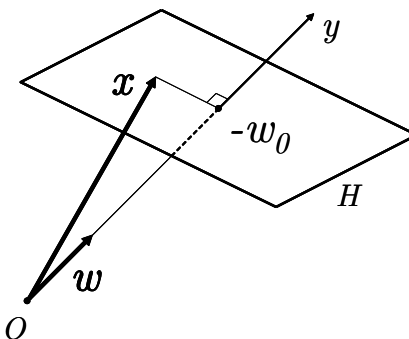
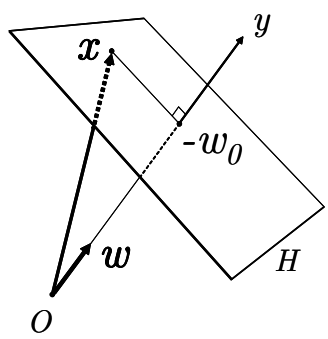
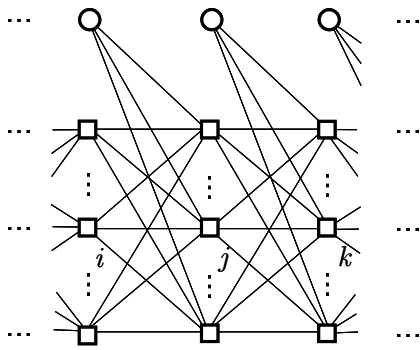
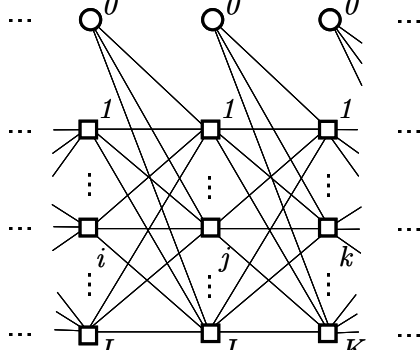
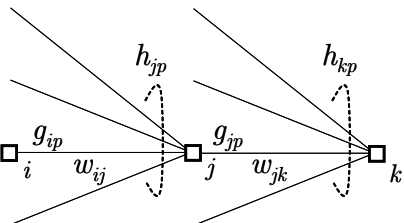
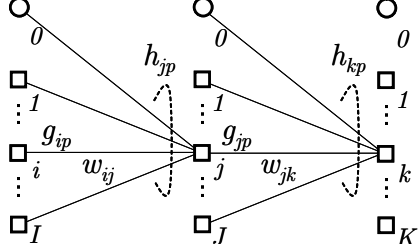


「わかりやすいパターン認識 第2版」正誤表（第1刷）

頁	箇所	修正前	修正後
9	下から 2 行目	(文献 [Das91] は NN 法に関する論文のみを紹介している) .	(文献 [DST00] , [BV10] を参照されたい) .
13	下から 3 行目	$= (4, 2, 1, 1, 5, 2, 3, 3, 3, 2)$	$= (4, 2, 1, 1, 5, 2, 3, 3, 3, 2)^t$
27	図 2.8	 <p>図 2.8 特徴空間上の射影軸 y と超平面 H</p>	 <p>図 2.8 特徴空間上の射影軸 y と超平面 H ($\ w\ = 1$)</p>
44	上から 3 行目	教師ベクトル t_i を	教師ベクトル $t_i = (b_1, \dots, b_i, \dots, b_c)^t$ ($b_i > b_j, j \neq i$) を
44	上から 5 行目	i 番目の成分のみ 1 で他は 0 となる c 次元単位ベクトル	$b_i = 1, b_j = 0 (j \neq i)$ と置いた c 次元単位ベクトル
44	式 (3.2)	$t_i = (\overset{1}{0}, \dots, \overset{i}{0}, \overset{i}{1}, 0, \dots, \overset{c}{0})$	$t_i = (\overset{1}{0}, \dots, \overset{i}{0}, \overset{i}{1}, 0, \dots, \overset{c}{0})^t$
44	式 (3.3)	$= t_i$	$= t_i = (\overset{1}{0}, \dots, \overset{i}{0}, \overset{i}{1}, 0, \dots, \overset{c}{0})^t$
44	式 (3.3) の下	とするわけである .	とするわけである . 式 (3.2) で示したような , 特定の 1 要素のみ 1 で , 他の要素はすべて 0 であるベクトルを ワンホットベクトル (one-hot vector) と言う .

59	図 3.7(a)		
59	図 3.7(b)		
60	上から 8 行目	教師ベクトル t_i にできるだけ	教師ベクトルにできるだけ
60	下から 6 行目	ある層における j 番目のユニットをユニット j , 1 段前の層の i 番目のユニットをユニット i , 1 段後の層の k 番目のユニットをユニット k と呼ぶことにする.	ある層における j ($= 0, \dots, J$) 番目のユニットをユニット j , 1 段前の層の i ($= 0, \dots, I$) 番目のユニットをユニット i , 1 段後の層の k ($= 0, \dots, K$) 番目のユニットをユニット k と呼ぶことにする.
61	式 (3.66)	$h_{jp} = \sum_i w_{ij} g_{ip}$	$h_{jp} = \sum_{i=0}^I w_{ij} g_{ip}$
61 ~ 64		f_j f'_j	f f' (添字 j を削除)

61	上から 8 行目	b_{lp} とすると、実際の出力との二乗誤差	b_{lp} とする。パターン x_p を入力したときの出力と、教師信号との二乗誤差
62	最上行	そこで、	煩雑になるのを避けるため、以下ではパターン番号を表す添字 p を J_p 以外では省くことにする。そこで、
62 ~ 65		g_{ip}, g_{jp} h_{jp}, h_{kp} $\varepsilon_{jp}, \varepsilon_{kp}$ b_{jp}	g_i, g_j h_j, h_k $\varepsilon_j, \varepsilon_k$ b_j <p style="text-align: center;">(添字 p を省く)</p>
62	上から 3 行目	右辺第 1 項を ε_{jp} で表す。	右辺第 1 項は、後で重要な役割を担うので、下式のごとく ε_j で表す。
63	上から 4 行目	中間層にあるときは、	中間層にあるときは、偏微分の連鎖律を用いて
63	式 (3.82)	$\frac{\partial J_p}{\partial g_{jp}} = \sum_k \frac{\partial J_p}{\partial h_{kp}} \cdot \frac{\partial h_{kp}}{\partial g_{jp}}$	$\frac{\partial J_p}{\partial g_j} = \sum_{k=1}^K \frac{\partial J_p}{\partial h_k} \cdot \frac{\partial h_k}{\partial g_j}$
63	式 (3.84)	$h_{kp} = \sum_j w_{jk} g_{jp}$	$h_k = \sum_{j=0}^J w_{jk} g_j$
63	式 (3.86)	$\frac{\partial J_p}{\partial g_{jp}} = \sum_k \varepsilon_{kp} w_{jk}$	$\frac{\partial J_p}{\partial g_j} = \sum_{k=1}^K \varepsilon_k w_{jk}$
64	式 (3.90)	$\left(\sum_k \varepsilon_{kp} w_{jk} \right) g_{jp} (1 - g_{jp})$	$\left(\sum_{k=1}^K \varepsilon_k w_{jk} \right) g_j (1 - g_j)$
65	上から 3 行目	誤差を後ろ向きに伝播	誤差を表す ε_j を後ろ向きに伝播
91	最上行	一般識別関数	一般化線形識別関数
91	上から 7 行目	一般識別関数	一般化線形識別関数

91	上から 8 行目	一般識別関数	一般化線形識別関数
92	上から 3 行目	$\Sigma_1 = \Sigma_2$	$\Sigma_1 = \Sigma_2 = \Sigma_0$
92	上から 3 行目	$\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_2$	$\Sigma_0^{-1}(\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_2)$
92	上から 5 行目	中点となる .	中点を通る .
92	最下行	一般識別関数 (generalized discriminant function)	一般化線形識別関数 (generalized linear discriminant function)
93	最上行	一般識別関数	一般化線形識別関数
115	最下行	[Das91] が提案されている .	[DST00] が提案されている .
136	脚注 3 の 下から 3 行目	$2^7 - 128$	$2^7 = 128$
137	上から 10 行目	しよう . ここで ,	しよう . また , x_2 は重さを表す特徴で kg を用いていたとする . ここで ,
137	下から 5 行目	施していることにほかならない .	施すことと同じ効果を持つ .
137	図 6.2(a), (b) の縦軸	x_2	x_2 [kg]
138	下から 7 行目	平均距離を r_p とすると	平均二乗距離を r_p^2 とすると
138	下から 5 行目	平均距離を R とすると	平均二乗距離を R^2 とすると
199	式 (8.1)	$L(\omega_j \mathbf{x}) = \mathbb{E}_{\mathbf{x} \in \omega_i} \{l(\omega_j \omega_i) \mathbf{x}\}$	$L(\omega_j \mathbf{x}) = \mathbb{E}_{\omega_i \mathbf{x}} \{l(\omega_j \omega_i) \mathbf{x}\}$
199	下から 5 行目	ただし , $\mathbb{E}_{\mathbf{x} \in \omega_i} \{l \mathbf{x}\}$ は ,	ただし , $\mathbb{E}_{\omega_i \mathbf{x}} \{l \mathbf{x}\}$ は ,
199	式 (8.3)	$L(\Psi(\mathbf{x}) \mathbf{x}) = \mathbb{E}_{\mathbf{x} \in \omega_i} \{l(\Psi(\mathbf{x}) \omega_i) \mathbf{x}\}$	$L(\Psi(\mathbf{x}) \mathbf{x}) = \mathbb{E}_{\omega_i \mathbf{x}} \{l(\Psi(\mathbf{x}) \omega_i) \mathbf{x}\}$

201	下から 8 行目	例えば第 i 番目の	例えば式 (3.2) で示したような第 i 番目の
203	式 (8.17) の下	甘利は,	甘利は $g \geq 0$ を前提に,
203	式 (8.20) の上	提案されている	提案されており, $g < 0$ に対する対処法も示されている
209	式 (8.32) の下	変化分は	変化分は, テイラー展開により
213	式 (9.1)	$L(\Psi) = E \{ \ \Psi(\mathbf{x}) - \mathbf{t}\ ^2 \}$	$L(\Psi) = E_{\mathbf{x} \omega_i} \{ \ \Psi(\mathbf{x}) - \mathbf{t}_i\ ^2 \}$
238	下から 14 行目	大きな影響を与えた.	大きな影響を与えた [森 74][小森 80].
242	下から 2 行目	歴史的な論文ばかりを集めた論文集 [Das91] は, 各論文に加えて冒頭の解説と併せて読むと参考になる.	最新の成果と研究の歴史については, [DST00][BV10] が参考になる.
244	上から 12 行目	を目指している.	を目指している. 同様の主旨のもとに書かれた [塚田 20] は, 豊富な応用例を挙げ, 線形計算の道具として Python を用いており, 幾何学的な具体像を把握するのに適している.
245	参考文献	[Das91] B. V. Dasarathy. <i>Nearest Neighbor(NN) Norms: NN Pattern Classification Techniques</i> . IEEE Computer Society Press, 1991. (上記文献を削除)	[BV10] Nitin Bhatia and Vandana. Survey of nearest neighbor techniques. <i>International Journal of Computer Science and Information Security</i> , Vol. 8, No. 2, pp. 302-305, 2010. [DST00] B. V. Dasarathy, J. S. Sanchez, and S. Townsend. Nearest neighbour editing and condensing tools - synergy exploitation. <i>Pattern Analysis and Applications</i> , Vol. 3, pp. 19-30, 2000. (上記文献を追加)
246-247	参考文献		[小森 80] 小森和昭, 川谷隆彦, 石井健一郎, 飯田行泰. 特徴集積による手書き片仮名文字の認識. 信学論 (D), Vol.J63-D, No.11, pp.962-969, 1980.

			<p>[塚田 20] 塚田真, 金子博, 小林美治, 高橋真映, 野口将人. Python で学ぶ線形代数学. オーム社, 2020.</p> <p>[森 74] 森晃徳, 森俊二, 山本和彦. 場の効果法による特徴抽出. 信学論 (D), Vol.J57-D, No.5, pp.308-315, 1974.</p> <p>(上記文献を追加し, 和文献を著者名の 50 音順に並べ替え)</p>
248	下から 2 行目	2017 年 4 月, 同大学大学院情報学研究科教授.	2017 年 4 月, 同大学大学院情報学研究科教授. 2021 年 4 月, 名古屋大学名誉教授.
250	索引 G	generalized discriminant function	generalized linear discriminant function
251	索引 O		one-hot vector 44 (追加)
253	索引 ア行	一般識別関数 91, 92	一般化線形識別関数 91, 92
257	索引 ワ行		ワンホットベクトル 44 (追加)
解答	1.1	この時の最小値は, $D(\mathbf{x}_1, \mathbf{p}_2)^2 = 4$ である.	この時の最小値は, $D(\mathbf{x}_1, \mathbf{p}_2)^2 = 3$ である.
解答	3.1	(式 (S.3.4) 以降を修正)	(ウェブページ参照のこと)

・表中の頁欄に ‘解答’, 箇所欄に ‘**1.1**’ とあるのは, オーム社のウェブページに掲載した ‘演習問題解答’ の【演習問題 1.1】を指す.

・赤字は補足説明.