

ベイズ推論による機械学習入門

正誤表

須山敦志

2018 年 5 月 2 日 更新

第 4 刷において下記の誤りがありました。お詫びして訂正いたします。

vii まえがきの記号表記

【誤】

\mathbb{R} は実数の集合で、 \mathbb{R}^+ は非負の実数の集合を表します。

【正】

\mathbb{R} は実数の集合で、 \mathbb{R}^+ は正の実数の集合を表します。

p.100 式 (3.113)

【誤】

$$\ln p(\mathbf{\Lambda}|\mathbf{X}) = \sum_{n=1}^N \ln \mathcal{N}(\mathbf{x}_n|\boldsymbol{\mu}, \mathbf{\Lambda}^{-1}) + \mathcal{W}(\mathbf{\Lambda}|\nu, \mathbf{W}) + \text{const.}$$

【正】

$$\ln p(\mathbf{\Lambda}|\mathbf{X}) = \sum_{n=1}^N \ln \mathcal{N}(\mathbf{x}_n|\boldsymbol{\mu}, \mathbf{\Lambda}^{-1}) + \ln \mathcal{W}(\mathbf{\Lambda}|\nu, \mathbf{W}) + \text{const.}$$

p.101 式 (3.118)

【誤】

$$p(\mathbf{\Lambda}|\mathbf{x}_*) = \mathcal{W}(\mathbf{x}_*|1 + \nu, \mathbf{W}(\mathbf{x}_*))$$

【正】

$$p(\mathbf{\Lambda}|\mathbf{x}_*) = \mathcal{W}(\mathbf{\Lambda}|1 + \nu, \mathbf{W}(\mathbf{x}_*))$$

p.109 2 行目

【誤】

実践

【正】

実線

p.113 参考 3.3 の 8 行目

【誤】

最尤推定では事前分布 θ は導入しません。

【正】

最尤推定では事前分布 $p(\theta)$ は導入しません。

p.113 参考 3.3 の 19 行目

【誤】

一般的には次のようにパラメータの事前分布 θ を導入し事後分布を θ に関して最大化します。

【正】

一般的には次のようにパラメータの事前分布 $p(\theta)$ を導入し事後分布を θ に関して最大化します。

p.148 文中

【誤】

以上をまとめると、ポアソン混合モデルの事後分布に対するギブスサンプリングはアルゴリズム 4.5 になります。

【正】

以上をまとめると、ガウス混合モデルの事後分布に対するギブスサンプリングはアルゴリズム 4.5 になります。

p.165 式 (5.17) の中括弧

【誤】

$$\begin{aligned} & \langle \ln p(\mathbf{y}_n | \mathbf{x}_n, \mathbf{W}, \boldsymbol{\mu}) \rangle_{q(\mathbf{x}_n)q(\boldsymbol{\mu})} \\ &= -\frac{1}{2} \{ \sigma_y^{-2} \langle \mathbf{x}_n^T \mathbf{W} \mathbf{W}^T \mathbf{x}_n \rangle - 2 \sigma_y^{-2} (\mathbf{y}_n - \langle \boldsymbol{\mu} \rangle)^T \mathbf{W}^T \langle \mathbf{x}_n \rangle + \text{const.} \} \\ &= -\frac{1}{2} \sum_{d=1}^D \{ \mathbf{W}_d^T \sigma_y^{-2} \langle \mathbf{x}_n \mathbf{x}_n^T \rangle \mathbf{W}_d - 2 \mathbf{W}_d^T \sigma_y^{-2} (y_{n,d} - \langle \mu_d \rangle) \langle \mathbf{x}_n \rangle \} \\ & \quad + \text{const.} \end{aligned}$$

【正】

$$\begin{aligned}
& \langle \ln p(\mathbf{y}_n | \mathbf{x}_n, \mathbf{W}, \boldsymbol{\mu}) \rangle_{q(\mathbf{x}_n)q(\boldsymbol{\mu})} \\
&= -\frac{1}{2} \{ \sigma_y^{-2} \langle \mathbf{x}_n^T \mathbf{W} \mathbf{W}^T \mathbf{x}_n \rangle - 2 \sigma_y^{-2} (\mathbf{y}_n - \langle \boldsymbol{\mu} \rangle)^T \mathbf{W}^T \langle \mathbf{x}_n \rangle \} + \text{const.} \\
&= -\frac{1}{2} \sum_{d=1}^D \{ \mathbf{W}_d^T \sigma_y^{-2} \langle \mathbf{x}_n \mathbf{x}_n^T \rangle \mathbf{W}_d - 2 \mathbf{W}_d^T \sigma_y^{-2} (y_{n,d} - \langle \mu_d \rangle) \langle \mathbf{x}_n \rangle \} \\
&\quad + \text{const.}
\end{aligned}$$

p.171 文中

【誤】

非負値行列因子分解では、次のように各要素が非負値を持つ行列 $\mathbf{X} \in \mathbb{N}^{D \times N}$ を、同じく非負値を持つ2つの行列 $\mathbf{W} \in \mathbb{N}^{D \times M}$ と $\mathbf{H} \in \mathbb{N}^{M \times N}$ に分解します。

【正】

非負値行列因子分解では、次のように各要素が非負値を持つ行列 $\mathbf{X} \in \mathbb{N}^{D \times N}$ を、正の値を持つ2つの行列 $\mathbf{W} \in \mathbb{R}^{+D \times M}$ と $\mathbf{H} \in \mathbb{R}^{+M \times N}$ に近似分解します。

p.172 式 (5.43) の1行目

【誤】

$$\begin{aligned}
p(\mathbf{X}) &= \prod_{d=1}^D \prod_{n=1}^N p(X_{d,n}) \\
&= \prod_{d=1}^D \prod_{n=1}^N \text{Del}(X_{d,n} | \sum_{m=1}^M S_{d,m,n})
\end{aligned}$$

【正】

$$\begin{aligned}
p(\mathbf{X}|\mathbf{S}) &= \prod_{d=1}^D \prod_{n=1}^N p(X_{d,n} | \mathbf{S}_{d,:}, n) \\
&= \prod_{d=1}^D \prod_{n=1}^N \text{Del}(X_{d,n} | \sum_{m=1}^M S_{d,m,n})
\end{aligned}$$

p.209 式 (5.192) の1行目の添え字

【誤】

$$\begin{aligned}
& \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K \langle \ln \mathcal{N}(R_{n,m,k} | \sum_{d=1}^D U_{d,n} V_{d,m} S_{d,k}, \lambda^{-1}) \rangle_{q(V_{d,m}, S_{d,k}, \lambda)} \\
&= -\frac{1}{2} \left\{ \sum_{d=1}^D \sum_{d'=1}^D U_{d,n} U_{d',n} \langle \lambda \rangle \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K \langle V_{d,m} V_{d',m} \rangle \langle S_{d,k} S_{d',k} \rangle \right. \\
&\quad \left. - 2 \sum_{d=1}^D U_{d,n} \langle \lambda \rangle \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K R_{n,m,k} \langle V_{d,m} \rangle \langle S_{d,k} \rangle \right\} + \text{const.}
\end{aligned}$$

【正】

$$\begin{aligned}
& \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K \langle \ln \mathcal{N}(R_{n,m,k} | \sum_{d=1}^D U_{d,n} V_{d,m} S_{d,k}, \lambda^{-1}) \rangle_{q(V_{d,m}, S_{d,k}, \lambda)} \\
&= -\frac{1}{2} \left\{ \sum_{d=1}^D \sum_{d'=1}^D U_{d,n} U_{d',n} \langle \lambda \rangle \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K \langle V_{d,m} V_{d',m} \rangle \langle S_{d,k} S_{d',k} \rangle \right. \\
&\quad \left. - 2 \sum_{d=1}^D U_{d,n} \langle \lambda \rangle \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K R_{n,m,k} \langle V_{d,m} \rangle \langle S_{d,k} \rangle \right\} + \text{const.}
\end{aligned}$$