

『異常検知と変化検知』（講談社）
初版第3刷の正誤表

井手剛（IBM T. J. ワトソン研究所）
杉山将（東京大学）

May 23, 2023

Chapter 1

異常検知・変化検知の基本的な考え方

現時点で判明している誤植はありません。

Chapter 2

ホテリングの T^2 法による異常検知

現時点で判明している誤植はありません。

Chapter 3

単純ベイズ法による異常検知

現時点で判明している誤植はありません。

Chapter 4

近傍法による異常検知

現時点で判明している誤植はありません。

Chapter 5

混合分布モデルによる逐次更新型異常検知

- p.63、アルゴリズム5.1。2つあるステップの順序を逆にした方が自然なのでそうします。保國恵様のご指摘に感謝いたします。

誤 : • パラメータ推定. 各時刻 t において標本 \mathbf{x} を観測するたびに次の計算を行う.

- 現在のパラメータ推定値を用いて \mathbf{x} の帰属度 q_k を次式で求める.

$$q_k = \frac{\pi_k \mathcal{N}(\mathbf{x}|\boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\Sigma}_k)}{\sum_{l=1}^K \pi_l \mathcal{N}(\mathbf{x}|\boldsymbol{\mu}_l, \boldsymbol{\Sigma}_l)}$$

- $\{\tilde{\pi}_k, \tilde{\boldsymbol{\mu}}_k, \tilde{\boldsymbol{\Sigma}}_k\}$ を次式で更新する.

$$\begin{aligned}\tilde{\pi}_k &\leftarrow (1 - \beta)\tilde{\pi}_k + \beta q_k \\ \tilde{\boldsymbol{\mu}}_k &\leftarrow (1 - \beta)\tilde{\boldsymbol{\mu}}_k + \beta q_k \mathbf{x} \\ \tilde{\boldsymbol{\Sigma}}_k &\leftarrow (1 - \beta)\tilde{\boldsymbol{\Sigma}}_k + \beta q_k \mathbf{x} \mathbf{x}^\top\end{aligned}$$

モデルのパラメータ $\{\pi_k, \boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\Sigma}_k\}$ を次式で求める.

$$\pi_k = \frac{\tilde{\pi}_k + \gamma}{K\gamma + \sum_{l=1}^K \tilde{\pi}_l}, \quad \boldsymbol{\mu}_k = \frac{\tilde{\boldsymbol{\mu}}_k}{\tilde{\pi}_k}, \quad \boldsymbol{\Sigma}_k = \frac{\tilde{\boldsymbol{\Sigma}}_k}{\tilde{\pi}_k} - \boldsymbol{\mu}_k \boldsymbol{\mu}_k^\top$$

正 : • パラメータ推定. 各時刻 t において標本 \mathbf{x} を観測するたびに次の計算を行う.

- $\{\tilde{\pi}_k, \tilde{\boldsymbol{\mu}}_k, \tilde{\boldsymbol{\Sigma}}_k\}$ を次式で更新する.

$$\begin{aligned}\tilde{\pi}_k &\leftarrow (1 - \beta)\tilde{\pi}_k + \beta q_k \\ \tilde{\boldsymbol{\mu}}_k &\leftarrow (1 - \beta)\tilde{\boldsymbol{\mu}}_k + \beta q_k \mathbf{x} \\ \tilde{\boldsymbol{\Sigma}}_k &\leftarrow (1 - \beta)\tilde{\boldsymbol{\Sigma}}_k + \beta q_k \mathbf{x} \mathbf{x}^\top\end{aligned}$$

- ・ モデルのパラメータ $\{\pi_k, \boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\Sigma}_k\}$ を次式で求める.

$$\pi_k = \frac{\tilde{\pi}_k + \gamma}{K\gamma + \sum_{l=1}^K \tilde{\pi}_l}, \quad \boldsymbol{\mu}_k = \frac{\tilde{\boldsymbol{\mu}}_k}{\tilde{\pi}_k}, \quad \boldsymbol{\Sigma}_k = \frac{\tilde{\boldsymbol{\Sigma}}_k}{\tilde{\pi}_k} - \boldsymbol{\mu}_k \boldsymbol{\mu}_k^\top$$

- ・ 現在のパラメータ推定値を用いて \mathbf{x} の帰属度 q_k を次式で求める.

$$q_k = \frac{\pi_k \mathcal{N}(\mathbf{x} | \boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\Sigma}_k)}{\sum_{l=1}^K \pi_l \mathcal{N}(\mathbf{x} | \boldsymbol{\mu}_l, \boldsymbol{\Sigma}_l)}$$

- p.63、アルゴリズム5.1. 前項の変更に伴い、チルダ $(\tilde{\cdot})$ 付きの量を初期化します。保國恵様のご指摘に感謝いたします。

- 誤： • 初期化. 混合正規分布モデルのパラメータ

$$\Theta = \{\pi_1, \dots, \pi_K, \boldsymbol{\mu}_1, \dots, \boldsymbol{\mu}_K, \boldsymbol{\Sigma}_1, \dots, \boldsymbol{\Sigma}_K\}$$

に適当な初期値を設定する.

- 正： • 初期化. パラメータ $\{\tilde{\pi}_1, \dots, \tilde{\pi}_K, \tilde{\boldsymbol{\mu}}_1, \dots, \tilde{\boldsymbol{\mu}}_K, \tilde{\boldsymbol{\Sigma}}_1, \dots, \tilde{\boldsymbol{\Sigma}}_K\}$ に適当な初期値を設定する. また $q_1 = \dots = q_K = \frac{1}{K}$ と初期化しておく.

- p.64、最後の式. 保國恵様のご指摘に感謝いたします。

- 誤： $\tilde{\boldsymbol{\Sigma}}_k^{(t)} = (1 - \beta)\tilde{\boldsymbol{\Sigma}}_k^{(t)} + \beta q_k^{(t)} \mathbf{x}^{(t)} \mathbf{x}^{(t)\top}$

- 正： $\tilde{\boldsymbol{\Sigma}}_k^{(t)} = (1 - \beta)\tilde{\boldsymbol{\Sigma}}_k^{(t-1)} + \beta q_k^{(t)} \mathbf{x}^{(t)} \mathbf{x}^{(t)\top}$

Chapter 6

サポートベクトルデータ記述 法による異常検知

- p.70、箇条書きの「2」の параグラフ。中村純也様のご指摘に感謝いたします。
 - 誤：対応する制約条件 $R^{2*} - \|\mathbf{x}^{(n)} - \mathbf{b}^*\|^2 < 0$ が成り立っていることが分かります
 - 正：対応する制約条件 $R^{2*} - \|\mathbf{x}^{(n)} - \mathbf{b}^*\|^2 \geq 0$ が成り立っていることが分かります

Chapter 7

方向データの異常検知

- p.81 最後の文章で、「ラグランジュ係数」とあります。間違いではありませんが、前の章では「ラグランジュ乗数」として導入されていたので統一しましょう。南雄人様のご指摘に感謝します。
 - 誤: ラグランジュ係数 λ を使って取り込むと
 - 正: ラグランジュ乗数 λ を使って取り込むと

Chapter 8

ガウス過程回帰による異常検知

- p.100、式(8.37)の上。右辺の $f(\mathbf{x})$ の f はボールドではなくて、左辺と同じ普通の f （元原稿では正しいが手元の本ではボールドに見えるので一応）。
 - 誤： $p(f(\mathbf{x}) | \mathbf{f}_N) = \mathcal{N}(f(\mathbf{x}) | \mathbf{k}^\top \mathbf{K}^{-1} \mathbf{f}_N, K_0 - \mathbf{k}^\top \mathbf{K}^{-1} \mathbf{k})$
 - 正： $p(f(\mathbf{x}) | \mathbf{f}_N) = \mathcal{N}(f(\mathbf{x}) | \mathbf{k}^\top \mathbf{K}^{-1} \mathbf{f}_N, K_0 - \mathbf{k}^\top \mathbf{K}^{-1} \mathbf{k})$
- p.103、式(8.37)の上。
 - 誤：尤度(8.7)および事前分布(8.4)を使うことにより
 - 正：尤度(8.7)および事前分布(8.5)を使うことにより

Chapter 9

部分空間法による変化検知

- p.111、式(9.4)、第2項の符号。上振れでも下振れでも、対数尤度比が正なら「変化後のモデルの方がより確からしい」ということなので、異常度は加算されねばなりません。山路貴司様、南雄人様のご教示に感謝いたします。

– 誤: $a_-^{(t)} \equiv [a_-^{(t-1)} - a(\xi^{(t)})]_+$

– 正: $a_-^{(t)} \equiv [a_-^{(t-1)} + a(\xi^{(t)})]_+$

- p.120 図9.4。図中、左下の枠の中。これも出版社との連携ミスです。西林孝様のご指摘に感謝いたします。

– 誤: $\{\mathbf{u}^{(t)}, \dots, \mathbf{u}^{(t,r)}\}$

– 正: $\{\mathbf{u}^{(t,1)}, \dots, \mathbf{u}^{(t,r)}\}$

- p.121、式(9.22)。西林孝様のご指摘に感謝いたします。

– 誤: $\|\mathbf{x}\|_p \equiv (|x_1|^p + |x_2|^p + \dots + |x_w|^p)^{1/p}$

– 正: $\|\mathbf{x}\|_p \equiv (|x_1|^p + |x_2|^p + \dots + |x_M|^p)^{1/p}$

Chapter 10

疎構造学習による異常検知

- p.133、式(10.7)。マイナスが抜けていました。

– 誤 :

$$r^{i,j} \equiv \frac{\Lambda_{i,j}}{\sqrt{\Lambda_{i,i}\Lambda_{j,j}}}$$

– 正 :

$$r^{i,j} \equiv -\frac{\Lambda_{i,j}}{\sqrt{\Lambda_{i,i}\Lambda_{j,j}}}$$

- p.136、式(10.9)。MAP方程式が (10.10)-(10.12) を与えるためには、 ρ に $1/2$ がついている必要がありました。また最終的な結果を出すためには N の依存性が打ち消し合う必要があります。南雄人様のご指摘に感謝します。

– 誤 :

$$p(\Lambda) = \frac{\rho}{2} \exp(-\rho \|\Lambda\|_1)$$

ここで $\|\Lambda\|_1$ は $\sum_{i,j=1}^M |\Lambda_{i,j}|$ により定義されます。 $1/\rho$ は尺度 (scale) と呼ばれるパラメーターで、... (8行ほど略) ... 式 (10.11) の右辺第3項はしばしば L_1 正則化 (L_1 regularization) 項と呼ばれます*6. この項の前の重み ρ は、今の文脈では異常検知性能を最大化するように決定することになります (1.4.3項参照) .

– 正 :

$$p(\Lambda) = \frac{\rho_0}{4} \exp\left(-\frac{\rho_0}{2} \|\Lambda\|_1\right)$$

ここで $\|\Lambda\|_1$ は $\sum_{i,j=1}^M |\Lambda_{i,j}|$ により定義されます。 $2/\rho_0$ は尺度 (scale) と呼ばれるパラメーターで、... (8行ほど略) ... 式 (10.11) の右辺第3項はしばしば L_1 正則化 (L_1 regularization) 項と呼ばれます*6. この項の前の重み $\rho \equiv \frac{\rho_0}{N}$ は、今の文脈では異常検知性能を最大化するように決定することになります (1.4.3項参照) .

- p.136、式(10.10)。正規分布の2つ目のパラメータは共分散行列とするのが普通ですので、精度行列 Λ を使った場合、 Λ^{-1} とすべきでした。南雄人様のご指摘に感謝します。

– 誤：

$$\Lambda^* = \arg \max_{\Lambda} \left\{ \ln p(\Lambda) \prod_{n=1}^N \mathcal{N}(\mathbf{x}^{(n)} | \mathbf{0}, \Lambda) \right\}$$

– 正：

$$\Lambda^* = \arg \max_{\Lambda} \left[\ln \left\{ p(\Lambda) \prod_{n=1}^N \mathcal{N}(\mathbf{x}^{(n)} | \mathbf{0}, \Lambda^{-1}) \right\} \right]$$

- p.137、式(10.14)。 $\tilde{\Lambda}^{-1}\tilde{\Lambda} = \tilde{\Lambda}\tilde{\Lambda}^{-1}$ および $\mathbf{W} = \mathbf{W}^T$ が成り立つので元の式は間違いではありませんが、掛け算を普通に実行した結果と食い違うので不思議に思った人がいるかもしれません。素直な結果に直しておきます。

– 誤：

$$\tilde{\Lambda}^{-1}\tilde{\Lambda} = \begin{pmatrix} \mathbf{W}\mathbf{L} + \mathbf{w}\mathbf{l}^T & \mathbf{W}\mathbf{l} + \lambda\mathbf{w} \\ \mathbf{l}^T\mathbf{W} + \lambda\mathbf{w}^T & \mathbf{w}^T\mathbf{l} + \sigma\lambda \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1_{M-1} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0}^T & 1 \end{pmatrix}$$

– 正：

$$\tilde{\Lambda}^{-1}\tilde{\Lambda} = \begin{pmatrix} \mathbf{W}\mathbf{L} + \mathbf{w}\mathbf{l}^T & \mathbf{W}\mathbf{l} + \lambda\mathbf{w} \\ \mathbf{w}^T\mathbf{L} + \sigma\mathbf{l}^T & \mathbf{w}^T\mathbf{l} + \sigma\lambda \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1_{M-1} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0}^T & 1 \end{pmatrix}$$

- p.139、式(10.24)。 β は太字の β であるべきでした。南雄人様のご指摘に感謝します。

– 誤：

$$\mathbf{w} = \mathbf{W}\beta$$

– 正：

$$\mathbf{w} = \mathbf{W}\beta$$

Chapter 11

密度比推定による異常検知

現時点で判明している誤植はありません。

Chapter 12

密度比推定による変化検知

現時点で判明している誤植はありません。