

# 確率・統計 B

## 統計量の分布

若木宏文

wakaki@math.sci.hiroshima-u.ac.jp

<http://home.hiroshima-u.ac.jp/wakaki/lecture/probstatB16/index.shtml>

2017.10.27

## 統計量の分布 (1/8)

### 定義 6.6

#### 統計量

$t(x_1, \dots, x_n)$  :  $n$  変数のボレル可測関数,  
未知パラメータは含まれないものとする.

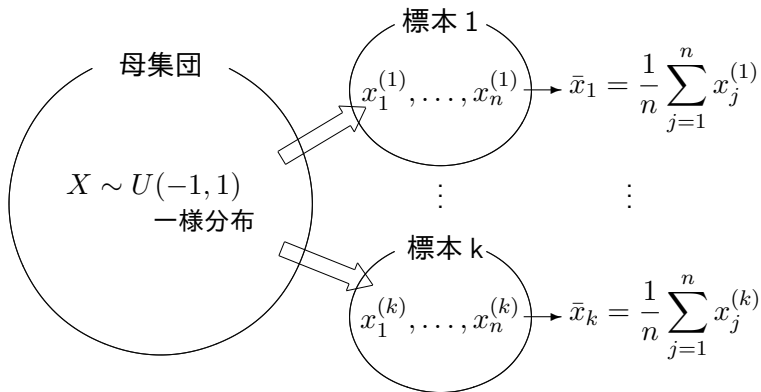
$X_1, \dots, X_n$  : ランダム標本

$\Rightarrow T = t(X_1, \dots, X_n)$  を統計量とよぶ.

統計量の分布や, その特性値が知りたい.

## 統計量の分布 (2/8)

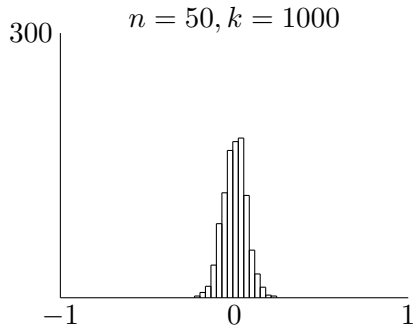
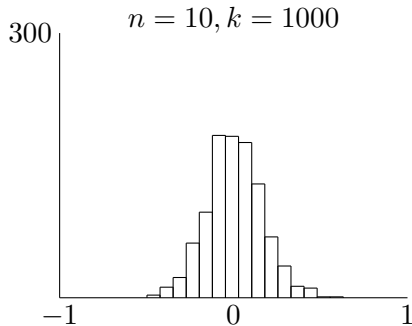
例. 統計量の分布 (数値実験)



## 統計量の分布 (3/8)

例. 統計量の分布 (数値実験)(つづき)

標本平均の分布



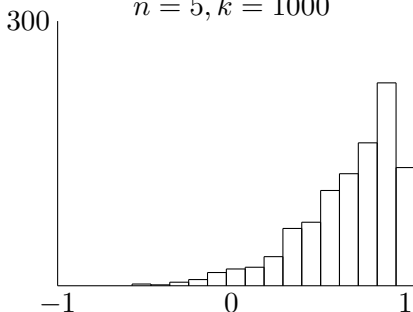
$\bar{x} = 0$  を中心にほぼ左右対称に分布している  
標本数 ( $n$ ) が大きくなると, 分布の「幅」が狭くなる

## 統計量の分布 (4/8)

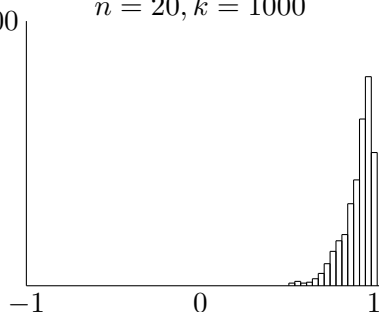
例. 統計量の分布 (数値実験)(つづき)

最大値の分布 ( $t = \max\{x_1, \dots, x_n\}$ )

$n = 5, k = 1000$



$n = 20, k = 1000$



右側に偏った分布

標本数 ( $n$ ) が大きくなると, 分布の「幅」が狭くなる

## 統計量の分布 (5/8)

### 定義 6.7

標本平均, 標本分散

$X_1, \dots, X_n$  : ランダム標本

$$\bar{X}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i, \quad S_n^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}_n)^2$$

をそれぞれ, 標本平均, 標本分散とよぶ.

## 統計量の分布 (6/8)

$P_n$  : ランダム標本  $X_1, \dots, X_n$  の経験分布

$X^*$  :  $P_n$  に従う確率変数

$\Rightarrow$

$$E(X^*) = \sum_{i=1}^n X_i P(X^* = X_i) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \bar{X}_n$$

$$\text{Var}(X^*) = \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}_n)^2 P(X^* = X_i) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}_n)^2$$

標本平均は, 経験分布の平均

標本分散は, 経験分布の分散の  $\frac{n}{n-1}$  倍

## 統計量の分布 (7/8)

### 定理 6.2

$X_1, \dots, X_n$  をランダム標本とし

$$E(X_i) = \mu, \quad \text{Var}(X_i) = \sigma^2, \quad i = 1, \dots, n$$

とする. このとき次が成り立つ.

- (1)  $E(\bar{X}_n) = \mu$ .
- (2)  $\text{Var}(\bar{X}_n) = \frac{1}{n}\sigma^2$ .
- (3)  $E(S_n^2) = \sigma^2$ .

(証明 は (3) のみ板書で)



# メモ用紙

## メモ用紙

## 統計量の分布 (8/8)

### 定理 6.3

定理 6.2 と同じ仮定のもとで次が成り立つ.

$$(1) \frac{\sqrt{n}(\bar{X}_n - \mu)}{\sigma} \xrightarrow{d} N(0, 1).$$

$$(2) S_n^2 \xrightarrow{p} \sigma^2.$$

$$(3) \frac{\sqrt{n}(\bar{X}_n - \mu)}{S_n} \xrightarrow{d} N(0, 1).$$

(証明は板書で)

# メモ用紙

# メモ用紙

## 標本平均, 標本分散の分布 (1/15)

母集団分布が正規分布の場合

標本平均と標本分散の関数の分布を導出する.

平均や分散に関する「区間推定」や「検定」で必要となる.

定理 6.8

$X_1, \dots, X_n \stackrel{i.i.d.}{\sim} N(\mu, \sigma^2)$  とする. このとき, 次が成り立つ.

- (1)  $\bar{X}_n \sim N(\mu, \sigma^2/n)$ .
- (2)  $(n-1)S_n^2/\sigma^2 \sim \chi_{n-1}^2$ .
- (3)  $\bar{X}_n$  と  $S_n$  は互いに独立である.

(証明には, 定義といくつかの定理が必要)

## 標本平均, 標本分散の分布 (2/15)

### 定義 6.1

カイ 2 乗分布 確率変数  $X$  の確率密度関数が

$$f(x) = \begin{cases} \frac{1}{\Gamma(\frac{n}{2})2^{n/2}} e^{-x/2} x^{n/2-1}, & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases}$$

で与えられるとき,  $X$  は自由度  $n$  のカイ 2 乗分布に従うといい,  $X \sim \chi_n^2$  とかく.

## 標本平均, 標本分散の分布 (3/15)

$\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)'$  の確率密度関数が

$$f(x_1, \dots, x_n) = (2\pi)^{-n/2} |\Sigma|^{-1/2} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})' \Sigma^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) \right\}$$

と表せるとき,  $n$  次元正規分布に従うといい,  
 $\mathbf{X} \sim N_n(\boldsymbol{\mu}, \Sigma)$  と書く. ここで,

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}, \quad \boldsymbol{\mu} = \begin{pmatrix} \mu_1 \\ \vdots \\ \mu_n \end{pmatrix}, \quad \Sigma = \begin{pmatrix} \sigma_{11} & \cdots & \sigma_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{n1} & \cdots & \sigma_{nn} \end{pmatrix}.$$

パラメータ  $\boldsymbol{\mu}$  は任意の定数, すなわち,  $-\infty < \mu_i < \infty$   
( $i = 1, \dots, n$ ) で,  $\Sigma$  は正定値行列である.



## 標本平均, 標本分散の分布 (4/15)

## 命題 1

$\mathbf{Z} = (Z_1, \dots, Z_n)'$ ,  $Z_1, \dots, Z_n \stackrel{i.i.d.}{\sim} N(0, 1)$  とする.

(1)  $\mathbf{Z} \sim N_n(\mathbf{0}, I_n)$

ただし,  $I_n$  は  $n$  次単位行列.

(2)  $A$  :  $n$  次正則行列,  $\mathbf{b}$  :  $n$  次元ベクトル

$$A\mathbf{Z} + \mathbf{b} \sim N_n(\mathbf{b}, AA')$$

(3)  $\mathbf{X} \sim N_n(\boldsymbol{\mu}, \Sigma)$

$$\Rightarrow \mathbf{E}(\mathbf{X}) = \boldsymbol{\mu}, \text{Var}(\mathbf{X}) = \Sigma,$$

$$\varphi_{\mathbf{X}}(\mathbf{t}) := \mathbf{E}(e^{i\mathbf{t}'\mathbf{X}}) = \exp(i\mathbf{t}'\boldsymbol{\mu} - \mathbf{t}'\Sigma\mathbf{t}/2)$$

(4)  $B$  :  $m \times n$  行列,  $\text{rank} B = m$ ,  $\mathbf{b}$  :  $m$  次元ベクトル,

$$\mathbf{X} \sim N_n(\boldsymbol{\mu}, \Sigma), \quad \mathbf{Y} = B\mathbf{X} + \mathbf{b}$$

$$\Rightarrow \mathbf{Y} \sim N_m(B\boldsymbol{\mu} + \mathbf{b}, B\Sigma B')$$

## 標本平均, 標本分散の分布 (5/15)

### 命題 1 の証明 (1)

$N(0, 1)$  の確率密度関数は  $f(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-z^2/2}$  であるから,

$$\begin{aligned} f_{\mathbf{Z}}(z_1, \dots, z_n) &= \prod_{j=1}^n \left\{ \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-z_j^2/2} \right\} \\ &= (2\pi)^{-n/2} \exp\left\{ -\frac{1}{2}(z_1^2 + \dots + z_n^2) \right\} \end{aligned}$$

となり,  $N_n(\mathbf{0}, I_n)$  の確率密度関数と一致する.

$$(\because \mathbf{z}' I_n^{-1} \mathbf{z} = \sum_{j=1}^n z_j^2)$$

## 標本平均, 標本分散の分布 (6/15)

## 定理 3.3

$\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)$  : 連続型確率ベクトル

$f(x_1, \dots, x_n)$  :  $\mathbf{X}$  の確率密度関数

$y_j(\mathbf{x}) = y_j(x_1, \dots, x_n)$  ( $(j = 1, 2, \dots, n)$ ) :

$C^1$ -級関数で  $\mathbf{y} = (y_1(\mathbf{x}), \dots, y_n(\mathbf{x}))$  と  $\mathbf{x}$  が 1 対 1 対応

$J = \left( \frac{\partial x_j}{\partial y_i} \right)_{i,j=1,\dots,n}$  : 逆変換のヤコビ行列

$\det(J) \neq 0$  ならば,  $\mathbf{Y} = (y_1(\mathbf{X}), \dots, y_n(\mathbf{X}))$  の確率密度関数は

$$f_{\mathbf{Y}}(y_1, \dots, y_n) = f(x_1(\mathbf{y}), \dots, x_n(\mathbf{y})) |\det(J)|$$

## 標本平均, 標本分散の分布 (7/15)

### 命題 1 の証明 (2)

定理 3.3 を用いると  $\mathbf{X} = \mathbf{AZ} + \mathbf{b}$  の確率密度関数は

$$\begin{aligned} & (2\pi)^{-n/2} \exp\left[-\frac{1}{2}\{\mathbf{A}^{-1}(\mathbf{x} - \mathbf{b})\}'\{\mathbf{A}^{-1}(\mathbf{x} - \mathbf{b})\}\right] |\det(\mathbf{A}^{-1})| \\ & = (2\pi)^{-n/2} |\mathbf{AA}'|^{-1/2} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \mathbf{b})'(\mathbf{AA}')^{-1}(\mathbf{x} - \mathbf{b})\right\} \end{aligned}$$

となり,  $N_n(\mathbf{b}, \mathbf{AA}')$  の確率密度関数と一致する.

## 標本平均, 標本分散の分布 (8/15)

### 命題 1 の証明 (3)

$\Sigma$  は正定値行列であるから,  $\Sigma = AA'$  となる正則行列  $A$  が存在する. このとき, (2) より  $AZ + \mu \sim N_n(\mu, \Sigma)$  となる.

$N(0, 1)$  の特性関数は,  $e^{-t^2/2}$  であるから,  $Z$  の特性関数は

$$\begin{aligned} & E[\exp(it_1 Z_1 + \cdots + it_n Z_n)] \\ &= \prod_{j=1}^n E[e^{it_j Z_j}] = \exp\left(-\frac{1}{2} \mathbf{t}' \mathbf{t}\right) \quad (\mathbf{t} = (t_1, \dots, t_n)') \end{aligned}$$

したがって  $X$  の特性関数は

$$\begin{aligned} E[\exp(i\mathbf{t}' X)] &= E[\exp\{i\mathbf{t}'(AZ + \mu)\}] = e^{i\mathbf{t}'\mu} E[\exp\{i(A'\mathbf{t})'Z\}] \\ &= e^{i\mathbf{t}'\mu} \exp\left\{-\frac{1}{2} \mathbf{t}'(AA')\mathbf{t}\right\} = \exp(i\mathbf{t}'\mu - \mathbf{t}'\Sigma\mathbf{t}/2) \end{aligned}$$

## 標本平均, 標本分散の分布 (9/15)

### 命題 1 の証明 (4)

$Y$  の特性関数は (3) を用いると

$$\begin{aligned} E[\exp\{it'(B\mathbf{X} + \mathbf{b})\}] &= e^{it'\mathbf{b}} E[\exp\{i(B't)'\mathbf{X}\}] \\ &= e^{it'\mathbf{b}} \exp(i(B't)'\boldsymbol{\mu} - (B't)'\Sigma(B't)/2) \\ &= \exp(it'(B\boldsymbol{\mu} + \mathbf{b}) - \mathbf{t}'B\Sigma B't/2) \end{aligned}$$

これは,  $N_m(B\boldsymbol{\mu} + \mathbf{b}, B\Sigma B')$  の特性関数と一致する.

## 標本平均, 標本分散の分布 (10/15)

## 定理 6.7

$X_1, \dots, X_n$   $i.i.d.$   $N(0, 1)$  とし,  $V = X_1^2 + \dots + X_n^2$  とする. このとき,  $V \sim \chi_n^2$  である.

(証明)

$X$  と  $Y$  を独立で,  $X \sim \chi_m^2, Y \sim \chi_n^2$  とする. このとき

$Z = X + Y$  の分布関数は  $z > 0$  に対して

$\mathcal{D} = \{(x, y) \mid x \geq 0, y \geq 0, x + y \leq z\}$  とおくと

$$F_Z(z) = P(X + Y \leq z)$$

$$= \iint_{\mathcal{D}} \frac{1}{\Gamma(m/2)2^m} e^{-x/2} x^{m/2-1} \frac{1}{\Gamma(n/2)2^n} e^{-y/2} y^{n/2-1} dx dy,$$

$$= \frac{1}{\Gamma(m/2)\Gamma(n/2)2^{m+n}} \int_0^z \left\{ \int_0^{z-y} e^{-(x+y)/2} x^{m/2-1} y^{n/2-1} dx \right\} dy$$

## 標本平均, 標本分散の分布 (11/15)

### 定理 6.7 の証明 (続き)

$Z$  の確率密度関数は

$$\begin{aligned}
 \frac{d}{dz} F_Z(z) &= \frac{1}{\Gamma(m/2)\Gamma(n/2)2^{m+n}} \left\{ \int_0^{z-z} e^{-(x+z)/2} x^{m/2-1} z^{n/2-1} dx \right\} \\
 &\quad + \frac{1}{\Gamma(m/2)\Gamma(n/2)2^{m+n}} \int_0^z \left\{ e^{-((z-y)+y)/2} (z-y)^{m/2-1} y^{n/2-1} \right\} dy \\
 &= \frac{e^{-z/2} z^{(m+n)/2-2}}{\Gamma(m/2)\Gamma(n/2)2^{m+n}} \int_0^z \left(1 - \frac{y}{z}\right)^{m/2-1} \left(\frac{y}{z}\right)^{n/2-1} dy \\
 &\quad \left(\frac{y}{z} = u \text{ と変数変換, } dy \rightarrow z du\right) \\
 &= \frac{e^{-z/2} z^{(m+n)/2-1}}{\Gamma(m/2)\Gamma(n/2)2^{m+n}} \int_0^1 (1-u)^{m/2-1} u^{n/2-1} du \\
 &= C e^{z/2} z^{(m+n)/2-1} \quad (C \text{ は定数})
 \end{aligned}$$



## 標本平均, 標本分散の分布 (12/15)

### 定理 6.7 の証明 (続き)

$X_1 \sim N(0, 1)$  のとき,  $V = X_1^2$  の分布関数は  $v > 0$  に対して

$$\begin{aligned} F_V(v) &= P(X_1^2 \leq v) = P(-\sqrt{v} \leq X_1 \leq \sqrt{v}) \\ &= \frac{1}{2\pi} \int_{-\sqrt{v}}^{\sqrt{v}} e^{-x^2/2} dx = \frac{\sqrt{2}}{\sqrt{\pi}} \int_0^{\sqrt{v}} e^{-x^2/2} dx \end{aligned}$$

確率密度関数は  $\frac{d}{dv} F_V(v) = \frac{\sqrt{2}}{\sqrt{\pi}} \frac{1}{2\sqrt{v}} e^{-v/2}$  となり,

$\chi_1^2$  の確率密度関数と一致する.

$n$  に関する帰納法より,  $(X_1^2 + \cdots + X_{n-1}^2) + X_n^2 \sim \chi_n^2$  である.

## 標本平均, 標本分散の分布 (13/15)

### 定理 6.8 (再掲)

$X_1, \dots, X_n \stackrel{i.i.d.}{\sim} N(\mu, \sigma^2)$  とする. このとき, 次が成り立つ.

- (1)  $\bar{X}_n \sim N(\mu, \sigma^2/n)$ .
- (2)  $(n-1)S_n^2/\sigma^2 \sim \chi_{n-1}^2$ .
- (3)  $\bar{X}_n$  と  $S_n$  は互いに独立である.

## 標本平均, 標本分散の分布 (14/15)

## 定理 6.8 の証明

 $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)' \Rightarrow \mathbf{X} \sim N_n(\mu \mathbf{1}_n, \sigma^2 I_n) \quad (\mathbf{1}_n = (1, \dots, 1)')$  $H$ : 第 1 行が  $(1/\sqrt{n}, \dots, 1/\sqrt{n})$  である  $n$  次の直交行列 $\mathbf{Y} = (Y_1, \dots, Y_n)' = H\mathbf{X}$  と定義すると命題 1(4) より

$$\mathbf{Y} \sim N_n(\mu H\mathbf{1}_n, \sigma^2 I_n)$$

となる.

$$E(\mathbf{Y}) = \mu \begin{pmatrix} 1/\sqrt{n} & \cdots & 1/\sqrt{n} \\ * & \cdots & * \\ \vdots & & \vdots \\ * & \cdots & * \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ \vdots \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sqrt{n}\mu \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix} =: \boldsymbol{\eta}$$

## 標本平均, 標本分散の分布 (15/15)

### 定理 6.8 の証明 (続き)

$Y_1, \dots, Y_N$  の確率密度関数は

$$\begin{aligned} & (2\pi)^{-n/2} |\sigma^2 I_n|^{-1/2} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\mathbf{y} - \boldsymbol{\eta})'(\sigma^2 I_n)^{-1}(\mathbf{y} - \boldsymbol{\eta})\right\} \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-(y_1 - \sqrt{n}\mu)^2 / (2\sigma^2)} \prod_{j=2}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-y_j^2 / (2\sigma^2)} \end{aligned}$$

したがって

$Y_1, \dots, Y_n$  は独立,  $Y_1 \sim N(\sqrt{n}\mu, \sigma^2)$ ,  $Y_2, \dots, Y_n \stackrel{i.i.d.}{\sim} N(0, \sigma^2)$

$\bar{X}_n = \frac{1}{\sqrt{n}}Y_1 \sim N(\mu, \frac{\sigma^2}{n})$ ,  $\frac{Y_j}{\sigma} \sim N(0, 1)$ .

$$(n-1)S_n^2 = \sum_{j=1}^n (X_j - \bar{X}_n)^2 = \sum_{j=1}^n X_j^2 - n\bar{X}_n^2 = \sum_{j=1}^n Y_j^2 - Y_1^2$$

したがって  $\frac{(n-1)S_n^2}{\sigma^2} = \sum_{j=2}^n \frac{Y_j^2}{\sigma^2} \sim \chi_{n-1}^2$  で  $\bar{X}_n$  と独立.

## 他の統計量の分布 (1/4)

### 定義 7.10

( $t$ -分布) 確率変数  $T$  の確率密度関数が

$$f_T(t) = \frac{\Gamma\left(\frac{1}{2}(n+1)\right)}{\sqrt{n\pi}\Gamma\left(\frac{1}{2}n\right)} \left(1 + \frac{1}{n}t^2\right)^{-(n+1)/2}$$

で与えられるとき,  $X$  は自由度  $n$  の  $t$ -分布に従うといい,  $T \sim t_n$  とかく.

### 定理 7.9

$X \sim N(0, 1)$ ,  $Y \sim \chi_n^2$ ,  $X$  と  $Y$  は独立とする. このとき

$$T = \frac{X}{\sqrt{Y/n}} \sim t_n$$

(証明は省略, テキスト 125 ページ参照)

## 他の統計量の分布 (2/4)

### 注 7.5

正規母集団  $N(\mu, \sigma^2)$  から大きさ  $n$  の標本  $X_1, \dots, X_n$  に基づく標本平均, 標本分散を  $\bar{X}_n, S_n^2$  とする. このとき

$$T = t(X_1, \dots, X_n) = \frac{\sqrt{n}(\bar{X}_n - \mu)}{S_n} \sim t_{n-1}^2$$

## 他の統計量の分布 (3/4)

## 定義 7.11

$F$ -分布確率変数  $V$  の確率密度関数が

$$f_V(v) = \begin{cases} \frac{\Gamma\left(\frac{1}{2}(m+n)\right)}{\Gamma\left(\frac{1}{2}m\right)\Gamma\left(\frac{1}{2}n\right)} \left(\frac{m}{n}\right)^{m/2} v^{m/2-1} \left(1 + \frac{m}{n}v\right)^{-(m+n)/2}, & v > 0 \\ 0, & v \leq 0 \end{cases}$$

で与えられるとき,  $V$  は自由度  $m, n$  の  $F$ -分布に従うといい,  
 $V \sim F_{m,n}$  とかく.

## 他の統計量の分布 (4/4)

### 定理 7.10

$X \sim \chi_m^2$ ,  $Y \sim \chi_n^2$ ,  $X$  と  $Y$  は独立とする. このとき

$$V = \frac{X/m}{Y/n}$$

は自由度  $m, n$  の  $F$ -分布に従う.

(証明は省略, テキスト 127 ページ参照)