

# 多変量解析 レポート課題

東京理科大学 創域理工学研究科 情報計算科学専攻 田畑研

学籍番号 6323532

仲田 尚生

2023 年 6 月 30 日

## 目次

1	解答例	1
2	演習問題	6

## 1 解答例

1. 正方行列  $\Sigma$  を

$$\Sigma = \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix}$$

とする. このとき,  $\Sigma = CC'$  を満たす正則行列  $C$  を 1 つ挙げよ. ただし,  $'$  は転置を表す.

解)  $\Sigma = \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix}$  を直交行列  $P$  で対角化する.  $\Sigma$  の固有方程式は,

$$0 = \det(\Sigma - \lambda I_2) = \det \begin{pmatrix} 2-\lambda & 1 \\ 1 & 2-\lambda \end{pmatrix} = (2-\lambda)^2 - 1 = (1-\lambda)(3-\lambda)$$

であるから,  $\Sigma$  の固有値は 1, 3 となる. そして固有値 1, 3 に対応する固有ベクトルはそれぞれ,

$$s \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \end{pmatrix} \quad (s \neq 0), \quad t \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix} \quad (t \neq 0)$$

である. 従って,  $\left\{ \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix} \right\}$  から正規直交基底を構成すると,  $\left\{ \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \end{pmatrix}, \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix} \right\}$  であるから,

$$P = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ -\frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{pmatrix}$$

とすれば,  $P$  は直交行列 (i.e.  $P^{-1} = P'$ ) であり,

$$P^{-1} \Sigma P = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 3 \end{pmatrix} \equiv \Lambda \tag{1.1}$$

である. よって,  $\Lambda^{\frac{1}{2}} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \sqrt{3} \end{pmatrix}$  とすると,  $\Lambda = (\Lambda^{\frac{1}{2}})^2$  より, (1.1) 式は,

$$\Sigma = P \Lambda P^{-1} = P \Lambda^{\frac{1}{2}} \Lambda^{\frac{1}{2}} P' = (P \Lambda^{\frac{1}{2}}) (P \Lambda^{\frac{1}{2}})'$$

と書き直せる. 故に,  $C = P \Lambda^{\frac{1}{2}}$  とすれば,  $\Sigma = CC'$  を満たす. ここに,  $C$  を成分表示すると次のようになる.

$$C = P \Lambda^{\frac{1}{2}} = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ -\frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \sqrt{3} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{\sqrt{3}}{\sqrt{2}} \\ -\frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{\sqrt{3}}{\sqrt{2}} \end{pmatrix}$$

2.  $\mathbf{X} = (X_1, X_2)'$  が平均ベクトル  $(0, 1)'$ , 分散共分散行列

$$\Sigma = \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix}$$

の2変量正規分布に従うとする. このとき,  $\mathbf{X}$  の確率密度関数を行列・ベクトルを用いずに示せ.

解答) r.v.<sup>1)</sup>  $\mathbf{X} = \begin{pmatrix} X_1 \\ X_2 \end{pmatrix} \sim N_2(\boldsymbol{\mu}_0, \Sigma)$  の p.d.f.<sup>2)</sup> を  $f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x})$  ( $\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^2$ ) とする. ここに,

$$\boldsymbol{\mu}_0 = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix}, \quad \Sigma = \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix}$$

である. このとき,

$$\det \Sigma = 3, \quad \Sigma^{-1} = \frac{1}{3} \begin{pmatrix} 2 & -1 \\ -1 & 2 \end{pmatrix}$$

より,  $f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x})$  は次のように求まる.

$$\begin{aligned} f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}) &= \frac{1}{(2\pi)^{2/2}(\det \Sigma)^{1/2}} \exp \left[ -\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_0)' \Sigma^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_0) \right] \\ &= \frac{1}{2\pi \cdot \sqrt{3}} \exp \left[ -\frac{1}{2}(x_1 \ x_2 - 1) \frac{1}{3} \begin{pmatrix} 2 & -1 \\ -1 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 - 1 \end{pmatrix} \right] \\ &= \frac{1}{2\sqrt{3}\pi} \exp \left[ -\frac{2x_1^2 - 2x_1(x_2 - 1) + 2(x_2 - 1)^2}{6} \right] \\ &= \frac{1}{2\sqrt{3}\pi} \exp \left[ -\frac{x_1^2 - x_1x_2 + x_2^2 + x_1 - 2x_2 + 1}{3} \right] \end{aligned}$$

注意 1.1. 統計では, 大文字の変数“ $X$ ”は確率変数(関数<sup>3)</sup>)を表し, 小文字の変数“ $x$ ”は実現値(確率変数  $X$  から観測された値)を表している. 一方, p.d.f. (p.m.f.<sup>2)</sup>) は, r.v.  $X$  がある値  $x$  をとる確率密度(確率)を表している. つまり, 確率密度関数などを記述するときは, 以下のように大文字を使ってはならない.

$$\frac{1}{2\sqrt{3}\pi} \exp \left[ -\frac{X_1^2 - X_1X_2 + X_2^2 + X_1 - 2X_2 + 1}{3} \right]$$

<sup>1)</sup> r.v.: 確率変数(確率ベクトル), random variable (random vector)

<sup>2)</sup> p.d.f.: 確率密度関数, probability density function / p.m.f.: 確率量関数, probability mass function

<sup>3)</sup> 単変量であれば,  $X$  は標本空間  $\Omega$  上の可測空間  $(\Omega, \mathcal{F})$  から実数空間  $\mathbb{R}$  上の可測空間  $(\mathbb{R}, \mathcal{B}(\mathbb{R}))$  への関数(可測関数)である.  
 $X: (\Omega, \mathcal{F}) \rightarrow (\mathbb{R}, \mathcal{B}(\mathbb{R}))$

3. 1 で求めた  $C$  を用いて,

$$\mathbf{Z} = \begin{pmatrix} Z_1 \\ Z_2 \end{pmatrix} = C^{-1} \left( \begin{pmatrix} X_1 \\ X_2 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} \right)$$

とする.  $\mathbf{Z}$  の確率密度関数を求めよ.

解)  $\mathbf{Z} = C^{-1}(\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu}_0)$  なる変換を考えると, 逆変換は  $\mathbf{x} = C\mathbf{z} + \boldsymbol{\mu}_0$  ( $\mathbf{z} = (z_1, z_2)' \in \mathbb{R}^2$ ) より, ヤコビアン  $J(\mathbf{x} \rightarrow \mathbf{z})$  は,

$$J(\mathbf{x} \rightarrow \mathbf{z}) = \left| \det \frac{\partial \mathbf{x}}{\partial \mathbf{z}} \right| = |\det C'| = |\det C| = (\det \Sigma)^{\frac{1}{2}}$$

となる<sup>1)</sup>. よって,  $\mathbf{Z}$  の p.d.f.  $f_{\mathbf{Z}}(\mathbf{z})$  は次のように求まる.

$$\begin{aligned} f_{\mathbf{Z}}(\mathbf{z}) &= f_{\mathbf{X}}(C\mathbf{z} + \boldsymbol{\mu}_0) \cdot J(\mathbf{x} \rightarrow \mathbf{z}) \\ &= \frac{1}{(2\pi)^{2/2} (\det \Sigma)^{1/2}} \exp \left[ -\frac{1}{2} (C\mathbf{z} + \boldsymbol{\mu}_0 - \boldsymbol{\mu}_0)' \Sigma^{-1} (C\mathbf{z} + \boldsymbol{\mu}_0 - \boldsymbol{\mu}_0) \right] \cdot (\det \Sigma)^{\frac{1}{2}} \\ &= \frac{1}{(2\pi)^{2/2}} \exp \left[ -\frac{1}{2} \mathbf{z}' C' (C C')^{-1} C \mathbf{z} \right] \\ &= \frac{1}{(2\pi)^{2/2}} \exp \left[ -\frac{1}{2} \mathbf{z}' C' (C')^{-1} (C)^{-1} C \mathbf{z} \right] \\ &= \frac{1}{(2\pi)^{2/2}} \exp \left[ -\frac{1}{2} \mathbf{z}' \mathbf{z} \right] \\ &= \frac{1}{2\pi} \exp \left[ -\frac{z_1^2 + z_2^2}{2} \right] \end{aligned} \tag{3.1}$$

1) ベクトル  $\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix}$  をベクトル  $\mathbf{z} = \begin{pmatrix} z_1 \\ z_2 \end{pmatrix}$  で微分:  $\frac{\partial \mathbf{x}}{\partial \mathbf{z}} = \begin{pmatrix} \frac{\partial x_1}{\partial z_1} & \frac{\partial x_1}{\partial z_2} \\ \frac{\partial x_2}{\partial z_1} & \frac{\partial x_2}{\partial z_2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{\partial x_1}{\partial z_1} & \frac{\partial x_2}{\partial z_1} \\ \frac{\partial x_1}{\partial z_2} & \frac{\partial x_2}{\partial z_2} \end{pmatrix}$

4. 正則行列  $D$  を

$$D = \begin{pmatrix} d_{11} & d_{12} \\ d_{21} & d_{22} \end{pmatrix}$$

とし,  $\mu = (\mu_1, \mu_2)'$  を実ベクトルとする. このとき, 3 で定めた  $Z$  を用いて,

$$Y = \begin{pmatrix} Y_1 \\ Y_2 \end{pmatrix} = DZ + \mu$$

と定義した  $Y$  の従う分布を求めよ.

解)  $Y = DZ + \mu$  なる変換を考えると, 逆変換は  $z = D^{-1}(y - \mu)$  ( $y = (y_1, y_2)' \in \mathbb{R}^2$ ) より, ヤコビアン  $J(z \rightarrow y)$  は,

$$J(z \rightarrow y) = \left| \det \frac{\partial z}{\partial y} \right| = |\det(D^{-1})'| = |\det D^{-1}| = \frac{1}{|\det D|}$$

となる. よって,  $Y$  の p.d.f.  $f_Y(y)$  は,

$$\begin{aligned} f_Y(y) &= f_Z(D^{-1}(y - \mu)) \cdot J(z \rightarrow y) \\ &= \frac{1}{2\pi} \exp \left[ -\frac{1}{2} (D^{-1}(y - \mu))' (D^{-1}(y - \mu)) \right] \cdot \frac{1}{|\det D|} \\ &= \frac{1}{2\pi |\det D|} \exp \left[ -\frac{1}{2} (y - \mu)' (D^{-1})' D^{-1} (y - \mu) \right] \\ &= \frac{1}{2\pi |\det D|} \exp \left[ -\frac{1}{2} (y - \mu)' (DD')^{-1} (y - \mu) \right] \\ &= \frac{1}{(2\pi)^{2/2} (\det T)^{1/2}} \exp \left[ -\frac{1}{2} (y - \mu)' T^{-1} (y - \mu) \right] \end{aligned}$$

と求まる. ここに,  $T = DD'$  である. 今, 任意の  $x \in \mathbb{R}^2$  に対して,  $\langle x, Tx \rangle = x'Tx = x'DD'x = (D'x)'D'x = \|D'x\|^2 \geq 0$  であり, 等号成立は  $x = \mathbf{0}_2 = (0, 0)'$  のとき, かつそのときに限る ( $\because D$  が正則). このことから  $T$  は正定値行列である. よって,  $Y$  は平均ベクトル  $\mu$ , 分散共分散行列  $T$  の 2 変量正規分布に従う (i.e.  $Y \sim N_2(\mu, T)$ ).

5. 3 で定めた  $\mathbf{Z}$  について,  $Z_1$  と  $Z_2$  は独立といえるか (必ず解答に至った理由を記述すること).

解)  $Z_1, Z_2$  の j.p.d.f.<sup>1)</sup> は (3.1) 式より,

$$f_{\mathbf{Z}}(\mathbf{z}) = \left( \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{z_1^2}{2}} \right) \cdot \left( \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{z_2^2}{2}} \right)$$

と表せる. 今,  $Z_1, Z_2$  の m.p.d.f.<sup>2)</sup> をそれぞれ  $f_{Z_1}(z_1), f_{Z_2}(z_2)$  とすると,

$$f_{Z_1}(z_1) = \int_{-\infty}^{\infty} f_{\mathbf{Z}}(\mathbf{z}) dz_2 = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{z_1^2}{2}} \quad (z_1 \in \mathbb{R})$$

$$f_{Z_2}(z_2) = \int_{-\infty}^{\infty} f_{\mathbf{Z}}(\mathbf{z}) dz_1 = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{z_2^2}{2}} \quad (z_2 \in \mathbb{R})$$

であるから,

$$f_{\mathbf{Z}}(\mathbf{z}) = f_{Z_1}(z_1) \cdot f_{Z_2}(z_2)$$

と書け,  $Z_1, Z_2$  は独立であると言える.

注意 1.2. 「 $\text{Cov}[Z_1, Z_2] = E[(Z_1 - E[Z_1])(Z_2 - E[Z_2])] = E[Z_1 Z_2] = 0$  より  $Z_1, Z_2$  は独立である」は大きな間違いである. 例えば,

$$\Pr(Z_1 = i, Z_2 = j) = \frac{1}{5} \quad ((i, j) \in \{(-1, -1), (-1, 1), (0, 0), (1, -1), (1, 1)\})$$

なる r.v.  $Z_1, Z_2$  を考えると,  $\text{Cov}[Z_1, Z_2] = 0$  (無相関) だが,

$$\Pr(Z_1 = 1, Z_2 = 1) = \frac{1}{5} \neq \frac{4}{25} = \Pr(Z_1 = 1) \cdot \Pr(Z_2 = 1)$$

(独立ではない) となる. しかし,  $(Z_1, Z_2)'$  が正規分布に従っているとき, “無相関ならば独立” となる.

注意 1.3. r.v.  $Z_1, Z_2$  がそれぞれ正規分布に従っていたとしても,  $(Z_1, Z_2)'$  が正規分布に従うとは限らない.

例 1.1. r.v.  $\mathbf{Z} = (Z_1, Z_2)'$  と  $W$  を次のように与える. このとき,  $Z_1, Z_2, W \sim N(0, 1)$  であるが,  $(Z_1, W)'$  は正規分布に従わない.

$$\mathbf{Z} = \begin{pmatrix} Z_1 \\ Z_2 \end{pmatrix} \sim N_2 \left( \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 & \rho \\ \rho & 1 \end{pmatrix} \right) \quad (0 < |\rho| < 1), \quad W = \begin{cases} Z_2 & \text{if } |Z_2| \geq 1 \\ -Z_2 & \text{if } |Z_2| < 1 \end{cases}$$

<sup>1)</sup> j.p.d.f.: 同時 p.d.f., joint p.d.f.

<sup>2)</sup> m.p.d.f.: 周辺 p.d.f., marginal p.d.f.