Python による異常検知

正誤表

| ページ | 該当箇所 | 誤 | 正 |
|---|---|---|---|
| vi | 目次 第 2 章 2.5 タイトル | 関数近似に基づく値異常検知 | 関数近似に基づく異常検知 |
| 11 | 1.1-2 章 第 1 段落 3 行目（下から 9 行目） | 多数のサンプルデータの入力セット$\boldsymbol{x}_i$とラベルセット$i$, $i = 1,2,3 \cdots N$がある場合 | 多数のサンプルデータの入力セット$\boldsymbol{x}_i$とラベルセット$\boldsymbol{d}_i$, $i = 1,2,3 \cdots N$がある場合 |
| 19 | 1 行目 | ① 目的の違い | 目的の違い |
| 23 | 図 1.6 右側 | 不正解：1 | 正解：1 |
| 23 | 第 2 段落 2 行目（上から 5 行目） | 訓練データ$\boldsymbol{x}_i$を用いて誤差関数の総和を最小になるように | 訓練データ$\boldsymbol{x}_i$を用いて誤差関数の総和が最小になるように |
| 24 | 図 1.7 下段 右から 2 番目 | $\varepsilon$-不感損失関数 | $\varepsilon$-不感誤差関数 |
| 26 | ① 第 1 段落 2 行目 | $x$は説明変数を、$n$は説明変数の数を表しています。 | $x$は説明変数を、$K$は説明変数の数を表しています。 |
| 27 | (b) 第 1 段落 2 行目 | さらに説明変数$x$を$f(x)$に拡張することによって | さらに説明変数$x$を$\varphi(x)$に拡張することによって |
| 30 | 第 2 段落 4 行目 | 誤差$\delta_i = f(x) - y_i \quad (\xi_i \geq 0)$を最小にするのが一般的です。 | 誤差$\delta_i = \lvert f(x_i) - y_i \rvert \quad (\delta_i \geq 0)$を最小にするのが一般的です。 |
| 30 | 第 3 段落 2 行目 | マージン $m_i = f(x)y_i = (wx_i + b)y_i$として展開することができるので | マージン $m_i = f(x_i)y_i = (wx_i + b)y_i$として展開することができるので |
| 30 | 式(13) | $max\,\{d\} = min\,\{\frac{1}{2}\lvert w\rvert\}$ <br> $\equiv min\,\{\frac{1}{2}\lvert w\rvert^2\}$ <br> $\equiv min\,\{\frac{1}{2}\lvert w\rvert^2 + C\sum_{I=1}^{N}\delta_i\}$ | $max[d] = min[\lvert w\rvert]$： <br> $\Leftrightarrow min\left[\frac{1}{2}\lvert w\rvert^2\right]$： <br> $\Leftrightarrow min\left[\frac{1}{2}\lvert w\rvert^2 + C\sum_{i=1}^{N}\delta_i\right]$ |
| 30 | 式(14) | $min\left\{\frac{1}{2}\lvert w\rvert^2 + C\sum_{i=1}^{N}\delta_i\right\}$ | $\min\left[\frac{1}{2}\lvert w\rvert^2 + C\sum_{i=1}^{N}\delta_i\right]$ |
| 33 | 式(22)と式(23) | $\min\{1, \max(0, 1 - m_i\}$ | $\min\{1, \max(0, 1 - m_i)\}$ |
| 35 | 式(25) | $0, \lvert\boldsymbol{\delta}_i\rvert \leq \varepsilon$ | $0, \lvert\boldsymbol{\delta}_i\rvert < \varepsilon$ |

| | | | |
|---|---|---|---|
| 35 | 式(25)後の 1 行目 | ここでは$\underline{\delta_i = f(x) - y_i}$とします。 | ここでは$\underline{\delta_i = f(x_i) - y_i}$とします。 |
| **ページ** | **該当箇所** | **誤** | **正** |
| 35 | (式 25) | $L = \begin{cases} 0, & \lvert\delta_i\rvert \leq \varepsilon \\ \lvert\delta_i\rvert - \varepsilon, & \lvert\delta_i\rvert \geq \varepsilon \end{cases}$ | $L = \begin{cases} 0, & \lvert\delta_i\rvert \leq \varepsilon \\ \lvert\delta_i\rvert - \varepsilon = \xi, & \lvert\delta_i\rvert \geq \varepsilon \end{cases}$ |
| 42 | (a) 第 2 段落 3 行目 | 重複ありで$m$個（$\underline{m <= n}$）のデータをランダムに抜き出して、 | 重複ありで$m$個（$\underline{m \leq n}$）のデータをランダムに抜き出して、 |
| 45 | 式(28) | $\sum_{i=}^{N} w_i^{(m-1)} \ldots$ | $\sum_{i=1}^{N} w_i^{(m-1)} \ldots$ |
| 46 | 図 1.24 上部の表　2 段目（両列） | $\sum_{i=}^{N} w_i^{(m-1)} \ldots$ | $\sum_{i=1}^{N} w_i^{(m-1)} \ldots$ |
| 46 | 図 1.24 上部の表　3 段目（左列） | $\gamma_m = \frac{\overline{e_m}}{1 -= \overline{e_m}}$ | $\gamma_m = \frac{\overline{e_m}}{1 - \overline{e_m}}$ |
| 46 | 図 1.24 上部の表　2 段目と 4 段目（両列） | $h^m(xi; a)$ | $h^m(x_i; a)$ |
| 46 | 最終行 | 係数$\gamma_i$を<u>規格</u>してから | 係数$\gamma_i$を<u>規格化</u>してから |
| 48 | 図 1.25 上部の表　4 段目と 5 段目 | $h^m(xi; a)$ | $h^m(x_i; a)$ |
| 48 | 2 行目 | 各データ$(x_i, y_i)$についての<u>損失</u>関数$L(y_i, F(x_i))$を小さくすることを考えましょう。 | 各データ$(x_i, y_i)$についての<u>誤差</u>関数$L(y_i, F(x_i))$を小さくすることを考えましょう。 |
| 49 | 式(35) | $F_{m_{m-1}}(X) + \gamma h^m(x_i; \alpha_m)$ | $F_m(X) = F_{m-1}(X) + \gamma h^m(x_i; \alpha_m)$ |
| 52 | 式(44) | $\frac{\sum_{i=1}^{N} g_i}{= \sum_{i=1}^{N} h_i + \lambda}$ | $\frac{\sum_{i=1}^{N} g_i}{\sum_{i=1}^{N} h_i + \lambda}$ |
| 53 | 式(46) | $ylnP$ | $ylnp$ |
| 55 | 式(48) | $(M, n, d_{new})$ | $(M, N, d_{new})$ |
| 55 | 式(49) | $\begin{bmatrix} x_{\pi_1{}^{(k)}(1)} & \cdots & x_{\pi_1{}^{(k)}(p)} \\ x_{\pi_2{}^{(k)}(1)} & \cdots & x_{\pi_1{}^{(k)}(p)} \\ \vdots & \cdots & x_{\pi_1{}^{(k)}(p)} \\ x_{\pi_N{}^{(k)}(1)} & \cdots & x_{\pi_1{}^{(k)}(p)} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} w_1 \\ w_1 \\ \vdots \\ w_p \end{bmatrix}$ | $\begin{bmatrix} x_{\pi_1{}^{(k)}(1)} & \cdots & x_{\pi_1{}^{(k)}(p)} \\ x_{\pi_2{}^{(k)}(1)} & \cdots & x_{\pi_2{}^{(k)}(p)} \\ \vdots & \cdots & \vdots \\ x_{\pi_N{}^{(k)}(1)} & \cdots & x_{\pi_N{}^{(k)}(p)} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_p \end{bmatrix}$ |
| 58 | 式(50)後 第 2 段落 3 行目 URL | https://www.kaggle.com/c/Merck Activity（スペースあり） | https://www.kaggle.com/c/MerckActivity（スペースなし） |
| 63 | 図 1.34 右 | 6 次元グラフの座標軸で、$p$軸が 2 つ存在 | 片方を$q$軸へ変更 |

| | | | |
|---|---|---|---|
| 66 | 式(58)、式(59、式(60)、式(61) | $F^t$ | $F^T$ |
| 66 | 最終行 | 共分散行列$XX^t$の固有関数行列です。 | 共分散行列$XX^T$の固有関数行列です。 |
| 67 | 第 1 段落 5 行目 | また、$X_i X_i^t$は式(64)の条件を満たしているので、 | また、$X_i X_i^T$は式(64)の条件を満たしているので、 |

| ページ | 該当箇所 | 誤 | 正 |
|---|---|---|---|
| 66 | 図 1.38 ① 下 | $XX^t$ | $XX^T$ |
| 66 | 図 1.38 ③ | $\begin{pmatrix} f_{11} & f_{21} & f_{31} & f_{41} & f_{51} & f_{61} \\ f_{12} & f_{22} & f_{33} & f_{44} & f_{55} & f_{66} \end{pmatrix}$ | $\begin{pmatrix} f_{11} & f_{21} & f_{31} & f_{41} & f_{51} & f_{61} \\ f_{12} & f_{22} & f_{32} & f_{42} & f_{52} & f_{62} \end{pmatrix}$ |
| 74 | 第 3 段落　2 行目 | t-SNE 手法では **Embeding**、 | t-SNE 手法では **Embedding**、 |
| 76 | 第 2 段落 4 行目 | それは **KL カルバック・ライブラー情報量**（**KL ダイバージェンス**)です。 | それは**カルバック・ライブラー情報量**（**KL ダイバージェンス**）です。 |
| 77 | 図 1.43 下部の数式 | $L = KL\{p_{ij}(2D), q_{ij}(1D)\} \to 0$<br>$zi \leftarrow zi + a\dfrac{\delta L}{\delta z_i}$ | $L = KL\{p_{ij}(2D)\|\|q_{ij}(1D)\} \to 0$<br>$z_i \leftarrow z_i + a\dfrac{\delta L}{\delta z_i}$ |
| 81 | 図 1.45 ネットワーク部分、右側ノードの一番下 | $y_3$ | $y_7$ |
| 81 | ②　の式 | $\begin{cases} = 1 & (i = i_{winner}) \\ = 0 & (i \neq i_{winner}) \end{cases}$ | $\begin{cases} 1 & (i = i_{winner}) \\ 0 & (i \neq i_{winner}) \end{cases}$ |
| 82 | 図 1.46 ネットワーク部分、右側ノードの一番下 | $c_7$ | $c_n$ |
| 85 | 式(84) 1 行目 | $\begin{cases} = 1 & (i = i_{winner}) \\ = 0 & (i \neq i_{winner}) \end{cases}$ | $\begin{cases} 1 & (i = i_{winner}) \\ 0 & (i \neq i_{winner}) \end{cases}$ |
| 86 | 第 1 段落 2 行目 | K 平均法の計算プロセスとまったく同じです。 | k 平均法の計算プロセスとまったく同じです。 |
| 88 | 図 1.50 (c) Resampling 部分 | $x_1^{resampe}$ | $x_1^{resample}$ |
| 88 | 第 3 段落 1 行目 | 規格された尤度関数を重み$w$として定義します。 | 規格化された尤度関数を重み$w$として定義します。 |
| 94 | 第 2 段落 2 行目 | 1.4 節で説明した主成分分析や K 平均法、 | 1.4 節で説明した主成分分析や k 平均法、 |
| 95 | 式(1) | $\alpha = -\ln\,(p(x'\|D, \theta)$ | $\alpha = -\ln\,(p(x'\|D, \theta))$ |

| | | | |
|---|---|---|---|
| 95 | | この$\mu$はデータの平均値、$\sigma$はデータの分散値として知られています | この$\mu$はデータの平均値、$\sigma^2$はデータの分散値として知られています |
| 96 | | ただし、式 (2) の分母には分散$\sigma$が入っています。分散$\sigma$の効果は、同図の左側のグラフに示しています。たとえば分散$\sigma$が小さい場合では、データの正規分布も異常度$\alpha$の分布も鋭くなります。直感的にいうと、平均との距離$\lvert x-\mu \rvert$が同じである 2 つのデータ点に関しては、小さい分散$\sigma$をもつデータの異常度$\alpha$が高いという結果になります。これは数学的に式 (2) で検証すれば自明なことです。 | ただし、式 (2) の分母には分散$\sigma$が入っています。分散$\sigma^2$の効果は、同図の左側のグラフに示しています。たとえば分散$\sigma^2$が小さい場合では、データの正規分布も異常度$\alpha$の分布も鋭くなります。直感的にいうと、平均との距離$\lvert x-\mu \rvert$が同じである 2 つのデータ点に関しては、小さい分散$\sigma^2$をもつデータの異常度$\alpha$が高いという結果になります。これは数学的に式 (2) で検証すれば自明なことです。 |
| 103 | 式(11) | $-\ln\left(p(\boldsymbol{x}' \mid D, \theta\right)$ | $-\ln\left(p(\boldsymbol{x}' \mid D, \theta)\right)$ |
| 103 | 式(11)後 1 行目 | 式(11)において、$\Sigma$は分散行列であり、 | 式(11)において、$\Sigma$は共分散行列であり、 |
| 103 | 最終行 | 分散行列を下記の 3 種類と仮定します。 | 共分散行列を下記の 3 種類と仮定します。 |
| 104 | ① タイトル | 分散行列 1 | 共分散行列 1 |
| 104 | 式(12)後 1 行目 | 分散行列の対角要素は定数 1 になっているので、 | 共分散行列の対角要素は定数 1 になっているので、 |

| ページ | 該当箇所 | 誤 | 正 |
|---|---|---|---|
| 104 | 式(14) | $\alpha(\boldsymbol{S}_1) = \{(s_1{}^X - u^X)^2 + \left(S_1{}^Y - u^Y\right)^2 + \cdots \left(S_1{}^T - u^T\right)^2$ | $\alpha(\boldsymbol{S}_1) = \{\left(S_1{}^X - u^X\right)^2 + \left(S_1{}^Y - u^Y\right)^2 + \cdots \left(S_1{}^T - u^T\right)^2\}$ |
| 104 | 式(15) | $\alpha(S_2) = \{(s_2{}^X - u^X)^2 + \left(S_2{}^Y - u^Y\right)^2 + \cdots \left(S_2{}^T - u^T\right)^2\}$ | $\alpha(\boldsymbol{S}_2) = \{\left(S_2{}^X - u^X\right)^2 + \left(S_2{}^Y - u^Y\right)^2 + \cdots \left(S_2{}^T - u^T\right)^2\}$ |
| 104 | ②タイトル | 分散行列 2 | 共分散行列 2 |
| 104 | 式(16)後 1 行目 | 分散行列の逆行列は、 | 共分散行列の逆行列は、 |

| | | | |
|---|---|---|---|
| 104 | 式(18) | $\alpha(\boldsymbol{S}_1)=\left\{\frac{(\bar{s}_1^X)^2}{a}+\frac{(\bar{s}_1^Y)^2}{b}+\frac{(\bar{s}_1^Z)^2}{c}+\frac{(\bar{s}_1^T)^2}{d}\right\}$ | $\alpha(\boldsymbol{S}_1)=\left\{\frac{(\bar{S}_1^X)^2}{a}+\frac{(\bar{S}_1^Y)^2}{b}+\frac{(\bar{S}_1^Z)^2}{c}+\frac{(\bar{S}_1^T)^2}{d}\right\}$ |
| 104 | 式(19) | $\alpha(S_2)=\left\{\frac{(\bar{s}_2^X)^2}{a}+\frac{(\bar{s}_2^Y)^2}{b}+\frac{(\bar{s}_2^Z)^2}{c}+\frac{(\bar{s}_2^T)^2}{d}\right\}$ | $\alpha(\boldsymbol{S}_2)=\left\{\frac{(\bar{S}_2^X)^2}{a}+\frac{(\bar{S}_2^Y)^2}{b}+\frac{(\bar{S}_2^Z)^2}{c}+\frac{(\bar{S}_2^T)^2}{d}\right\}$ |
| 105 | ③タイトル | 分散行列 3 | 共分散行列 3 |
| 105 | 1 行目 | 以下の構造を持つ分散行列が多くみられます。 | 以下の構造を持つ共分散行列が多くみられます。 |
| 105 | 式(20)後 1 行目 | 分散行列の逆行列を簡単に計算することはできません。 | 共分散行列の逆行列を簡単に計算することはできません。 |
| 105 | 図 2.8 後 1 行目 | 算出した分散行列Σと、 | 算出した共分散行列Σと、 |
| 106 | 第 4 段落 3 行目 | 分散行列の逆行列は np.linalg.inv()を用いて簡単に計算することができます。 | 共分散行列の逆行列は np.linalg.inv()を用いて簡単に計算することができます。 |
| 107 | 式(24) | $SN \equiv 10\log 10\{\dots\}$ | $SN \equiv 10\log_{10}\{\dots\}$ |
| 108 | 式(25) | $SN = 10\log 10\{\dots\}$ | $SN = 10\log_{10}\{\dots\}$ |
| P111 | 式(26) | $\alpha=\frac{1}{k}\frac{\sum_{i=1}^{k}\lvert -q_i\rvert}{\sum_{i=1}^{N}\lvert q_{i,k}-x_i\rvert}$ | $\alpha=\frac{1}{k}\frac{\sum_{i=1}^{k}\lvert p-q_i\rvert}{\sum_{i=1}^{N}\lvert q_{i,k}-x_i\rvert}$ |
| 117 | 式(29) | $\alpha(x)=-ln\left\{\sum_{k=1}^{K}\pi_k N\{x\lvert\mu_K,\Sigma_k\right\}$ | $\alpha(x)=-ln\left\{\sum_{k=1}^{K}\pi_k N\{x\lvert\mu_k,\Sigma_k\}\right\}$ |
| 117 | 式(29)後　1 行目 | ここでの$\pi_k,\underline{\mu_K},\Sigma_k$はそれぞれ、 | ここでの$\pi_k,\underline{\mu_k},\Sigma_k$はそれぞれ、 |
| 118, 119 | 式(31)、式(32)、式(33) | $F^t FX$ | $F^T FX$ |
| 121 | 2.5 章　タイトル | 関数近似に基づく値異常検知 | 関数近似に基づく異常検知 |
| 121, 123 | 最下部　2.5 章　タイトル | 関数近似に基づく値異常検知 | 関数近似に基づく異常検知 |
| 122 | 式(43)後 1 行目 | ここで、$\underline{\delta_i = f(x) - d_i \quad (\xi_i \geq 0)}$、 | ここで、$\underline{\delta_i = f(x_i) - d_i \quad (\delta_i \geq 0)}$、 |
| 124 | 式(48) | $\alpha(X_{test}) == [\alpha(X_{test}) - \tilde{f}(X_{test})]^2$ | $\alpha(X_{test}) = [\alpha(X_{test}) - \tilde{f}(X_{test})]^2$ |
| 126 | 図 2.16 要素①の式 | $N_{止\to正}^{予} = 15$ | $N_{正\to正}^{予} = 15$ |

| ページ | 該当箇所 | 誤 | 正 |
|---|---|---|---|
| 133, 135 | 図 2.19 と図 2.20 下のグラフ | Aread under Curve (AUC) | Area Under Curve (AUC) |
| 141 | 図 3.1 $x_4$における観測値 | $y_s(x_1)$ | $y_s(x_4)$ |

| | | | |
|---|---|---|---|
| 143 | ①　(2) 1 行目 | 時系列サンプル観測値$y(t)y(t)$の分散は、 | 時系列サンプル観測値$y(t)$の分散は、 |
| 143 | ①　(3) 1 行目 | 時系列サンプル観測値$y(t)y(t)$と | 時系列サンプル観測値$y(t)$と |
| 144 | ②　(2) 2 行目 | 残差に対する偏自己相関（ACF）があります。 | 残差に対する偏自己相関（PACF）があります。 |
| 160 | 3.2-4 章 第 3 段落 1 行目 | 事前に決めなければいけないハイパーパラメータ$(p,q)$が 3 つありますが、 | 事前に決めなければいけないハイパーパラメータは$(p,q)$の 2 つがありますが、 |
| 164 | 式(20) 1 行目 | $\Delta^1 s_t = s_t - s_t$ | $\Delta^1 s_t = s_t - s_{t-1}$ |
| 174 | 式(28) | $\hat{x}_t = (1-k)\hat{x}_{\bar{t}} + k_t \cdot x_t$ | $\hat{x}_t = (1-k_t)\hat{x}_{\bar{t}} + k_t \cdot x_t$ |
| 176 | 式(40) | $\sigma^2{}_{\hat{x}_t} = (1-k)(a^2\sigma^2{}_{\hat{x}_{t-1}} + g^2\tau^2)$ | $\sigma^2{}_{\hat{x}_t} = (1-k_t)(a^2\sigma^2{}_{\hat{x}_{t-1}} + g^2\tau^2)$ |
| 177 | 図 3.22 時刻$= t+1$部分 | $\hat{x}_{\bar{t}+1} = a\hat{x}_t = d = g\epsilon_t$ | $\hat{x}_{\bar{t}+1} = a\hat{x}_t + d + g\epsilon_{t+1}$ |
| 178 | 式(53)後 1 行目 | カルマンケインおよび分散の更新は、 | カルマンゲインおよび分散の更新は、 |
| 179 | 式(60)後 1 行目 | 時刻$t$におけるフィルタリングとカルマンケイン、 | 時刻$t$におけるフィルタリングとカルマンゲイン、 |
| 190 | 図 3.28 2 段目 タイトル | SVM | SVR |
| 191 | 第 2 段落 7 行目(下から 3 行目) | このことはランダムフォレスと同じ種類の手法、 | このことはランダムフォレストと同じ種類の手法、 |
| 193 | 第 1 段落と ADF 検定結果 | 文章と結果が異なっている（文章は 151 ページのコピー？） | ? |
| 194 | リスト 3.25　189 行目 | pyplot.show() | plt.show() |
| 196 | 式(67) | $\alpha(X_t) = \left\lvert X_t - \tilde{X}_t(In - sample) \right\rvert$ | $\alpha(X_t) = \left\lvert X_t - \tilde{X}_t(In\_sample) \right\rvert$ |
| 197 | 式(68) | $\alpha(X_t) = \left\lvert X_t - \tilde{X}_t(Out - sample) \right\rvert$ | $\alpha(X_t) = \left\lvert X_t - \tilde{X}_t(Out\_sample) \right\rvert$ |
| | | | |
| 207 | 2　第 1 段落 2 行目 | それぞれ$K=1$と$K>1$の概念図を示しています。 | それぞれ$k=1$と$k>1$の概念図を示しています。 |
| 218 | 図 3,49 (c) タイトル | Jinear_Regression | Linear_Regression |
| 222 | リスト 4.1 タイトル | AutoEncoder.ipynb | AutoEncoder.py |
| **ページ** | **該当箇所** | **誤** | **正** |
| 224 | リスト 4.3 タイトル | AutoEncoder.ipynb | AutoEncoder.py |
| 231 | リスト 4.5 タイトル | anoGAN.ipynb | anoGAN.py |

| | | | |
|---|---|---|---|
| 233 | STEP4 タイトル | 損失の導入 | 誤差関数の導入 |
| 233 | 第 1 段落 4 行目 | 次の 2 つの損失を導入します。 | 次の 2 つの誤差関数を導入します。 |
| 234 | リスト 4.6 タイトル | anoGAN.ipynb | anoGAN.py |
| 235 | 4.1-4 章 第 2 段落 1 行目 | 長さ$\boldsymbol{d}$の時系列データから、次の$\boldsymbol{l}$個の観測値を予測する LSTM を学習します。図 4.12 は、$\boldsymbol{d}=2,\boldsymbol{l}=1$の場合です。 | 長さ$d$の時系列データから、次の$l$個の観測値を予測する LSTM を学習します。図 4.12 は、$d=2,l=1$の場合です。 |
| 236 | STEP1 第 1 段落 1 行目 | LSTM は長さ$\boldsymbol{d}$の時系列データから次の$\boldsymbol{l}$個を予測するので、 | LSTM は長さ$d$の時系列データから次の$l$個を予測するので、 |
| 236 | STEP1 第 1 段落 4 行目 | 今回は$\boldsymbol{d}=10,\boldsymbol{l}=3$としてデータセットを生成します。 | 今回は$d=10,l=3$としてデータセットを生成します。 |
| 236 | リスト 4.7 タイトル | LSTM.ipynb | LSTM.py |
| 237 | STEP2 第 2 段落 1 行目 | テストデータの損失関数の値をそれぞれプロットし、 | テストデータの誤差関数の値をそれぞれプロットし、 |
| 237 | リスト 4.8 タイトル | LSTM.ipynb | LSTM.py |
| 240 | 第 1 段落 2 行目 | $\boldsymbol{M}$次元正規分布にフィッティングした最尤推定量の値は、 | $M$次元正規分布にフィッティングした最尤推定量の値は、 |
| 240 | リスト 4.9 タイトル | LSTM.ipynb | LSTM.py |
| 241 | リスト 4.10 タイトル | LSTM.ipynb | LSTM.py |
| 260 | 索引 E 3 行目 | Embeding | Embedding |
| 260 | 索引 K 2 行目 | Kl カルバック・ライブラー情報量 | カルバック・ライブラー情報量 |

P 193

修正前

以下は ADF 検定結果です。P 値が非常に大きいので、サンプルデータは非定常性をもつことが示唆されます。さらに ADF 統計値のー 0.77346I は、すべての臨界値 (Critical Values) より大きくなっており、非定常性であることが示唆されます。

---------------------------------------------------------------------------------------------

ADF Statistic: -3.105539　P-value: 0.026146

Critical Values:　1%: -3.448　5%: -2.869　10%: -2.571

---------------------------------------------------------------------------------------------

修正後

以下は ADF 検定結果です。P 値が 0.026146 となっています。この数値は非常に微妙です。仮に基準の P 値が 0.05 とすれば単位根過程という帰無仮説は棄却されるので、単位根過程ではないとみなすことができます。しかし基準の P 値が 0.01 とすると、単位根過程という帰無仮説は棄却できません。ADP 統計値も同じ傾向を示しています。臨界値を 5%とした場合は、ADF 統計値の-3.105539 が臨界値を下回るので、定常性であるとみなせますが、臨界値を 1%とした場合は、ADF 統計値のほうが臨界値を上回るので、定常性ではなく非定常性であることが示唆されます。

P 214

（修正前）

また、証明は省略しますが、$\Sigma_{5\times5}$ の要素 $\sigma$ の値は A の固有値の平方根となり、数値 1 より小さくなります。特異スペクトル変換法は最大特異値である $\sigma_1$ を用いて、異常度を以下のように定義しています。

$$\alpha = 1 - \sigma_1^2 \tag{82}$$

（修正後）

また、証明は省略しますが、$\Sigma_{5\times5}$の要素$\sigma$の値は A の固有値の平方根となり、数値 1 より小さくなります。誤差関数とのつながりから、式(78)の単位行列$I$を正解とみなせば、異常度は正解との誤差から定義することができます。ただし、式(80)は複数個の特異値を持つので、文献[33]で紹介した複数個の特異値の中の最大特異値である$\sigma_1$を用いて、以下のように異常度を計算します。

$$\alpha = 1 - \sigma_1^2$$