

信号処理のための線形代数入門—修正表
(2019年11月20日初版1刷)

1. P1, 1.1.1 項の 1 行目 (赤字のように修正)
 M 個の行と N 個の列からなる数の並び
2. P53, 8 行目 (赤字のように修正)
 行列 A ($A \in \mathbb{R}^{M \times M}$) が直交行列であれば,
3. P55, 8 行目 (赤字のように修正)
 さらに, 行列 $V = [V_r, V_{N-r}]$ は直交行列であるので

4. P75, 10 行目と 11 行目 (以下のように修正)

[修正前]

$$\mathbf{0} = (\mathbf{b} - \mathbf{b}_Q)^T \mathbf{q}_1 + (\mathbf{b} - \mathbf{b}_Q)^T \mathbf{q}_2 + \cdots + (\mathbf{b} - \mathbf{b}_Q)^T \mathbf{q}_k$$

を得る. 上式は...

↓

[修正後]

$$\mathbf{0} = [(\mathbf{b} - \mathbf{b}_Q)^T \mathbf{q}_1] \mathbf{q}_1 + [(\mathbf{b} - \mathbf{b}_Q)^T \mathbf{q}_2] \mathbf{q}_2 + \cdots + [(\mathbf{b} - \mathbf{b}_Q)^T \mathbf{q}_k] \mathbf{q}_k$$

を得る. $\mathbf{q}_1, \dots, \mathbf{q}_k$ の線形独立性を考慮すれば, 上式は...

5. p85, 13 行 (以下のように修正)

$$\tilde{\mathbf{x}} \ll \sum_{j=1}^R \frac{(\mathbf{u}_j^T \boldsymbol{\varepsilon})}{\gamma_j} \mathbf{v}_j \quad \rightarrow \quad \|\tilde{\mathbf{x}}\| \ll \left\| \sum_{j=1}^R \frac{(\mathbf{u}_j^T \boldsymbol{\varepsilon})}{\gamma_j} \mathbf{v}_j \right\|$$

6. p98, 7 行目から 13 行目までの説明 (以下のように修正)

[修正前]

測定時間点数 K が十分大きいと仮定して,

$$\mathcal{C}(\mathbf{B}) = \mathcal{C}(\mathbf{B}_S) = \mathcal{E}_S \quad (5.22)$$

であることを示すことができる。式 (5.22) によれば、 B の列空間が信号部分空間に等しい。したがって、 B の列空間の基底ベクトルを求めればそれが信号部分空間の基底ベクトルである。つまり、信号部分空間 \mathcal{E}_S の基底ベクトルは B の列空間の基底ベクトルに等しく、この基底ベクトルは B の左側特異値ベクトルとして求まるのである。次節で式 (5.22) を証明しよう。

↓

[修正後]

測定時間点数 K が十分大きいと仮定すれば、 B の左側特異値ベクトルと B_S の左側特異値ベクトルを等しくすることができる。一方、信号部分空間 \mathcal{E}_S の基底ベクトルは B_S の列空間の基底ベクトルに等しく、 B_S の左側特異値ベクトルから求めることができる。ここで B と B_S の左側特異値ベクトルが等しいので、信号部分空間の基底ベクトルは、計測可能な B の左側特異値ベクトルとして求まるのである。次節でこのことを証明しよう。

7. P98, 5.3.2 節のタイトル (以下のように修正)

$\mathcal{C}(B_S) = \mathcal{C}(B)$ の証明

↓

B_S と B の左側特異値ベクトルの関係

8. p100, 式 (5.31) (赤字のように修正)

$$\begin{aligned} \mathbf{R} &= \mathbf{R}_S + \varrho^2 \mathbf{I} = \frac{1}{K} \mathbf{B}_S \mathbf{B}_S^T + \varrho^2 \mathbf{I} \\ &= [\mathbf{U}_S, \mathbf{U}_N] \mathbf{\Lambda}^2 [\mathbf{U}_S, \mathbf{U}_N]^T + \varrho^2 \mathbf{I} \\ &= [\mathbf{U}_S, \mathbf{U}_N] \tilde{\mathbf{\Lambda}} [\mathbf{U}_S, \mathbf{U}_N]^T \end{aligned}$$

9. P101, 式 (5.32) (以下のように修正)

$$\begin{aligned} \mathcal{C}(\mathbf{B}) &= \mathcal{C}(\mathbf{B}_S) = \text{span}\{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_Q\} \\ &\downarrow \\ \mathcal{C}(\mathbf{B}_S) &= \text{span}\{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_Q\} \end{aligned}$$

10. P101, 5 行目 (赤字のように修正)

ここで, u_1, u_2, \dots, u_Q は計測データ行列 B の左側特異値ベクトルとして求まる計測可能な量である.

11. P122, 10 行目 (赤字部分を追加)

... と角度ベクトル (principal vector) を簡単に計算できる. 以下, 本節では $\mu > \nu$ を仮定する.

12. P124, このページ内の数学記号 U を \tilde{V} に, また, V を W に変更する (すなわち以下の赤字のように修正)

- 式 (6.39) および (6.40) とこれらに続く行:

$$\begin{aligned}\tilde{V} &= [\tilde{v}_1, \tilde{v}_2, \dots, \tilde{v}_\mu] \\ W &= [w_1, w_2, \dots, w_\nu]\end{aligned}$$

と定義し, 行列 $\tilde{V}^T W$ を計算する.

- 式 (6.41):

$$\tilde{V}^T W = S \begin{bmatrix} \cos(\theta_1) & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \cos(\theta_\nu) \end{bmatrix} T^T$$

- 20 行目と 21 行目:

... 行列 $\tilde{V}S$ の最初の r 列を構成する列ベクトル, あるいは行列 WT の最初の...

13. P146, 15 行目 (以下の赤字のように修正)

そして, $\mu = \pm 1$ の極限でゼロとなる.

14. P153, 21 行目 (以下のように修正)

確率変数 x_1 から線形な変換 \rightarrow 確率変数 x_1 から変換

15. P154, 最後の行 (赤字の部分を追加し, 以下のように修正)

[修正前]

に従うことを仮定する. ここで式 (8.5) および式 (8.8) より, x が与えられた場合の y の確率分布 $p(y)$, すなわち尤度は,

↓

[修正後]

に従うことを仮定する . A.1.2 節で述べた最尤推定法においては x は確率変数ではないので , y の確率分布 $p(y)$, すなわち尤度は式 (8.5) および式 (8.8) より ,

16. P164 , 2 から 3 行目 (以下のように修正)

[修正前]

さらに , 事前確率分布 $p(k)$ に $0 \leq p(k) \leq 1$ なる一様分布を仮定すれば $p(k) = \pi_k$ ($0 \leq \pi_k \leq 1$) と書くことができる . π_1, \dots, π_K も事前確率分布 $p(k)$ の...

↓

[修正後]

さらに , 事前確率分布 $p(k)$ を $p(k) = \pi_k$ ($0 \leq \pi_k \leq 1$) とする . ここで , 定数 π_1, \dots, π_K は事前確率分布 $p(k)$ の...

17. P197 , 式 (A.49) (赤字のように最右辺を修正)

$$\begin{aligned} \|A\|_F^2 &= \|U_r \Sigma_r V_r^T\|_F^2 = \text{tr} \left[(U_r \Sigma_r V_r^T)^T (U_r \Sigma_r V_r^T) \right] \\ &= \text{tr} \left[(V_r \Sigma_r^T)^T U_r^T U_r (V_r \Sigma_r^T) \right] = \text{tr} \left[(V_r \Sigma_r^T)^T (V_r \Sigma_r^T) \right] \\ &= \text{tr} \left[(V_r \Sigma_r^T) (V_r \Sigma_r^T)^T \right] = \text{tr} \left[\Sigma_r V_r^T V_r \Sigma_r \right] = \text{tr} \left[\Sigma_r \Sigma_r \right] = \|\Sigma_r\|_F^2 = \sum_{j=1}^r \gamma_j^2 \end{aligned}$$