	【1】【2】	において，テンプレートマッチング法を考え,	において，ユークリッド距離を用いたテンプレートマッチング法を考え,
84	【2】	図 7.2 の	図 7.6 の
96	13行目	$\mathcal{T}=(T_1,T_2,T_3)^T$	$\mathcal{T}=\{T_1,T_2,T_3\}$
101 102	最下行 5カ所	$\hat{y}$	$\tilde{y}$
104	下から11	ただし，j_r は式 (7.8) で与えられる	ただし，j_r は式 (8.19) で与えられる
107	【2】	$\mathcal{B}_1=\{0,0,1,2,4,4\}$, $\mathcal{B}_2=\{1,1,3,4,5,5\}$, $\mathcal{B}_3=\{0,1,2,4,4,5\}$	$\mathcal{B}_1=\{1,1,2,3,5,5\}$, $\mathcal{B}_2=\{2,2,4,5,6,6\}$, $\mathcal{B}_3=\{1,2,3,5,5,6\}$
110	下から14〜13行目	クラス c_i（$i=1,2,\cdots,M$）の識別関数	二つのクラス c_1, c_2 の識別関数
	式(9.4)	$g_i(\boldsymbol{x}) = \max_{j=1,2,\cdots,L_i} g_i^{(l)}(\boldsymbol{x})$	$g_i(\boldsymbol{x}) = \min_{l=1,2,\cdots,L_i} g_i^{(l)}(\boldsymbol{x})$
	下から6	と同等である。このような	同等になるように，うまく $g_i^{(l)}(\boldsymbol{x})$ を決めることができる。このような
124	式(10.6) 式(10.9)	上付きの　d	d+1
171	式(13.3)の上	その出力を $g_r(\boldsymbol{x})$ とすれば	その出力 $g_r(\boldsymbol{x})$ は区間 $[0,1]$ 上の実数値をとるものとする。このような二値判別器は，クラスの確率の推定値を出力するようなモデルで構成できる。このとき
192	【1】	$\bar{X}_\alpha$ が不偏推定量であることを示せ。	$\bar{X}_\alpha$ が μ の不偏推定量であることを示せ。
197	補題15.1	vex function）とする。$p_1, p_2, \cdots$ を $p_1+p_2+\cdots=1$ を満すると $\sum_{i=1}^{\infty} p_i g(x_i) \geq g\left(\sum_{i=1}^{\infty} p_i(x_i)\right)$ が成り立つ。	vex function）とする。$q_1, q_2, \cdots$ を $q_1+q_2+\cdots=1$ を満ると $\sum_{i=1}^{\infty} q_i g(x_i) \geq g\left(\sum_{i=1}^{\infty} q_i x_i\right)$ が成り立つ。
		$g(x)=\log x$ とおくと，$g(x)$ は上に凸な関数であるので $\log\left(\sum_{i=1}^{\infty} p_i(x_i)\right) \geq \sum_{i=1}^{\infty} p_i \log x_i$	$g(x)=\log x$ とおくと，$g(x)$ は上に凸な関数であるので $\log\left(\sum_{i=1}^{\infty} q_i x_i\right) \geq \sum_{i=1}^{\infty} q_i \log x_i$
215	上から11行目	式 (16.17) により，式 (16.13) の	式 (16.17) により，$-\log p(\boldsymbol{x}^n\|m,\boldsymbol{\theta}_m^*)$ の