

## 第 4 章「多変量確率ベクトルの分布」

### 1 . 同時分布関数 ( Joint Distribution Function )

・同時分布関数  $n$  個の確率変数  $X_1, \dots, X_n$  に対して,

$$F(x_1, \dots, x_n) = P(X_1 \leq x_1, \dots, X_n \leq x_n)$$

を  $(X_1, \dots, X_n)$  の同時分布関数という.

・周辺分布関数

$$F_i(x_i) = F(\infty, \dots, \infty, x_i, \infty, \dots, \infty) = P(X_i \leq x_i), \quad i = 1, \dots, n$$

を,  $X_i$  の周辺分布関数という.

・同時密度関数 連続的な場合には, 同時密度関数

$$f(x_1, \dots, x_n) = \frac{\partial^n}{\partial x_1 \dots \partial x_n} F(x_1, \dots, x_n)$$

が定義される.

### 2 . 確率ベクトルの期待値と分散

以下,  $X, Y$  は  $n$  次元確率ベクトル,  $a, b$  は  $n$  次元定数ベクトルとする. これらは, 列ベクトルで定義される. すなわち,

$$X = \begin{pmatrix} X_1 \\ \vdots \\ X_n \end{pmatrix}, \quad Y = \begin{pmatrix} Y_1 \\ \vdots \\ Y_n \end{pmatrix}, \quad a = \begin{pmatrix} a_1 \\ \vdots \\ a_n \end{pmatrix}, \quad b = \begin{pmatrix} b_1 \\ \vdots \\ b_n \end{pmatrix}$$

また,  $A$  を  $n \times p$  の行列,  $B$  を  $m \times q$  の行列とする. すなわち,

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1p} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & a_{np} \end{pmatrix}, \quad B = \begin{pmatrix} b_{11} & b_{12} & \dots & b_{1q} \\ b_{21} & b_{22} & \dots & b_{2q} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{m1} & b_{m2} & \dots & b_{mq} \end{pmatrix}$$

・転置行列 行列  $A$  の転置行列を  $A'$  で表す. 列ベクトル  $X$  の転置  $X'$  は行ベクトルとなる.  $X'X$  はスカラーで  $X$  の要素の 2 乗和となる.

・平均ベクトル

$$E(X) = \begin{pmatrix} E(X_1) \\ \vdots \\ E(X_n) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mu_1 \\ \vdots \\ \mu_n \end{pmatrix} = \mu_X$$

・分散共分散行列

$$V(X) = E[(X - \mu_X)(X - \mu_X)'] = \begin{pmatrix} Cov(X_1, X_1) & Cov(X_1, X_2) & \dots & Cov(X_1, X_n) \\ Cov(X_2, X_1) & Cov(X_2, X_2) & \dots & Cov(X_2, X_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ Cov(X_n, X_1) & Cov(X_n, X_2) & \dots & Cov(X_n, X_n) \end{pmatrix} = \Sigma$$

(問1)  $E(XX') = \Sigma + \mu_X \mu_X'$  となることを示せ.

・線形結合のモーメント

$$E(a'X) = a'E(X) = a'\mu_X, \quad V(a'X) = a'V(X)a = a'\Sigma a$$

(問2)  $X_1, \dots, X_n$  が互いに独立で, 同一分布に従うとき, 標本平均  $\bar{X}$  に対して, 次のことが成り立つことを示せ.

$$E(\bar{X}) = E(X_1), \quad V(\bar{X}) = \frac{1}{n}V(X_1)$$

・線形変換のモーメント

$$E(A'X) = A'E(X) = A'\mu_X, \quad V(A'X) = A'V(X)A = A'\Sigma A$$

・2次形式の期待値  $C$  を  $n \times n$  の対称行列とすると,

$$E(X'CX) = \text{tr}(C\Sigma) + \mu_X' C \mu_X$$

(注) スカラーの場合は,  $E(cX^2) = c(\sigma^2 + \mu_X^2)$ .

・2つの確率ベクトルの共分散

$$Cov(X, Y) = E[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)'] = \begin{pmatrix} Cov(X_1, Y_1) & Cov(X_1, Y_2) & \dots & Cov(X_1, Y_m) \\ Cov(X_2, Y_1) & Cov(X_2, Y_2) & \dots & Cov(X_2, Y_m) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ Cov(X_n, Y_1) & Cov(X_n, Y_2) & \dots & Cov(X_n, Y_m) \end{pmatrix}$$

### 3. 多次元確率分布の例

・多項分布  $M_N(n; p, q)$

$k$  通りの事象  $A_1, \dots, A_k$  のいずれかが確率  $P(A_i) = p_i$  で起きる独立試行を  $n$  回行うものとする. このとき, それぞれの事象が起きる回数  $X_1, \dots, X_k$  の同時確率分布は

$$P(X_1 = x_1, \dots, X_k = x_k) = \frac{n!}{x_1! \dots x_k!} p_1^{x_1} \dots p_k^{x_k}$$

与えられる. この分布を多項分布といい,  $M_N(n; p_1, \dots, p_k)$  で表す.

・共分散と相関係数

$$\text{Cov}(X_i, X_j) = -np_i p_j, \quad \text{Corr}(X_i, X_j) = -\left(\frac{p_i}{1-p_i} \frac{p_j}{1-p_j}\right)^{1/2}$$

・順序統計量への応用

$X_1, \dots, X_n$  を独立, 同一分布に従う確率変数とすると, これらを小さい方から並べてできるもの  $X_{(1)} \leq X_{(2)} \leq \dots \leq X_{(n)}$  を順序統計量という.  $X_1, \dots, X_n$  が独立, 同一分布に従っても,  $X_{(1)}, X_{(2)}, \dots, X_{(n)}$  は独立でなく, 同一分布にも従わない.

・順序統計量の周辺分布: 確率変数  $X_r$  の分布関数を  $F(x)$  とするとき,  $X_{(r)}$  の分布関数  $F_r(x)$  と, 密度関数 (存在する場合) は次のように求めることができる.

$$\begin{aligned} F_r(x) &= P(X_{(r)} \leq x) = \sum_{i=r}^n P(X_{(i)} \leq x < X_{(i+1)}) \\ &= \sum_{i=r}^n \binom{n}{i} (F(x))^i (1-F(x))^{n-i} \\ f_r(x) &= \frac{dF_r(x)}{dx} = r \binom{n}{r} (F(x))^{r-1} (1-F(x))^{n-r} f(x) \end{aligned}$$

(例)  $[0, 1]$  上の一様分布の場合

$$f_r(x) = r \binom{n}{r} x^{r-1} (1-x)^{n-r}$$

・順序統計量の同時密度: 順序統計量  $X_{(r)}$  と  $X_{(s)}$  ( $r < s$ ) の同時密度関数 (存在を仮定)  $f_{rs}(x, y)$  は多項分布の確率を考えることにより, 次のように求めることができる.

$$f_{rs}(x, y) = \frac{n!}{(r-1)!(s-r-1)!(n-s)!} (F(x))^{r-1} f(x) (F(y) - F(x))^{s-r-1} f(y) (1-F(y))^{n-s}$$

・多変量正規分布

$n$  次元確率ベクトル  $X$  の密度関数が

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}^n |\Sigma|^{1/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(x-\mu)'\Sigma^{-1}(x-\mu)\right\}$$

と表されるとき,  $X$  は  $n$  次元正規分布に従うといい,  $X \sim N_n(\mu, \Sigma)$  と表す. ここで,

$$\mu = E(X), \quad \Sigma = V(X) = E[(X-\mu)(X-\mu)']: \text{正値対称}$$

$n$ 次元多変量正規分布の性質

1.  $X \sim N_n(\mu, \Sigma)$  ならば,  $Z = \Sigma^{-1/2}(X - \mu) \sim N_n(0, I_n)$

2.  $Z \sim N_n(0, I_n)$  ならば,  $X = \mu + \Sigma^{1/2}Z \sim N_n(\mu, \Sigma)$

3.  $X_2|X_1 \sim N(\mu_2 + \Sigma_{21}\Sigma_{11}^{-1}(X_1 - \mu_1), \Sigma_{22} - \Sigma_{21}\Sigma_{11}^{-1}\Sigma_{12})$   
 ここで,

$$X = \begin{pmatrix} X_1 \\ X_2 \end{pmatrix}, \quad \mu = \begin{pmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{pmatrix}, \quad \begin{pmatrix} \Sigma_{11} & \Sigma_{12} \\ \Sigma_{21} & \Sigma_{22} \end{pmatrix}$$

4.  $X_1$  と  $X_2$  が多変量正規で互いに独立  $\Leftrightarrow \text{Cov}(X_1, X_2) = \Sigma_{12} = 0$

(注) 正値対称行列  $\Sigma$  に対して, 平方根行列  $\Sigma^{1/2}$  は次のように定義される.

$$P\Sigma P' = \Lambda \quad (P \text{ は直交行列, } \Lambda \text{ は対角要素がすべて正の対角行列})$$

$$\Rightarrow \Sigma = P'\Lambda P = P'\Lambda^{1/2}\Lambda^{1/2}P = P'\Lambda^{1/2}PP'\Lambda^{1/2}P$$

$$\Rightarrow \Sigma^{1/2} = P'\Lambda^{1/2}P$$

•  $n$ 次元多変量正規分布の積率母関数

まず,  $Z \sim N(0, I_n)$  のとき,

$$\begin{aligned} M_Z(t) &= E(\exp(t'Z)) = E(\exp(t_1Z_1 + \dots + t_nZ_n)) \\ &= \prod_{j=1}^n E(\exp(t_jZ_j)) = \prod_{j=1}^n \exp\left(\frac{1}{2}t_j^2\right) \\ &= \exp\left(\frac{1}{2}t't\right) \end{aligned}$$

が成り立つから,  $X = \mu + \Sigma^{1/2}Z \sim N(\mu, \Sigma)$  に対しては

$$\begin{aligned} M_X(t) &= E(\exp(t'X)) = E(\exp(t'(\mu + \Sigma^{1/2}Z))) \\ &= \exp(t'\mu)E(\exp(t'\Sigma^{1/2}Z)) = \exp(t'\mu)E(\exp((\Sigma^{1/2}t)'Z)) \\ &= \exp(t'\mu) \exp\left(\frac{1}{2}(\Sigma^{1/2}t)'\Sigma^{1/2}t\right) \\ &= \exp\left(t'\mu + \frac{1}{2}t'\Sigma t\right) \end{aligned}$$

(問) 積率母関数を使って,  $X \sim N(\mu, \Sigma)$  のとき,  $E(X_1X_2X_3)$  を求めよ.

## 4 . 大数の法則 ( Law of Large Numbers: LLN )

定理 ( 大数の弱法則: WLLN ) 確率変数の列  $X_1, X_2, \dots, X_n$  が互いに独立に平均  $\mu$ , 分散  $\sigma^2$  の同一分布に従うとき, 標本平均  $\bar{X}_n$  は  $\mu$  に確率収束する. すなわち, 任意の正数  $\varepsilon$  に対して

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P(|\bar{X}_n - \mu| \geq \varepsilon) = 0$$

[証明] チェビシエフの不等式を使う.

## 5 . 中心極限定理 ( Central Limit Theorem: CLT )

定理: CLT 確率変数の列  $X_1, X_2, \dots, X_n$  が互いに独立に平均  $\mu$ , 分散  $\sigma^2$  の同一分布に従うとき, 標本平均  $\bar{X}_n$  を標準化した量は  $N(0,1)$  に分布収束する. すなわち,

$$Z_n = \frac{\sqrt{n}(\bar{X}_n - \mu)}{\sigma} = \frac{\sum_{j=1}^n (X_j - \mu)}{\sqrt{n}\sigma} \longrightarrow N(0,1)$$

[証明]  $Z_n$  の特性関数が  $N(0,1)$  の特性関数に収束することをいえばよい. まず,  $X_j$  を標準化した量  $Y_j = (X_j - \mu)/\sigma$  の特性関数

$$\phi(t) = E\left(\exp\left(it \frac{X_j - \mu}{\sigma}\right)\right) = E(\exp(itY_j))$$

を定義する. このとき,  $Z_n$  の特性関数は

$$\begin{aligned} \phi_n(t) &= E(\exp(itZ_n)) = E\left(\exp\left(it \frac{\sum_{j=1}^n (X_j - \mu)}{\sqrt{n}\sigma}\right)\right) \\ &= E\left(\exp\left(it \frac{\sum_{j=1}^n Y_j}{\sqrt{n}}\right)\right) = \prod_{j=1}^n E\left(\exp\left(\frac{itY_j}{\sqrt{n}}\right)\right) \\ &= \left\{\phi\left(\frac{t}{\sqrt{n}}\right)\right\}^n \end{aligned}$$

となる. ここで,  $E(Y_j) = 0$ ,  $E(Y_j^2) = 1$  に注意して, テーラー展開を使うことにより

$$\begin{aligned} \phi\left(\frac{t}{\sqrt{n}}\right) &= E\left(\exp\left(\frac{itY_j}{\sqrt{n}}\right)\right) \\ &= E\left[1 + \frac{itY_j}{\sqrt{n}} + \frac{1}{2!} \left(\frac{itY_j}{\sqrt{n}}\right)^2 + \dots\right] \\ &= 1 - \frac{t^2}{2n} + o\left(\frac{1}{n}\right) \end{aligned}$$

を得る ( この点に関する厳密な証明は, 例えば Shiriyayev, A.N. の *Probability*, Springer-Verlag を見よ ). このことから,

$$\begin{aligned} \phi_n(t) &= \phi\left(\frac{t}{\sqrt{n}}\right) = \left(1 - \frac{t^2}{2n} + o\left(\frac{1}{n}\right)\right)^n \\ &\rightarrow \exp\left(-\frac{t^2}{2}\right) \end{aligned}$$

となり,  $N(0,1)$  の特性関数が得られる .

## 6 . 正規近似 ( Normal Approximation )

・正規近似 :  $X_1, X_2, \dots, X_n$  が互いに独立に平均  $\mu$ , 分散  $\sigma^2$  の同一分布に従うとき, 和  $X_1 + X_2 + \dots + X_n$  がほぼ正規分布に従うこと ( CLT ) を使って, 和に関連した確率の近似計算を行うこと .

例 1 : 一様分布の場合  $X_1, X_2, X_3, X_4$  が互いに独立に  $[10,20]$  上の一様分布に従うとき, 和  $Y = X_1 + X_2 + X_3 + X_4$  が 70 以上となる確率の近似値を求める .

[解] まず,  $E(X_1) = 15, V(X_1) = (20 - 10)^2/12 = 100/12$  であるから,

$$E(Y) = E(X_1 + X_2 + X_3 + X_4) = 4 \times E(X_1) = 60, \quad V(Y) = 4 \times V(X_1) = \frac{100}{3}$$

となる . したがって,  $Z = (Y - 60)/\sqrt{100/3}$  がほぼ  $N(0,1)$  であることを使って,

$$\begin{aligned} P(Y \geq 70) &= P\left(Z \geq \frac{70 - 60}{\sqrt{100/3}}\right) = P(Z \geq \sqrt{3}) \\ &\cong 0.042 \end{aligned}$$

を得る ( 正確な値は  $1/24 = 0.042$  である ) .

例 2 : 二項分布の場合 成功の確率が 0.3 の独立試行において, 20 回のうち 7 回以上成功する確率の近似値を求める .

[解]  $X \sim B_N(n, p)$  ならば,  $Z = (X - np)/\sqrt{np(1-p)}$  がほぼ  $N(0,1)$  に従うから,  $X \sim B_N(20, 0.3)$  のとき,

$$\begin{aligned} P(X \geq 7) &= P\left(Z \geq \frac{7 - 6}{\sqrt{20 \times 0.3 \times 0.7}}\right) = P(Z \geq 0.488) \\ &\cong 0.31 \end{aligned}$$

を得る . 正確な値は

$$P(X \geq 7) = \sum_{k=7}^{20} {}_{20}C_k 0.3^k 0.7^{20-k} = 0.392$$

となるので, 若干の乖離がある .

・不連続補正 離散分布の場合の近似を改善するための補正であり, 二項分布の場合には次のように補正する .  $X \sim B_N(n, p)$  のとき,

$$P(X \geq j) = P(X \geq j - 0.5), \quad P(X \leq k) = P(X \leq k + 0.5)$$

・例 2 の場合

$$\begin{aligned} P(X \geq 7) &= P(X \geq 6.5) = P\left(Z \geq \frac{6.5 - 6}{\sqrt{4.2}}\right) = P(Z \geq 0.244) \\ &= 0.404 \end{aligned}$$