

『入門 機械学習による異常検知 — Rによる  
実践ガイド —』（コロナ社、2015）  
第8-9刷正誤表

井手剛

<https://ide-research.net/jpn/book/>

April 28, 2022

# Chapter 1

## 異常検知の基本的な考え方

現時点で判明している誤りはありません。

## Chapter 2

# 正規分布に従うデータからの異常検知

- p.46 式 (2.42) およびその上の式 (藤本望夢様のご教示に感謝します)。

– 誤:

$$\begin{aligned} dz^{(1)} \dots dz^{(N)} &= dv \, 2^{-1} |v|^{-(N-2)/2} dS_{1,N} \\ dz^{(1)} \dots dz^{(N)} &= dV \, 2^{-M} |V|^{-(N-M-1)/2} dS_{M,N} \end{aligned}$$

– 正:

$$\begin{aligned} dz^{(1)} \dots dz^{(N)} &= dv \, 2^{-1} |v|^{(N-2)/2} dS_{1,N} \\ dz^{(1)} \dots dz^{(N)} &= dV \, 2^{-M} |V|^{(N-M-1)/2} dS_{M,N} \end{aligned}$$

- p.47 式(2.44) (藤本望夢様のご教示に感謝します)。

– 誤:

$$p(\mathbf{A}) = f(\mathbf{A}) \times 2^{-M} |\mathbf{A}|^{-(N-M-1)/2} \times \frac{2^M \pi^{MN/2}}{\Gamma_M(N/2)}$$

– 正

$$p(\mathbf{A}) = f(\mathbf{A}) \times 2^{-M} |\mathbf{A}|^{(N-M-1)/2} \times \frac{2^M \pi^{MN/2}}{\Gamma_M(N/2)}$$

- p.55 下から6行目 (眞田明様のご教示に感謝します)。

– 誤:  $\hat{\mu}$  は式(2.19)で示したとおり、平均 0、分散  $\sigma^2(N+1)/N$  の正規分布に従います。

– 正:  $x' - \hat{\mu}$  は式(2.19)で示したとおり、平均0、分散  $\sigma^2(N+1)/N$  の正規分布に従います。

- p.56, 式 (2.57)

$$\begin{aligned} - \text{誤 } \mathcal{S}(t \mid N-1, 0) &= \frac{\Gamma[(m+1)/2]}{\Gamma(m/2)} \sqrt{\frac{1}{\pi m}} \left[1 + \frac{t^2}{m}\right]^{-(m+1)/2} \\ - \text{正 } \mathcal{S}(t \mid m, 0) &= \frac{\Gamma[(m+1)/2]}{\Gamma(m/2)} \sqrt{\frac{1}{\pi m}} \left[1 + \frac{t^2}{m}\right]^{-(m+1)/2} \end{aligned}$$

## Chapter 3

# 非正規データからの異常検知

- p.88 式 (3.51) (藤本望夢様のご教示に感謝します)。

– 誤:

$$L(\Theta|\mathcal{D}) = \ln \prod_{i=1}^N p(\mathbf{x}^{(n)}|\Theta) = \sum_{n=1}^N \ln \sum_{k=1}^K \pi_k \mathcal{N}(\mathbf{x}^{(n)} | \boldsymbol{\mu}_k, \Sigma_k)$$

– 正:

$$L(\Theta|\mathcal{D}) = \ln \prod_{n=1}^N p(\mathbf{x}^{(n)}|\Theta) = \sum_{n=1}^N \ln \sum_{k=1}^K \pi_k \mathcal{N}(\mathbf{x}^{(n)} | \boldsymbol{\mu}_k, \Sigma_k)$$

## Chapter 4

# 性能評価の方法

現時点で判明している誤りはありません。

## Chapter 5

# 不要な次元を含むデータからの異常検知

- p.128 式(5.13)およびその下の式（福永裕子様、岩田和太様のご教示に感謝いたします）。

– 誤: 正規直交基底 $\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_m$ を求めるためには

$$\mathbf{u}_i = \frac{1}{\sqrt{\lambda_i}} \tilde{\mathbf{X}} \mathbf{v}_i \quad (5.13)$$

とすればいいことが直ちにわかります。なぜなら

$$\mathbf{u}_i^\top \mathbf{u}_j = \frac{1}{\sqrt{\lambda_i \lambda_j}} \mathbf{v}_i^\top \tilde{\mathbf{X}}^\top \tilde{\mathbf{X}} \mathbf{v}_j = \frac{1}{\sqrt{\lambda_i \lambda_j}} \lambda_j \mathbf{v}_i^\top \mathbf{v}_j = \frac{1}{\sqrt{\lambda_i \lambda_j}} \lambda_j \delta_{i,j} = \delta_{i,j}$$

となるからです。

– 正: 正規直交基底 $\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_m$ を求めるためには

$$\mathbf{u}_i = \frac{1}{\sqrt{\nu_i}} \tilde{\mathbf{X}} \mathbf{v}_i \quad (5.13)$$

とすればいいことが直ちにわかります。なぜなら

$$\mathbf{u}_i^\top \mathbf{u}_j = \frac{1}{\sqrt{\nu_i \nu_j}} \mathbf{v}_i^\top \tilde{\mathbf{X}}^\top \tilde{\mathbf{X}} \mathbf{v}_j = \frac{1}{\sqrt{\nu_i \nu_j}} \nu_j \mathbf{v}_i^\top \mathbf{v}_j = \frac{1}{\sqrt{\nu_i \nu_j}} \nu_j \delta_{i,j} = \delta_{i,j}$$

となるからです。

- p.143 式(5.45)（藤本望夢様のご教示に感謝します）。

– 誤:

$$p(\mathbf{z}^{(n)} | \mathbf{x}^{(n)}, \Theta) = \mathcal{N}(\mathbf{z}^{(n)} | \mathbf{M}^{-1} \mathbf{W}^\top (\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}), \sigma^2 \mathbf{M}^{-1})$$

– 正:

$$p(\mathbf{z}^{(n)}|\mathbf{x}^{(n)}, \Theta) = \mathcal{N}\left(\mathbf{z}^{(n)} \mid \mathbf{M}^{-1}\mathbf{W}^\top(\mathbf{x}^{(n)} - \bar{\mathbf{x}}), \sigma^2\mathbf{M}^{-1}\right)$$

となるからです。

- p.154 上から2行目 (辻善夫様のご教示に感謝します)。

– 誤:  $\mathcal{D}$ にしたのと同じの非線形変換 $\mathbf{x} \leftarrow \phi(\mathbf{x})$ を施して、

– 正:  $\mathcal{D}$ にしたのと同じの非線形変換 $\mathbf{x} \rightarrow \phi(\mathbf{x})$ を施して、

- p.155 式 (5.69) (真田明様のご教示に感謝します)。

– 誤:

$$a_{m=1}(\mathcal{D}, \mathcal{D}') = 1 - \frac{\mathbf{v}_1^\top \mathbf{H}_N \mathbf{B} \mathbf{H}_{N'}}{\sqrt{\lambda_1}} \frac{\mathbf{r}_1}{\sqrt{\gamma_1}}$$

– 正:

$$a_{m=1}(\mathcal{D}, \mathcal{D}') = 1 - \left( \frac{\mathbf{v}_1^\top \mathbf{H}_N \mathbf{B} \mathbf{H}_{N'}}{\sqrt{\lambda_1}} \frac{\mathbf{r}_1}{\sqrt{\gamma_1}} \right)^2$$



## Chapter 6

# 入力と出力があるデータからの異常検知

- p.167 式(6.20) (平田大貴様のご教示に感謝します)。

– 誤:

$$e(\lambda) = \frac{1}{N} \|\text{diag}(\mathbf{I}_M - \mathbf{H})^{-1}(\mathbf{I}_M - \mathbf{H})\tilde{\mathbf{y}}_N\|^2$$

– 正:

$$e(\lambda) = \frac{1}{N} \|\text{diag}(\mathbf{I}_N - \mathbf{H})^{-1}(\mathbf{I}_N - \mathbf{H})\tilde{\mathbf{y}}_N\|^2$$

- p.168 1行目 (平田大貴様のご教示に感謝します)。

– 誤: また、 $\text{diag}(\mathbf{I}_M - \mathbf{H})^{-1}$ は、第*i*対角要素が $(1 - H_{i,i})^{-1}$ となる対角行列である。

– 正: また、 $\text{diag}(\mathbf{I}_N - \mathbf{H})^{-1}$ は、第*i*対角要素が $(1 - H_{i,i})^{-1}$ となる対角行列である。

- p.189の2つ目の式 (藤本望夢様のご教示に感謝します)。

– 誤:

$$\left| \sigma^2 \mathbf{I}_N + \frac{\sigma^2}{\hat{\lambda}} \Phi^\top \Phi \right| = (\sigma^2)^N \hat{\lambda}^{-M} |\mathbf{A}|$$

– 正:

$$\left| \sigma^2 \mathbf{I}_N + \frac{\sigma^2}{\hat{\lambda}} \Phi^\top \Phi \right| = (\sigma^2)^N \hat{\lambda}^{-M_\phi} |\mathbf{A}|$$

- p.189 式(6.66) (森川浩司様、藤本望夢様のご教示に感謝します)。

– 誤:

$$\begin{aligned} \ln E(\sigma^2) &= \frac{N}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \ln \left[ (\sigma^2)^N \hat{\lambda}^{-M} |\mathbf{A}| \right] \\ &\quad - \frac{1}{2\sigma^2} \mathbf{y}_N^\top (\mathbf{I}_{M_\phi} - \Phi^\top \mathbf{A}^{-1} \Phi) \mathbf{y}_N \end{aligned}$$

– 正:

$$\begin{aligned} \ln E(\sigma^2) &= -\frac{N}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \ln \left[ (\sigma^2)^N \hat{\lambda}^{-M_\phi} |\mathbf{A}| \right] \\ &\quad - \frac{1}{2\sigma^2} \mathbf{y}_N^\top (\mathbf{I}_N - \Phi^\top \mathbf{A}^{-1} \Phi) \mathbf{y}_N \end{aligned}$$

## Chapter 7

# 時系列データの異常検知

- p.200 下から4行目（真田明様のご教示に感謝します）。
  - 誤: ただし、 $\mathbf{v}^{(t)} = [v_1^{(t)}, v_2^{(t)}, \dots, v_k^{(t)}]^\top$ です。
  - 正: ただし、 $\mathbf{v}^{(t)} = [v_k^{(t)}, v_{k-1}^{(t)}, \dots, v_1^{(t)}]^\top$ です。
- p.202 手順 7.2（真田明様のご教示に感謝します）。
  - 誤:
    - \* a) 履歴行列とテスト行列: 式(7.4) と式(7.5)から $H_1^{(t)}$ と $H_2^{(t)}$ を作る。
    - \* b) 特異値分解:  $H_1^{(t)}, H_2^{(t)}$ を特異値分解し、左特異ベクトルの行列 $U_m^{(t)}, Q_m^{(t)}$ を求める。
  - 正:
    - \* a) 履歴行列とテスト行列: 式(7.4) と式(7.5)から $X_1^{(t)}$ と $X_2^{(t)}$ を作る。
    - \* b) 特異値分解:  $X_1^{(t)}, X_2^{(t)}$ を特異値分解し、左特異ベクトルの行列 $U_m^{(t)}, Q_m^{(t)}$ を求める。
- p.203 上から4行目。辻善夫様のご指摘に感謝いたします。
  - 誤: 過去側に主部分空間への射影
  - 正: 過去側の主部分空間への射影
- p.208 下から2行目の式（平田大貴様のご教示に感謝します）。

– 誤:

$$\frac{\partial L}{\partial \mathbf{A}} = \mathbf{YX}^\top - \mathbf{AXX}^\top$$

– 正:

$$\frac{\partial L}{\partial \mathbf{A}} = \Sigma^{-1}(\mathbf{YX}^\top - \mathbf{AXX}^\top)$$

- p.219 上から6行目。辻善夫様のご指摘に感謝いたします。
  - 誤: 改めててデータを
  - 正: 改めてデータを
- p.220 手順7.4の 2) (真田明様のご教示に感謝します)。
  - 誤: 先に状態変数の推定値  $Z' = \{\hat{z}^{(1)}, \dots, \hat{z}^{(T')}\}$  を用意する ( $T' = T - w$ )。
  - 正: 先に求めた状態変数の推定値から  $Z' = \{\hat{z}^{(1)}, \dots, \hat{z}^{(T')}\}$  を用意する ( $T' = T - w$ )。
- p.221。下から3行目 (藤本望夢様のご教示に感謝します)。
  - 誤: 分子はモデル (7.28) および式(7.29) そのものですが
  - 正: 分子はモデル (7.27) および式(7.29) そのものですが

## Chapter 8

# よくある悩みとその対処法

- p.232 式(8.3)の下から (8.4)まで (真田明様のご教示に感謝します)。

– 誤: 例えば共分散行列の場合は、 $\Sigma_t = (1/t) \sum_{n=1}^t \mathbf{x}^{(n)} \mathbf{x}^{(n)\top} - \bar{\mathbf{x}}_t \bar{\mathbf{x}}_t^\top$ なので、第1項について  $f_{\text{共分散}}^{(t)} = \mathbf{x}^{(t)} \mathbf{x}^{(t)\top}$  とおいて更新式を作り、その後第2項を加えることで次のように計算できます。

$$\begin{aligned}\tilde{\Sigma}_{t+1} &= (1 - \beta) \tilde{\Sigma}_t + \beta f_{\text{共分散}}^{(t+1)} \\ \Sigma_{t+1} &= \tilde{\Sigma}_{t+1} - \bar{\mathbf{x}}_{t+1} \bar{\mathbf{x}}_{t+1}^\top\end{aligned}\tag{8.4}$$

– 正: 例えば共分散行列の場合は、 $\Sigma_t = (1/t) \sum_{n=1}^t \mathbf{x}^{(n)} \mathbf{x}^{(n)\top} - \bar{\mathbf{x}}_t \bar{\mathbf{x}}_t^\top$ なので、第1項について  $f^{(t)} = \mathbf{x}^{(t)} \mathbf{x}^{(t)\top}$  とおいて  $F_t = (1/t) \sum_{n=1}^t f^{(n)}$  に対して更新式を作り、その後第2項を加えることで次のように計算できます。

$$\begin{aligned}F_{t+1} &= (1 - \beta) F_t + \beta f^{(t+1)} \\ \Sigma_{t+1} &= F_{t+1} - \bar{\mathbf{x}}_{t+1} \bar{\mathbf{x}}_{t+1}^\top\end{aligned}\tag{8.4}$$

# 付録

現時点で判明している誤りはありません。

# 索引

現時点で判明している誤りはありません。