

12.22

$$p(x, z | \mu, W, \Sigma) = p(x | z, \mu, W, \Sigma) p(z) \quad \leftarrow (12.64) \quad \leftarrow (12.31)$$

$$= N(x | Wz + \mu, \Sigma) N(z | 0, I)$$

↑ part

← $(x_1, z_1), (x_2, z_2), \dots$ は独立 part

$$p(x, z | \mu, W, \Sigma) = \prod_{n=1}^N p(x_n | z_n, \mu, W, \Sigma) p(z_n)$$

$$= \prod_{n=1}^N N(x_n | Wz_n + \mu, \Sigma) N(z_n | 0, I)$$

↑ なる。この対数係数

$$\ln p(x, z | \mu, W, \Sigma) = \sum_{n=1}^N \ln N(x_n | Wz_n + \mu, \Sigma) + \ln N(z_n | 0, I)$$

$$= \sum_{n=1}^N \ln \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}}} \frac{1}{|\Sigma|^{\frac{1}{2}}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (x_n - Wz_n - \mu)^T \Sigma^{-1} (x_n - Wz_n - \mu) \right\} + \ln \frac{1}{(2\pi)^{\frac{M}{2}}} \exp \left(-\frac{1}{2} z_n^T z_n \right)$$

$$= \sum_{n=1}^N \left\{ -\frac{D}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \ln |\Sigma| - \frac{1}{2} (x_n - Wz_n - \mu)^T \Sigma^{-1} (x_n - Wz_n - \mu) - \frac{M}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} z_n^T z_n \right\}$$

$$= - \sum_{n=1}^N \left\{ \frac{D}{2} \ln(2\pi) + \frac{1}{2} \ln |\Sigma| + \frac{1}{2} (x_n - \mu)^T \Sigma^{-1} (x_n - \mu) \right.$$

$$\quad \left. - \frac{1}{2} z_n^T W^T \Sigma^{-1} (x_n - \mu) - \frac{1}{2} (x_n - \mu)^T \Sigma^{-1} W z_n + \frac{1}{2} z_n^T W^T \Sigma^{-1} W z_n + \frac{M}{2} \ln(2\pi) + \frac{1}{2} z_n^T z_n \right\}$$

$$= - \sum_{n=1}^N \left\{ \frac{D}{2} \ln(2\pi) + \frac{1}{2} \ln |\Sigma| + \frac{1}{2} (x_n - \mu)^T \Sigma^{-1} (x_n - \mu) \right.$$

$$\quad \left. - z_n^T W^T \Sigma^{-1} (x_n - \mu) + \frac{1}{2} \text{Tr}(z_n z_n^T W^T \Sigma^{-1} W) + \frac{M}{2} \ln(2\pi) + \frac{1}{2} \text{Tr}(z_n z_n^T) \right\}$$

$\leftarrow \begin{cases} \cdot (x_n - \mu)^T \Sigma^{-1} W z_n = z_n^T W^T \Sigma^{-1} (x_n - \mu) & \leftarrow \text{2つの part 転置 (70 回) } \\ \cdot z_n^T W^T \Sigma^{-1} W z_n = \text{Tr}(z_n^T W^T \Sigma^{-1} W z_n) & \leftarrow \text{2つの part Tr 転置 (70 回) } \\ & = \text{Tr}(z_n z_n^T W^T \Sigma^{-1} W) \leftarrow \text{Tr 交換} \end{cases}$

$z_n^T z_n = \text{Tr}(z_n z_n^T) \leftarrow \text{2つの part}$
 $= \text{Tr}(z_n z_n^T) \leftarrow \text{Tr 交換}$

↑ なる。= $\ln F'$

$$E_{p(z|x)} [\ln p(x, z | \mu, W, \Sigma)]$$

$$= - \sum_{n=1}^N \left\{ \frac{D}{2} \ln(2\pi) + \frac{1}{2} \ln |\Sigma| + \frac{1}{2} (x_n - \mu)^T \Sigma^{-1} (x_n - \mu) \right.$$

$$\quad \left. - E_{p(z_n|x_n)} [z_n^T] W^T \Sigma^{-1} (x_n - \mu) + \frac{1}{2} \text{Tr}(E_{p(z_n|x_n)} [z_n z_n^T] W^T \Sigma^{-1} W) \right.$$

$$\quad \left. + \frac{M}{2} \ln(2\pi) + \frac{1}{2} \text{Tr}(E_{p(z_n|x_n)} [z_n z_n^T]) \right\}$$

↑ なる。

(Σ について最大化)

Σ は対角行列であるという条件下で $E[\ln p(x, z | \mu, W, \Sigma)]$ を最大化する

$E[\ln p(x, z | \mu, W, \Sigma)]$ を Σ で微分して 0 とおく

$$0 = \frac{\partial}{\partial \Sigma} E[\ln p(x, z | \mu, W, \Sigma)]$$

$$= -\sum_{n=1}^N \frac{1}{2} (\Sigma^{-1})^T$$

$$-\frac{1}{2} (\Sigma^{-1})^T (x_n - \mu)(x_n - \mu)^T (\Sigma^{-1})^T$$

$$+ (\Sigma^{-1})^T W E[z_n] (x_n - \mu)^T (\Sigma^{-1})^T$$

$$-\frac{1}{2} (\Sigma^{-1})^T W E[z_n z_n^T] W^T (\Sigma^{-1})^T$$

$$\cdot \frac{\partial}{\partial \Sigma} \ln |\Sigma| = (\Sigma^{-1})^T \quad (C.28)$$

$$\cdot \frac{\partial}{\partial \phi_{ij}} a^T \Sigma^{-1} b = a^T \frac{\partial \Sigma^{-1}}{\partial \phi_{ij}} b \quad (C.31)$$

$$= a^T (-\Sigma^{-1}) \frac{\partial \Sigma}{\partial \phi_{ij}} \Sigma^{-1} b$$

$$= -a^T \Sigma^{-1} J^T \Sigma^{-1} b \quad \leftarrow J^T \Sigma^{-1} = (K Y)^T_{ij}$$

$$= -\{a^T \Sigma^{-1} (\Sigma^{-1} b)\}_{ij}$$

$$\therefore \frac{\partial}{\partial \Sigma} a^T \Sigma^{-1} b = -(\Sigma^{-1})^T a b (\Sigma^{-1})^T$$

$$\cdot \frac{\partial}{\partial \phi_{ij}} \text{Tr}(A^T \Sigma^{-1} B) = \text{Tr}(A^T \frac{\partial \Sigma^{-1}}{\partial \phi_{ij}} B)$$

$$= \text{Tr}(A^T (-\Sigma^{-1}) \frac{\partial \Sigma}{\partial \phi_{ij}} \Sigma^{-1} B)$$

$$= -\text{Tr}(A^T \Sigma^{-1} J^T \Sigma^{-1} B)$$

$$= -\{A^T \Sigma^{-1} (\Sigma^{-1} B)\}_{ij} \quad \leftarrow \text{Tr}(A^T J^T B) = \text{Tr}(A^T B)$$

$$= -\{(\Sigma^{-1})^T A B^T (\Sigma^{-1})^T\}_{ij}$$

$$\therefore \frac{\partial}{\partial \Sigma} \text{Tr}(A^T \Sigma^{-1} B) = -(\Sigma^{-1})^T A B^T (\Sigma^{-1})^T$$

Σ^{-1} は対称、また $z_n z_n^T$ は対称なので $E[z_n z_n^T]$ は対称行列

$$0 = \sum_{n=1}^N \left\{ \frac{1}{2} \Sigma^{-1} - \frac{1}{2} \Sigma^{-1} (x_n - \mu)(x_n - \mu)^T \Sigma^{-1} + \Sigma^{-1} W E[z_n] (x_n - \mu)^T \Sigma^{-1} - \frac{1}{2} \Sigma^{-1} W E[z_n z_n^T] W^T \Sigma^{-1} \right\} \dots (1)$$

を得る。

Σ の要素

Σ は対角行列なので、 $\phi_{ij} = 0$ ($i \neq j$) である。

よって (1) の対角成分以外の条件式は不要である。

(注) (1) の E の行列 Σ は対角行列とは

$\frac{\partial E}{\partial \phi_{ij}}$ が行列 Σ に対して定義されている。

よって (1) は $\frac{\partial E}{\partial \phi_{ij}} = 0$ ($i, j = 1 \sim D$)

という連立方程式を行列 Σ に対して定義されている。

$\phi_{ij} = 0$ ($i \neq j$) である連立方程式は

$\frac{\partial E}{\partial \phi_{ii}} = 0$ の式で Σ の行列 Σ は必要である。

対角成分 ϕ_{ii} についての条件式は

$$\text{diag}(0) = \text{diag} \left(\sum_{n=1}^N \left\{ \frac{1}{2} \Sigma^{-1} - \frac{1}{2} \Sigma^{-1} (x_n - \mu)(x_n - \mu)^T \Sigma^{-1} + \Sigma^{-1} W E[z_n] (x_n - \mu)^T \Sigma^{-1} - \frac{1}{2} \Sigma^{-1} W E[z_n z_n^T] W^T \Sigma^{-1} \right\} \right)$$

で与えられる。これより

$$0 = \sum_{n=1}^N \left\{ \frac{1}{2} \Sigma^{-1} - \frac{1}{2} \Sigma^{-1} \text{diag}((x_n - \mu)(x_n - \mu)^T) \Sigma^{-1} + \Sigma^{-1} \text{diag}(W E[z_n] (x_n - \mu)^T) \Sigma^{-1} - \frac{1}{2} \Sigma^{-1} \text{diag}(W E[z_n z_n^T] W^T) \Sigma^{-1} \right\}$$

を得る。

- $k \text{diag}(A) = \text{diag}(kA)$
- $\text{diag}(A+B) = \text{diag}(A) + \text{diag}(B)$ ← 成分別加算
- 対角行列 Λ について $\text{diag}(\Lambda) = \Lambda$
- 対角行列 Λ について $\text{diag}(\Lambda A) = \Lambda \text{diag}(A)$ ← 成分別乗算
- $\text{diag}(0) = 0$

両辺に \mathbf{I} をかゝり $\bar{\mathbf{E}}$ を解けり

$$0 = \sum_{n=1}^N \left\{ \frac{1}{2} \bar{\mathbf{E}} - \frac{1}{2} \text{diag}((x_n - \mu)(x_n - \mu)^T) + \text{diag}(w E[z_n] (x_n - \mu)^T) - \frac{1}{2} \text{diag}(w E[z_n z_n^T] w^T) \right\}$$

と得る。 $\therefore \text{tr}(\bar{\mathbf{E}})$

$$\bar{\mathbf{E}} = \text{diag} \left(\frac{1}{N} \left\{ \sum_{n=1}^N (x_n - \mu)(x_n - \mu)^T - 2 w E[z_n] (x_n - \mu)^T + w E[z_n z_n^T] w^T \right\} \right)$$

$$= \text{diag} \left(\mathbf{S} - \frac{2}{N} w \sum_{n=1}^N [E[z_n] (x_n - \mu)^T] + \frac{1}{N} w \left[\sum_{n=1}^N E[z_n z_n^T] \right] w^T \right)$$

$\therefore \text{tr}(\bar{\mathbf{E}})$ (12.64) を最良の w に適用すると

$$\bar{\mathbf{E}} = \text{diag} \left(\mathbf{S} - \frac{2}{N} w \sum_{n=1}^N [E[z_n] (x_n - \mu)^T] + \frac{1}{N} w \left[\sum_{n=1}^N E[z_n z_n^T] \right] \left(\left[\sum_{n=1}^N (x_n - \mu) E[z_n]^T \right] \left[\sum_{n=1}^N E[z_n z_n^T] \right]^{-1} \right)^T \right)$$

$$= \text{diag} \left(\mathbf{S} - \frac{2}{N} w \sum_{n=1}^N [E[z_n] (x_n - \mu)^T] + \frac{1}{N} w \left[\sum_{n=1}^N E[z_n z_n^T] \right] \left[\sum_{n=1}^N E[z_n] (x_n - \mu)^T \right] \right)$$

$$= \text{diag} \left(\mathbf{S} - \frac{2}{N} w \sum_{n=1}^N [E[z_n] (x_n - \mu)^T] + \frac{1}{N} w \left[\sum_{n=1}^N E[z_n] (x_n - \mu)^T \right] \right)$$

$$= \text{diag} \left(\mathbf{S} - \frac{1}{N} w \sum_{n=1}^N [E[z_n] (x_n - \mu)^T] \right)$$

と得る。 (12.70) を得る

$\left[\sum_{n=1}^N E[z_n] (x_n - \mu)^T \right]$ の逆行列は $\left[\sum_{n=1}^N E[z_n z_n^T] \right]^{-1}$ と得る。
 $\left[\sum_{n=1}^N E[z_n z_n^T] \right]$ は対称行列。
 $\left[\sum_{n=1}^N E[z_n] (x_n - \mu)^T \right]$ は対称行列。
 $\mathbf{I} = (\mathbf{A}\mathbf{A}^T)^T = (\mathbf{A}^T)^T \mathbf{A}$
 $\therefore \mathbf{A}^T = (\mathbf{A})^T$

(Wに(1)を最大化する)

$E[\ln p(x, z | \mu, W, \Sigma)]$ を W に 対し 微分して 0 とおく

$$\begin{aligned} 0 &= \frac{\partial}{\partial W} E[\ln p(x, z | \mu, W, \Sigma)] \\ &= - \sum_{n=1}^N \left\{ - \Sigma^{-1} (x_n - \mu) E[z_n] + \Sigma^{-1} W E[z_n z_n^T] \right\} \end{aligned}$$

= (4.54)

$$\sum_{n=1}^N \Sigma^{-1} W E[z_n z_n^T] = \sum_{n=1}^N \Sigma^{-1} (x_n - \mu) E[z_n]^T$$

$$\therefore \Sigma^{-1} W \sum_{n=1}^N E[z_n z_n^T] = \Sigma^{-1} \sum_{n=1}^N (x_n - \mu) E[z_n]^T$$

左から Σ を掛け、右から $\left[\sum_{n=1}^N E[z_n z_n^T] \right]^{-1}$ を掛けると

$$W = \left[\sum_{n=1}^N (x_n - \mu) E[z_n]^T \right] \left[\sum_{n=1}^N E[z_n z_n^T] \right]^{-1}$$

となり、(12.56) を得る。

$\frac{\partial}{\partial x} a^T x^T b = b a^T$ ← 演習 12.15 の 確率論

$Q(x) = \text{Tr}(A x^T B x)$ とすると $h = h \delta^{ij}$ とし

$Q(x+h) = \text{Tr}(A(x+h)^T B(x+h))$
 $= \text{Tr}(A x^T B x) + \text{Tr}(A x^T B h) + \text{Tr}(A h^T B x) + \text{Tr}(A h^T B h)$

$Q(x+h) - Q(x) = \text{Tr}(A x^T B h) + \text{Tr}(A h^T B x) + \text{Tr}(A h^T B h)$

$= h \text{Tr}(A x^T B \delta^{ij}) + h \text{Tr}(A \delta^{ij} B x) + h^2 \text{Tr}(A \delta^{ij} B \delta^{ij})$

$\sim h \{ \text{Tr}(A x^T B \delta^{ij}) + \text{Tr}(A \delta^{ij} B x) \}$ ← h^2 は 2 次項を無視する

$= h \{ (A x^T B)_{ij} + (B x A^T)_{ij} \}$ ← $\text{Tr}(\delta^{ij} A) = (A^T)_{ij}$

$= h (B x A^T + B x A)_{ij}$

$\therefore \frac{\partial \text{Tr}(A x^T B x)}{\partial x} = B x A^T + B x A = 2 B x A$
B, A が 対称の場合