

統計学 One Point 3

「最小二乗法・交互最小二乗法」

正 誤 表

第 1 章 最小二乗法

【21 ページ】

下から 4 行目

(誤) 任意の $p \times 1$ ベクトル \mathbf{u} を用いて

(正) 任意の $p \times 1$ ベクトル \mathbf{u} ($\neq \mathbf{0}$) を用いて

【31 ページ】

上から 3 行目

(誤) $z = 62.06$

(正) $z = 62.01$

【32 ページ】

上から 11 行目

(誤) の重心は (\bar{x}, \bar{y}) なので

(正) の重心は $a_1\bar{x} + a_2\bar{y}$ なので

【33 ページ】

上から 8 行目 と 下から 6 行目

(誤)
$$\lambda = \frac{(s_x^2 + s_y^2) \pm \sqrt{(s_x^2 - s_y^2)^2 - 4s_{xy}^2}}{2}$$

(正)
$$\lambda = \frac{(s_x^2 + s_y^2) \pm \sqrt{(s_x^2 - s_y^2)^2 + 4s_{xy}^2}}{2}$$

下から 2 行目～34 ページの上から 2 行目

(誤) $s_{xy} = 12.143$ より, $\lambda_1 = 28.974$ となり, $a_1 = 0.8359$, $a_2 = 0.5489$ となる. したがって, 主成分得点は, $z_i = 0.8359x_i + 0.5489y_i$ で求められる. また, x - y 平面上の直線の方程式は, $0.5489x - 0.8359y + 2.269 = 0$, すなわち, $y = 0.6567x + 2.715$ となり,

(正) $s_{xy} = 10.625$ より, $\lambda_1 = 27.597$ となり, $a_1 = 0.8496$, $a_2 = 0.5275$ となる. したがって, 主成分得点は, $z_i = 0.8496x_i + 0.5275y_i$ で求められる. また, x - y 平面上の直線の方程式は, $0.5275x - 0.8496y + 2.580 = 0$, すなわち, $y = 0.6209x + 3.037$ となり,

(s_x^2 と s_y^2 には標本分散 (分母がサンプルサイズ) として求めた値を使い, s_{xy} には不偏分散 (分母がサンプルサイズ -1) として求めた値を使っていました. どちらかに統一されていれば問題なかったのですが, この不整合のために, λ_1 以降の値が違っていました. なお, 図 1.11～図 1.13 は正しく描けています.)

第 2 章 交互最小二乗法

【39 ページ】

下から 1 行目

(誤) $\beta_1 = \beta_1^*$, $c = c^*$ と固定し,

(正) $\beta_0 = \beta_0^*$, $\beta_1 = \beta_1^*$ と固定し,

【41 ページ】

図 2.1

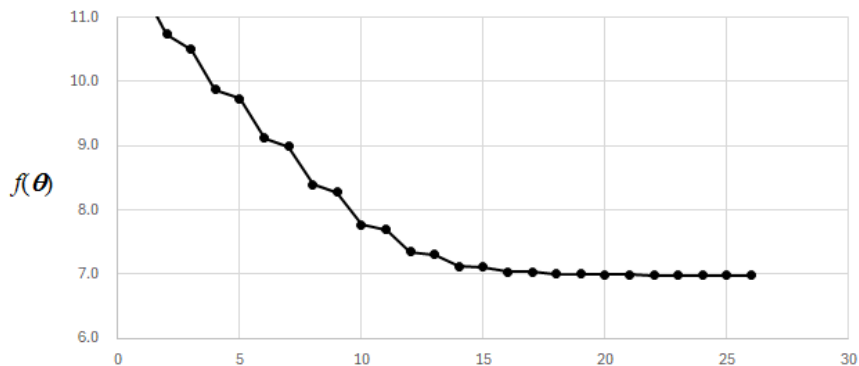


図 2.1 の縦軸の目盛が正しくありませんでした。

図 2.1 のキャプション

(誤) 横軸の偶数はステップ [S2] の終了時, 奇数は [S3] の終了時に対応

(正) 横軸の奇数はステップ [S2] の終了時, 偶数はステップ [S3] の終了時に対応

下から 2 行目

(誤) ステップ 25 で反復を打ち切ると, $\beta_0^* = 3.255$

(正) ステップ 26 で反復を打ち切ると, $\beta_0^* = 3.256$

【42 ページ】 _____

上から 2 行目

(誤) と表し, $\theta_r^{[t]} = [\theta_1^{[t]T}, \dots,$

(正) と表し, $\theta^{[t]} = [\theta_1^{[t]T}, \dots,$
(添え字の r が不要でした。)

【48~50 ページ】 _____

2.2.3 節全部と 2.2.4 節の最初の 8 行目まで

(誤) 一部, 説明におかしなところがありましたので, (正) のようにあらためたいと思います。

(正) 6~8 ページに掲載した差し替え文でご確認ください。

【53 ページ】 _____

下から 4 行目

(誤) および, 0 以上 1 以下の

(正) および, $0 < \alpha < 1$ の

【60 ページ】 _____

上から 13 行目

(誤) 2.2.2 項に記した

(正) 2.3.2 項に記した

【61 ページ】 _____

図 2.6 の (A) の C の表

	C	
(誤)	c_1	-1.00 0.80
	c_2	1.14 0.20
	c_3	-1.10 -0.75

	C	
(正)	c_1	-1.00 0.80
	c_2	1.14 0.20
	c_3	-0.10 -0.75

【63 ページ】

上から 2 行目～3 行目

(誤) $g_k(0) < 0, \lim_{\lambda_l \rightarrow \infty} g_k(\lambda_k) = \infty, \lim_{\lambda_l \rightarrow -\infty} g_k(\lambda_k) = \infty$

(正) $g_l(0) < 0, \lim_{\lambda_l \rightarrow \infty} g_l(\lambda_l) = \infty, \lim_{\lambda_l \rightarrow -\infty} g_l(\lambda_l) = \infty$

上から 7 行目

(誤) $\lambda_l = \arg \min_{1 \leq u \leq 4} g_l(\lambda_{lu}^*)$

(正) $\lambda_l = \arg \min_{1 \leq u \leq 4} \eta_l(\lambda_{lu}^*)$

【64 ページ】

図 2.7 の [S3]

(誤) 関数 (2.36) を求める.

(正) 行列 (2.45) を求める.

【69 ページ】

下から 5 行目

(誤) $(p \times (p + m))$ であり,

(正) $((p + m) \times (p + m))$ であり,

【71 ページ】

上から 11 行目

(誤) $\text{tr} \mathbf{X}^T \mathbf{X} + n \text{tr} \mathbf{\Lambda} \mathbf{\Lambda}^T + n \text{tr} \mathbf{\Psi}^2 - 2 \text{tr} \mathbf{X}^T \mathbf{F} \mathbf{\Lambda} - 2 \text{tr} \mathbf{X}^T \mathbf{U} \mathbf{\Psi}$

(正) $\text{tr} \mathbf{X}^T \mathbf{X} + n \text{tr} \mathbf{\Lambda} \mathbf{\Lambda}^T + n \text{tr} \mathbf{\Psi}^2 - 2 \text{tr} \mathbf{X}^T \mathbf{F} \mathbf{\Lambda}^T - 2 \text{tr} \mathbf{X}^T \mathbf{U} \mathbf{\Psi}$

【72 ページ】

下から 4 行目

(誤) 降順

(正) 昇順

第3章 関連する研究と計算環境

【82 ページ】

上から7行目～9行目

(誤) 当然,

$$\|\dot{\theta}^{[T']} - \theta^{\sigma[T]}\|^2 < \delta$$

である.

(正) **ここで,**

$$\|\dot{\theta}^{[T']} - \theta^{\sigma[T]}\|^2 < 2\delta$$

となっているはずである.

(「当然」という表現を使いましたが、厳密な数学的議論に基づくものではありませんので、このように言い直しを変えたいと思います。)

【85 ページ】

下から11行目

(誤)

$$\text{vec}\mathbf{X}(\mathbf{Q}) = [\mathbf{G}_1\mathbf{q}_1^\top, \dots, \mathbf{G}_p\mathbf{q}_p^\top]^\top$$

(正)

$$\text{vec}\mathbf{X}(\mathbf{Q}) = [(\mathbf{G}_1\mathbf{q}_1)^\top, \dots, (\mathbf{G}_p\mathbf{q}_p)^\top]^\top$$

【87 ページ】

下から5行目

(誤) 2桁も一致していない

(正) **小数点以下**2桁も一致していない

2.2.3 最適尺度法

非計量 ALS 法の提案者は、カテゴリーに得点を与える Q ステップを指して、特に**最適尺度法** (optimal scaling) とよんでいるが (例えば, ?), この呼称には、「離散変数のカテゴリーカルなデータの背後には連続的な尺度が潜在し、データから、背後の尺度上の値 q_{jk} を同定する行為が Q ステップである」という意味合いがある。なお, ?, ?らは、Q ステップを**最適得点化** (optimal scoring) とよんでいる。

さて、NCA の Q ステップで求めるべきパラメータは \mathbf{q}_j ($j = 1, \dots, p$) であるが、式 (2.10) からわかるように、 \mathbf{q}_j が現れるのは、式 (2.10) の右辺から加算記号を除いた $f_j(\mathbf{q}_j) = \|\mathbf{G}_j \mathbf{q}_j - \mathbf{F} \mathbf{a}_j\|^2$ だけである。このことは、最適な \mathbf{q}_j を求めるためには、 $f_j(\mathbf{q}_j)$ だけを考慮すればよいことを表す。さらに、

$$\mathbf{r}_j = \mathbf{D}_j^{-1} \mathbf{G}_j^\top \mathbf{F} \mathbf{a}_j \quad (2.15)$$

を用いて、 $f_j(\mathbf{q}_j)$ は $\|\mathbf{G}_j \mathbf{q}_j - \mathbf{F} \mathbf{a}_j\|^2 = \|\mathbf{G}_j \mathbf{r}_j - \mathbf{F} \mathbf{a}_j\|^2 + (\mathbf{q}_j - \mathbf{r}_j)^\top \mathbf{D}_j (\mathbf{q}_j - \mathbf{r}_j)$ のように分割され、右辺で \mathbf{q}_j に関するものは、簡潔な関数

$$g_j(\mathbf{q}_j) = (\mathbf{q}_j - \mathbf{r}_j)^\top \mathbf{D}_j (\mathbf{q}_j - \mathbf{r}_j) \quad (2.16)$$

だけである。以上より、Q ステップでは、 $j = 1, \dots, p$ のそれぞれについて、 \mathbf{q}_j に課される**制約条件のもと**で関数 (2.16) を最小にする \mathbf{q}_j を求めればよい。

$\mathbf{J} = \mathbf{I}_n - n^{-1} \mathbf{1}_n \mathbf{1}_n^\top$ とおくと、上記の最小化が、ベクトル $\mathbf{J} \mathbf{G}_j \mathbf{q}_j$ と $\mathbf{J} \mathbf{G}_j \mathbf{r}_j$ の余弦

$$\cos_j(\mathbf{q}_j) = \frac{\mathbf{r}_j^\top \mathbf{G}_j^\top \mathbf{J}^\top \mathbf{J} \mathbf{G}_j \mathbf{q}_j}{\sqrt{\mathbf{r}_j^\top \mathbf{G}_j^\top \mathbf{J}^\top \mathbf{J} \mathbf{G}_j \mathbf{r}_j} \sqrt{\mathbf{q}_j^\top \mathbf{G}_j^\top \mathbf{J}^\top \mathbf{J} \mathbf{G}_j \mathbf{q}_j}} \quad (2.17)$$

の最大化と同等であることが、次のように示される。条件 (2.12) の**右の式** $\mathbf{q}_j^\top \mathbf{D}_j \mathbf{q}_j = n$ を考慮すると、関数 (2.16) は $g_j(\mathbf{q}_j) = n - 2\mathbf{r}_j^\top \mathbf{D}_j \mathbf{q}_j + \mathbf{r}_j^\top \mathbf{D}_j \mathbf{r}_j$ と書き換えられ、条件 (2.12) のもとでの関数 (2.16) の最小化と $g_j^\#(\mathbf{q}_j) = \mathbf{r}_j^\top \mathbf{D}_j \mathbf{q}_j = \mathbf{r}_j^\top \mathbf{G}_j^\top \mathbf{J}^\top \mathbf{J} \mathbf{G}_j \mathbf{q}_j$ の最大化の同等性が示される。さらに、

条件 (2.12) の左の $\mathbf{1}_n^\top \mathbf{G}_j \mathbf{q}_j = 0$ と同等である $\mathbf{J} \mathbf{G}_j \mathbf{q}_j = \mathbf{G}_j \mathbf{q}_j$ を用いて, $g_j^\#(\mathbf{q}_j) = \mathbf{r}_j^\top \mathbf{G}_j^\top \mathbf{J}^\top \mathbf{J} \mathbf{G}_j \mathbf{q}_j$ と表せるとともに, 条件 (2.12) の右の式は $\mathbf{q}_j^\top \mathbf{G}_j^\top \mathbf{G}_j \mathbf{q}_j = \mathbf{q}_j^\top \mathbf{G}_j^\top \mathbf{J}^\top \mathbf{J} \mathbf{G}_j \mathbf{q}_j = n$ と書き換えられ, これは, ベクトル $\mathbf{J} \mathbf{G}_j \mathbf{q}_j$ の長さが一定であることを示す. 以上に加えて $\mathbf{r}_j^\top \mathbf{G}_j^\top \mathbf{J}^\top \mathbf{J} \mathbf{G}_j \mathbf{r}_j$ は \mathbf{q}_j に関係ない定数であるので, 関数 (2.16) の最小化と関数 (2.17) の最大化の同等性が示される. ここで, 関数 (2.17) は, ベクトル $\mathbf{J} \mathbf{G}_j \mathbf{q}_j$ が $\mathbf{J} \mathbf{G}_j \mathbf{r}_j$ と同じ方向に伸びるとき, つまり, $\mathbf{J} \mathbf{G}_j \mathbf{q}_j = \alpha_j \mathbf{J} \mathbf{G}_j \mathbf{r}_j$, ただし, $\alpha_j > 0$ のときに最大化される. ここで,

$$\alpha_j = \frac{\sqrt{n}}{\sqrt{\mathbf{r}_j^\top \mathbf{G}_j^\top \mathbf{J}^\top \mathbf{J} \mathbf{G}_j \mathbf{r}_j}} \quad (2.18)$$

とおけば, 条件 (2.12) の右の式は満たされる. 変数 j が名義尺度の場合には, カテゴリー得点に課されるべき条件は, (2.12) 以外にはなく, (2.12) の左の式と $\mathbf{J} \mathbf{G}_j \mathbf{q}_j = \alpha_j \mathbf{J} \mathbf{G}_j \mathbf{r}_j$ を満たす \mathbf{q}_j が解となる. これは,

$$\mathbf{q}_j = \alpha_j \left[\mathbf{r}_j - \frac{1}{n} \mathbf{1}_{K_j} \mathbf{1}_n^\top \mathbf{G}_j \mathbf{r}_j \right] \quad (2.19)$$

によって与えられる. 変数 j のカテゴリーが順序変数で, 番号が $1, \dots, K_j$ の昇順で大きな値に対応するというときには,

$$q_{j1} \leq \dots \leq q_{jK_j} \quad (2.20)$$

という制約条件が付加される. これと条件 (2.12) のもとで関数 (2.16) を最小にする \mathbf{q}_j は, 単調回帰法とよばれる方法によって, \mathbf{r}_j を $\mathbf{r}_j^\#$ ($K_j \times 1$) に変換し, $\mathbf{r}_j^\#$ を式 (2.18), (2.19) の \mathbf{r}_j に代入することによって求められる. 単調回帰の理論は紙面の制約から引用文献の??, ?に譲り, \mathbf{r}_j を $\mathbf{r}_j^\#$ に変換するアルゴリズムだけを図 2.2 に記す. このアルゴリズムは, ?にならったものである.

2.2.4 非計量主成分分析の適用例

まず, 2.2.2 節と前節の結果をまとめた NCA のアルゴリズムを次にリストしておく.

[S1] \mathbf{F} , \mathbf{A} の初期値を求める.

単調回帰法

ベクトル (2.15) の第 k 要素を r_{jk} , 求めるべき $\mathbf{r}_j^\#$ の第 k 要素を $r_{jk}^\#$, \mathbf{D}_j の第 k 対角要素を d_{jk} と表すと, r_{jk} の $r_{jk}^\#$ への変換は, 次のステップを通して達成できる.

[S1] $r_{j1}^\# = r_{j1}$ とおく.

[S2] $r_{j1}^\#, \dots, r_{j,k-1}^\#$ が求められたとする. $r_{jk}^\#$ に仮の値 r_{jk} を与える.

[S3] $r_{jk}^\# \geq r_{j,k-1}^\#$ のとき, $r_{jk}^\# = r_{jk}$ と定め, $k := k + 1$ として [S2] に移る.

[S4] $r_{jk}^\# < r_{j,k-1}^\#$ のとき,

$$\bar{r}_{jk} = \frac{1}{d_{jk} + \sum_{l=1}^L d_{j,k-l}} \left(d_{jk} r_{jk} + \sum_{l=1}^L d_{j,k-l} r_{j,k-l} \right) \geq r_{j,k-L-1}^\#$$

を満たす最小の $L (= 1, \dots, k-2)$ が見つければ, $r_{j,k-L}^\# = \dots = r_{jk}^\# = \bar{r}_{jk}$ とおき, 見つからなければ, $r_{j1}^\# = \dots = r_{jk}^\# = \bar{r}_{jk}$ とおく.

[S5] $k = K_j$ であれば, 終了する.

(求めた $\mathbf{r}_j^\#$ を式 (2.18), (2.19) の \mathbf{r}_j に代入して \mathbf{q}_j を求める.)

Figure 2.2: 単調回帰法のアルゴリズム

[S2] $j = 1, \dots, p$ のそれぞれについて, 以下のことを行う. 変数 j が名義変数のときは, \mathbf{q}_j を式 (2.19) で求め, 順序変数のときは, 図 2.2 のように $\mathbf{r}_j^\#$ を求めた後, 式 (2.18), (2.19) の \mathbf{r}_j に代入して \mathbf{q}_j を求める.

[S3] 式 (2.14) より \mathbf{F} , \mathbf{A} を求める.

[S4] 収束していれば終了し, 収束していなければ [S2] に戻る.