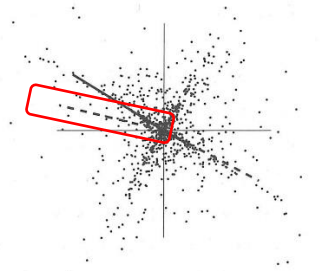
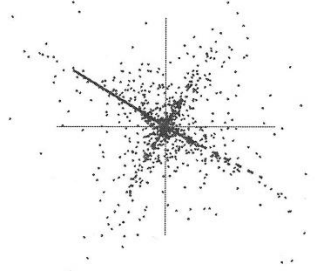


【正誤表】

書 名：詳解 独立成分分析
版 数：第1版1刷

ページ	箇所	誤	正
19	下8行目	誤	$F_{\mathbf{z}}(\mathbf{z}) = \begin{cases} 0, & x \leq 0 \text{ または } y \leq 0 \\ \frac{3}{7}xy \left(x + y - \frac{1}{3}x^2 - \frac{1}{4}xy \right), & 0 < x \leq 2, 0 < y \leq 1 \\ \frac{3}{7}x \left(1 + \frac{3}{4}x - \frac{1}{3}x^2 \right), & 0 < x \leq 2, y > 1 \\ \frac{6}{7}y \left(\frac{2}{3} + \frac{1}{2}y \right), & x > 2, 0 < y \leq 1 \\ 1, & x > 2 \text{ かつ } y > 1 \end{cases}$
		正	$F_{\mathbf{z}}(\mathbf{z}) = \begin{cases} 0, & x \leq 0 \text{ または } y \leq 0 \\ \frac{3}{7}xy \left(x + y - \frac{1}{3}x^2 - \frac{1}{4}xy \right), & 0 < x \leq 2, 0 < y \leq 1 \\ \frac{3}{7}x \left(1 + \frac{3}{4}x - \frac{1}{3}x^2 \right), & 0 < x \leq 2, y > 1 \\ \frac{6}{7}y \left(\frac{2}{3} + \frac{1}{2}y \right), & x > 2, 0 < y \leq 1 \\ 1, & x > 2, y > 1 \end{cases}$
49	14行目	確率過程 $\{x(t)\}$ の自己 共分散関数 は,	確率過程 $\{x(t)\}$ の自己 相関関数 は,
85	下9行目	推定理論に関してさら知りたい場合は,	推定理論に関してさら に 知りたい場合は,
105	下12行目	$\mathbf{C}_{\mathbf{x}}$ は \mathbf{x}_T の 強 分散行列,	$\mathbf{C}_{\mathbf{x}}$ は \mathbf{x}_T の 共 分散行列,
125	7行目	ここで, \mathbf{x}_{gauss} は \mathbf{x} と同じ分散行列 Σ をもつ	ここで, \mathbf{x}_{gauss} は \mathbf{x} と同じ 共 分散行列 Σ をもつ
129	式(5.36)	$\int p(\xi)F^i(\xi)d\xi = c_i, \quad i = 1, \dots, m$	$\int p(\xi)F^i(\xi)d\xi = c_i, \quad i = 1, \dots, n$
154	6行目	\mathbf{A} の最尤解の 行 として,	\mathbf{A} の最尤解の 列 として,
156	下7行目	\mathbf{C} の固有値からなる	$\mathbf{C}_{\mathbf{x}}$ の固有値からなる
179	下6行目	明らかに図7.6の元の四角形を	明らかに図7.5の元の四角形を
202	下11行目	同じ相関(と共分散)をもつガウス確率 変数 である.	同じ相関(と共分散)をもつガウス確率 ベクトル である.
210	式(8.43)	$\mathbf{w} \leftarrow E\{\mathbf{z}g(\mathbf{w}^T\mathbf{z})\} - E\{g'(\mathbf{w}^T\mathbf{z})\}\mathbf{w}$	$\mathbf{w} \leftarrow E\{\mathbf{z}g(\mathbf{w}^T\mathbf{z})\} - E\{g'(\mathbf{w}^T\mathbf{z})\}\mathbf{w}$

ページ	箇所	誤	正
213	図8.24		
	図8.24 図解説2行目	破線は w の初期値と最初の反復後の w	破線は最初の反復後の w
214	下1行目	異なるベクトルが同じ最大に収束しない	異なる w_i が同じ最大をもつベクトルに収束しない
231	6行目	ここで $\mathbf{g}(\mathbf{y}) = (g_1(y_1), \dots, g_n(y_n))$ は成分ごとの関数で	ここで $\mathbf{g}(\mathbf{y}) = (g_1(y_1), \dots, g_n(y_n))$ は成分ごとの関数で
233	式(9.21)	$\mathbf{B} \leftarrow \mathbf{B} + \mu[\mathbf{I}\mathbf{K}\mathbf{g}(\mathbf{y})\mathbf{y}^T]\mathbf{B}$	$\mathbf{B} \leftarrow \mathbf{B} + \mu[\mathbf{I} + \mathbf{g}(\mathbf{y})\mathbf{y}^T]\mathbf{B}$
236	下9行目	ここで $\mathbf{F}(\mathbf{x}) = (\phi_1(\mathbf{w}_1^T \mathbf{x}), \dots, \phi_n(\mathbf{w}_n^T \mathbf{x}))$ は	ここで $\mathbf{F}(\mathbf{x}) = (\phi_1(\mathbf{b}_1^T \mathbf{x}), \dots, \phi_n(\mathbf{b}_n^T \mathbf{x}))$ は
242	1行目	8. ガウス性の確率変数に対しては,	8. 平均が0, 分散が1のガウス性の確率変数に対しては,
281	式(12.54)	$\mathbf{H} = \text{diag}(\alpha_1, \dots, \alpha_n)$	$\mathbf{H} = \text{diag}(\alpha_1, \dots, \alpha_n)$
333	式(16.5)	$p_i(s_i) = \frac{1}{\sqrt{2}} \exp(\sqrt{2} s_i)$	$p_i(s_i) = \frac{1}{\sqrt{2}} \exp(-\sqrt{2} s_i)$
	式(16.6)	$\hat{\mathbf{s}} = \arg \max_{\mathbf{x}=\mathbf{A}\mathbf{s}} \sum_i s_i $	$\hat{\mathbf{s}} = \arg \min_{\mathbf{x}=\mathbf{A}\mathbf{s}} \sum_i s_i $
364	下10行目	10個の信号源(出力)と	10個の信号源と
372	式(18.7)	$\bar{\mathbf{C}}_t^z = \frac{1}{2}[\mathbf{C}_t^z + (\mathbf{C}_t^z)^T]$	$\bar{\mathbf{C}}_t^z = \frac{1}{2}[\mathbf{C}_t^z + (\mathbf{C}_t^z)^T]$
	式(18.8)	$\bar{\mathbf{C}}_t^z = \dots = \mathbf{W}^T \bar{\mathbf{C}}_t^z \mathbf{W}$	$\bar{\mathbf{C}}_t^z = \dots = \mathbf{W}^T \bar{\mathbf{C}}_t^z \mathbf{W}$
	式(18.9)	$\bar{\mathbf{C}}_t^z = \mathbf{W}^T \mathbf{D} \mathbf{W}$	$\bar{\mathbf{C}}_t^z = \mathbf{W}^T \mathbf{D} \mathbf{W}$
373	2行目	2. $\bar{\mathbf{C}}_t^z = \frac{1}{2}[\mathbf{C}_t^z + \mathbf{C}_t^{zT}]$ の固有値分解を	2. $\bar{\mathbf{C}}_t^z = \frac{1}{2}[\mathbf{C}_t^z + \mathbf{C}_t^{zT}]$ の固有値分解を
374	式(18.16)	誤	$J_3(\mathbf{W}) = \sum_{\tau \in S} \sum_i \frac{1}{2} \log(\mathbf{w}_i^T \bar{\mathbf{C}}_\tau^z \mathbf{w}_i) - \log \det \mathbf{W} - \frac{1}{2} \log \det \bar{\mathbf{C}}_\tau^z $
		正	$J_3(\mathbf{W}) = \sum_{\tau \in S} \left\{ \sum_i \frac{1}{2} \log(\mathbf{w}_i^T \bar{\mathbf{C}}_\tau^z \mathbf{w}_i) - \log \det \mathbf{W} - \frac{1}{2} \log \det \bar{\mathbf{C}}_\tau^z \right\}$

ページ	箇所	誤	正
375	1行目	白色化データを考えれば， \mathbf{W} は直交行列に制約できるから，その行列式は	$\mathbf{z}(t)$ は白色化されており， \mathbf{W} は直交行列だから，行列式を含む項は
378	式(18.27)	$\Delta \mathbf{W} \propto \sum_t \text{diag} \left(\hat{\mathbf{E}}_t \left\{ \left(\mathbf{w}_i^T \mathbf{z}(t) \right)^2 \right\}^{-1} \right) \mathbf{W} \mathbf{z}(t) \mathbf{z}(t)^T$	$\Delta \mathbf{W} \propto - \sum_t \text{diag} \left(\hat{\mathbf{E}}_t \left\{ \left(\mathbf{w}_i^T \mathbf{z}(t) \right)^2 \right\}^{-1} \right) \mathbf{W} \mathbf{z}(t) \mathbf{z}(t)^T$
402	式(A.7)	$A(z) = \sum_{k=1}^M \alpha_k z^{-k}$	$A(z) = 1 + \sum_{k=1}^M \alpha_k z^{-k}$
442	下10行目	生きた人間の脳を無侵襲的に，	生きた人間の脳を非侵襲的に，
443	6行目	に関する情報を無侵襲的に得る	に関する情報を非侵襲的に得る
	下12行目	無侵襲的に計測するのは不可能である．	非侵襲的に計測するのは不可能である．
	下8～7行目	電位分布として測定でき，得られたものが脳波である．より高度な方法が，その電流から作られる磁界を測定する方法で，得られるものが脳磁図である．	電位分布として測定できる．これが脳波である．より高度な方法が，その電流から作られる磁界を測定する脳磁図である．

2023年8月現在