

『しくみがわかるベイズ統計と機械学習』正誤表 (2020.7.28 更新)

【第 1 刷】

pg.122 の式 6.14 にて、 $\mathbf{z}^{(i)}$ は one-hot ベクトルのため、 $p(\mathbf{z}^{(i)}|\boldsymbol{\pi})$ に多項分布を代入するよりもマルチヌーイ分布を代入する方が望ましいです。その場合、式 6.14 は以下になります。

$$\begin{aligned} \mathbb{E}_{p(\mathbf{z}^{(i)}|x^{(i)},\hat{\boldsymbol{\theta}})} \left[\log p(\mathbf{z}^{(i)}|\boldsymbol{\pi}) \right] &= \mathbb{E}_{p(\mathbf{z}^{(i)}|x^{(i)},\hat{\boldsymbol{\theta}})} \left[\log \left(\prod_{j=1}^k \pi_j^{z_{ij}} \right) \right] \quad (1) \\ &= \mathbb{E}_{p(\mathbf{z}^{(i)}|x^{(i)},\hat{\boldsymbol{\theta}})} \left[\sum_{j=1}^k z_{ij} \log \pi_j \right] = \sum_{j=1}^k \mathbb{E}_{p(\mathbf{z}^{(i)}|x^{(i)},\hat{\boldsymbol{\theta}})} [z_{ij}] \log \pi_j \end{aligned}$$

pg.156 の式 7.29 の直後の段落にて、 ζ は ξ であり、 ϕ は ψ です。

pg.174, 図 8.4 の説明文の 3 行目、不等号が逆になっていました。

誤:

$$\text{もし } \frac{q(\mathbf{x}^{(t)}|\tilde{\mathbf{y}})b(\tilde{\mathbf{y}})}{q(\tilde{\mathbf{y}}|\mathbf{x}^{(t)})b(\mathbf{x}^{(t)})} \leq \tilde{\epsilon} \text{ であれば}$$

正:

$$\text{もし } \frac{q(\mathbf{x}^{(t)}|\tilde{\mathbf{y}})b(\tilde{\mathbf{y}})}{q(\tilde{\mathbf{y}}|\mathbf{x}^{(t)})b(\mathbf{x}^{(t)})} \geq \tilde{\epsilon} \text{ であれば}$$

pg.152 の下から 3 行目 :

誤:

ψ, β, κ, ξ はパラメータについてのパラメータであるので

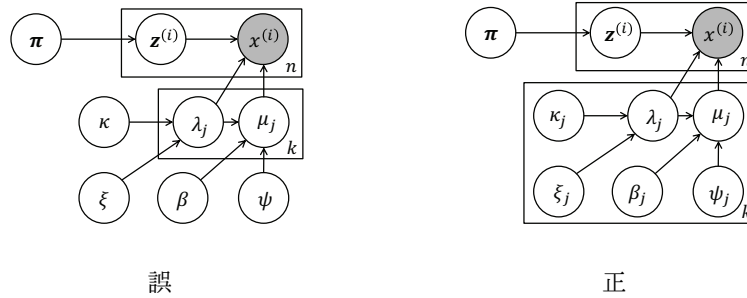
正:

ψ, β, κ, ξ はパラメータについてのパラメータであるので

pg.152-159, \mathbf{x} と \mathbf{z} の分布のパラメータとして現れる ψ, β, κ, ξ はベクトルあるいはその成分に直す必要があります。

誤	$p(\mathbf{x}, \mathbf{z}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\lambda} \boldsymbol{\pi}, \boldsymbol{\psi}, \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\xi})$	$p(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\lambda} \boldsymbol{\psi}, \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\xi})$	$p(\mu_j, \lambda_j \boldsymbol{\psi}, \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\xi})$	$\mathcal{NG}(\mu_j, \lambda_j \boldsymbol{\psi}, \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\xi})$
正	$p(\mathbf{x}, \mathbf{z}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\lambda} \boldsymbol{\pi}, \boldsymbol{\psi}, \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\xi})$	$p(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\lambda} \boldsymbol{\psi}, \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\xi})$	$p(\mu_j, \lambda_j \psi_j, \beta_j, \kappa_j, \xi_j)$	$\mathcal{NG}(\mu_j, \lambda_j \psi_j, \beta_j, \kappa_j, \xi_j)$

pg.153, 図 7.2 :



pg.159-162, ψ は ψ_j 、 β は β_j 、 κ は κ_j 、 ξ は ξ_j に直す必要があります。

pg.175, 式 8.12 の第 1 行 :

誤:

$$\alpha(\mathbf{y}, \mathbf{x})q(\mathbf{x}|\mathbf{y})\pi(\mathbf{y})$$

正:

$$\alpha(\mathbf{y}, \mathbf{x})q(\mathbf{y}|\mathbf{x})\pi(\mathbf{y})$$

また、より詳しくした説明として、pg. 174 の下から 2 行目「これを使って以下の式変形が行える。」を補うと以下になる。

\mathbf{x} から \mathbf{y} に遷移する確率は MH 法の定義より $q(\mathbf{y}|\mathbf{x})$ と $\alpha(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ の積となるため、 $p(\mathbf{y}|\mathbf{x}) = \alpha(\mathbf{x}, \mathbf{y})q(\mathbf{y}|\mathbf{x})$ である。これらを使って以下の式変形が行える。

pg.188, 式 9.7 の最終 2 行 :

誤 :

$$\begin{aligned} &= \frac{1}{2} \sum_{j=1}^k \left(-\log \sigma_j^2 - 1 + \frac{2\mu_j^2}{\sigma_j^2} - \frac{\mu_j^2}{\sigma_j^2} + \frac{1}{\sigma_j^2} \right) \\ &= \frac{1}{2} \sum_{j=1}^k \left(-\log \sigma_j^2 + \frac{\mu_j^2 + 1}{\sigma_j^2} \right) + \frac{k}{2} \end{aligned}$$

正 :

$$\begin{aligned} &= \frac{1}{2} \sum_{j=1}^k \left(-\log \sigma_j^2 - 1 + \frac{2\mu_j^2}{\sigma_j^2} - \frac{\mu_j^2}{\sigma_j^2} + \sigma_j^2 \right) \\ &= \frac{1}{2} \sum_{j=1}^k \left(-\log \sigma_j^2 + \frac{\mu_j^2}{\sigma_j^2} + \sigma_j^2 \right) - \frac{k}{2} \end{aligned}$$

pg.188, 式 9.7 の直後の説明 :

誤 :

$$\mathbb{E}_{\mathcal{N}(z_j|\mu_j, \sigma_j^2)} [z_j^2] = 1/\sigma_j^2 \text{ を使った。}$$

正 :

$$\mathbb{E}_{\mathcal{N}(z_j|\mu_j, \sigma_j^2)} [z_j^2] = \sigma_j^2 \text{ を使った。}$$

pg.189, 9.2.4 節の第 2 行 :

誤 :

$$p_{\theta}(\mathbf{x}|\mathbf{z})$$

正 :

$$p_{\theta}(\mathbf{z})$$

pg.196, 章末問題解答における問 3-3 の解答 :

誤:

3-3:

$$p(x = \text{甘い} | y = \text{出る}) = \frac{p(x = \text{出る} | y = \text{甘い})p(y = \text{甘い})}{p(x = \text{出る})} = \frac{0.6 \cdot 0.1}{0.15} = 0.4$$

正:

3-3:

$$p(x = \text{甘い} | y = \text{出る}) = \frac{p(y = \text{出る} | x = \text{甘い})p(x = \text{甘い})}{p(y = \text{出る})} = \frac{0.6 \cdot 0.1}{0.15} = 0.4$$