

対応刷数	頁	行数, 図・表・式番号	誤	正
2	32	式 (3.3)	$\mathbf{X}^{\text{def}}(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_d)^T$	$\mathbf{X}^{\text{def}}(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n)^T$
2	43	式 (4.4)	$\min D(\mathbf{x}, \mathbf{p}_i) \ (i=1, \dots, c)$	$\min_i D(\mathbf{x}, \mathbf{p}_i) \ (i=1, \dots, c)$
2	47	脚注 1 1 行目	…および実数 $p(1 \leq p \leq \infty)$ に対して, …	…および実数 $p(1 \leq p < \infty)$ に対して, …
2	55	図 4.13 キャプション	図 4.13 線形分離ではないケース (b) 区分的線形識別を用いた場合	図 4.13 線形分離 可能 ではないケース (b) 区分的線形識別 関数 を用いた場合
1	145	12 行目	$eP(\mathbf{B} S_2) = \dots$	$P(\mathbf{B} S_2) = \dots$
1	145	14 行目 ～ 下から 4 行目	右と差し替え	<p>また、遷移確率の計算は以下ようになります。</p> $P(S_{11}) = \frac{2}{3} \times \frac{1}{3} + \frac{1}{2} \times \frac{1}{3} + 0 \times \frac{1}{3} \approx 0.389$ $P(S_{12}) = \frac{1}{3} \times \frac{1}{3} + \frac{1}{2} \times \frac{1}{3} + 1 \times \frac{1}{3} \approx 0.611$ $P(S_{22}) = 0 \times \frac{1}{3} + \frac{1}{2} \times \frac{1}{3} + \frac{2}{3} \times \frac{1}{3} \approx 0.389$ $P(S_{2E}) = 1 \times \frac{1}{3} + \frac{1}{2} \times \frac{1}{3} + \frac{1}{3} \times \frac{1}{3} \approx 0.611$ <p>したがって、学習後の HMM は図 10.14 のようになります。</p> <p>図 10.14 1ステップの学習後の HMM</p> <p>この学習によって、S_1 で A の出力される確率が、また S_2 で B の出力される確率がそれぞれ高くなりました。少しだけ目標に近づいてきました。</p> <p>さて、この新しいパラメータで再度学習データのすべての状態遷移系列について出現確率を計算すると、</p> $P_{S_B S_1 S_1 S_1 S_2 S_E} = P(A S_1) \cdot P_{11} \cdot P(A S_1) \cdot P_{11} \cdot P(A S_1) \cdot P_{12} \cdot P(B S_2) \cdot P_{2E}$

				≈ 0.0345 $P_{S_B S_1 S_1 S_2 S_2 S_2 S_E} = P(A S_1) \cdot P_{11} \cdot P(A S_1) \cdot P_{12} \cdot P(A S_2) \cdot P_{22} \cdot P(B S_2) \cdot P_{2E}$ ≈ 0.0134 $P_{S_B S_1 S_2 S_2 S_2 S_2 S_E} = P(A S_1) \cdot P_{12} \cdot P(A S_2) \cdot P_{22} \cdot P(A S_2) \cdot P_{22} \cdot P(B S_2) \cdot P_{2E}$ ≈ 0.0052
2	199	脚注	† http://julius.osdn.jp/	† https://github.com/julius-speech/julius