

正規分布 (1) 付録

坂田 綾香

二変量正規分布の行列表現

- 二変量を x_1, x_2 として、ベクトル \mathbf{x} で表す
- x_1, x_2 の平均値を μ_1, μ_2 として、ベクトル $\boldsymbol{\mu}$ で表す
- 共分散行列 Σ を導入する

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix}, \boldsymbol{\mu} = \begin{pmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{pmatrix}, \Sigma = \begin{pmatrix} \sigma_x^2 & \rho \\ \rho & \sigma_y^2 \end{pmatrix}$$

- 二変量正規分布は次のように表される

$$p(\mathbf{x}; \boldsymbol{\mu}, \Sigma) = \frac{1}{2\pi\sqrt{|\Sigma|}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})\Sigma^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^T\right)$$

- Σ^{-1} は Σ の逆行列
- $|\Sigma|$ は Σ の行列式
- T は転置

n 変量正規分布の行列表現

- n 変量を x_1, x_2, \dots, x_n として, ベクトル \mathbf{x} で表す
- x_1, \dots, x_n の平均値を μ_1, \dots, μ_n として, ベクトル $\boldsymbol{\mu}$ で表す
- 共分散行列 Σ を導入する

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}, \boldsymbol{\mu} = \begin{pmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \\ \vdots \\ \mu_n \end{pmatrix}, \Sigma = \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & \rho_{12} & \cdots & \rho_{1n} \\ \rho_{12} & \sigma_2^2 & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & \rho_{n-1,n} \\ \rho_{1n} & \cdots & \rho_{n-1,n} & \sigma_n^2 \end{pmatrix}$$

- n 変量正規分布は次のように表される

$$p(\mathbf{x}; \boldsymbol{\mu}, \Sigma) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^n |\Sigma|}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})\Sigma^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^T\right)$$

複数の峰を持つ分布の例

成分数2の混合正規分布(normal mixture)

※ 有限混合分布(finite mixture)の一種

確率 q で $N(\mu_1, \sigma_1^2)$ からのサンプルを出力

確率 $1 - q$ で $N(\mu_2, \sigma_2^2)$ からのサンプルを出力

$$p(x; \mu_1, \mu_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2) = \frac{q}{\sqrt{2\pi\sigma_1^2}} e^{-\frac{(x-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2}} + \frac{1-q}{\sqrt{2\pi\sigma_2^2}} e^{-\frac{(x-\mu_2)^2}{2\sigma_2^2}}$$

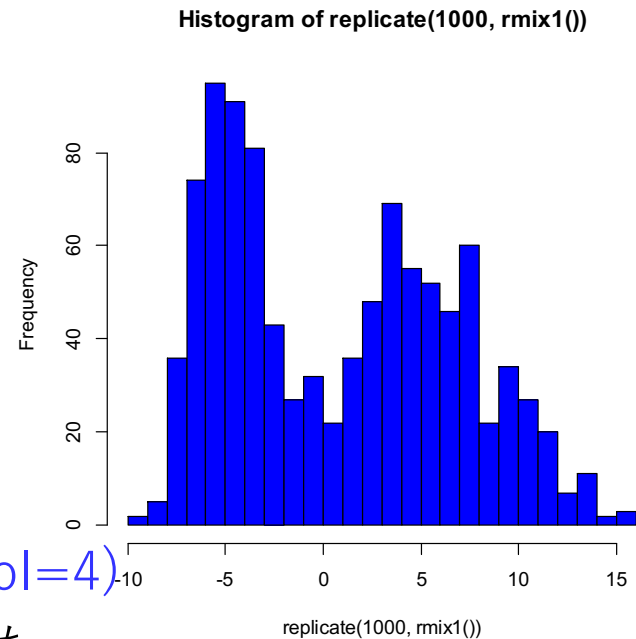
扱い方が難しい点もあるが「分類」の基本モデルとして機械学習や統計学で重要

Rで混合正規分布

```
set.seed(1985); q=0.4
rmix1=function(){
  id=sample(c(0,1),prob=c(q,1-q),size=1)
  if(id==0){
    rnd=rnorm(n=1,mean=-5,sd=1.5)
  }else{
    rnd=rnorm(n=1,mean=+5,sd=4.0)
  }
  return(rnd)
}
```

```
hist(replicate(1000,rmix1()),breaks=20,col=4)
```

#一般の有限混合分布に使える方法を示した



リンデベルグ条件

- 同分布ではないときにCLTが成立する条件

$$(1) E[X_k] = 0, k = 1, 2, \dots, n$$

$$(2) V[X_k] = \sigma_k^2 < \infty, k = 1, 2, \dots, n$$

$$(3) B = \sqrt{\sum_{k=1}^n \sigma_k^2} \text{ として, 任意の } M(> 0) \text{ に対して}$$
$$\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{B^2} \sum_{k=1}^n E[X_k^2, \text{ただし } |X_k| > MB] = 0$$

が成り立つならば S/B の分布は標準正規分布に収束する

(1), (2)は満たすが(3)は満たさない例

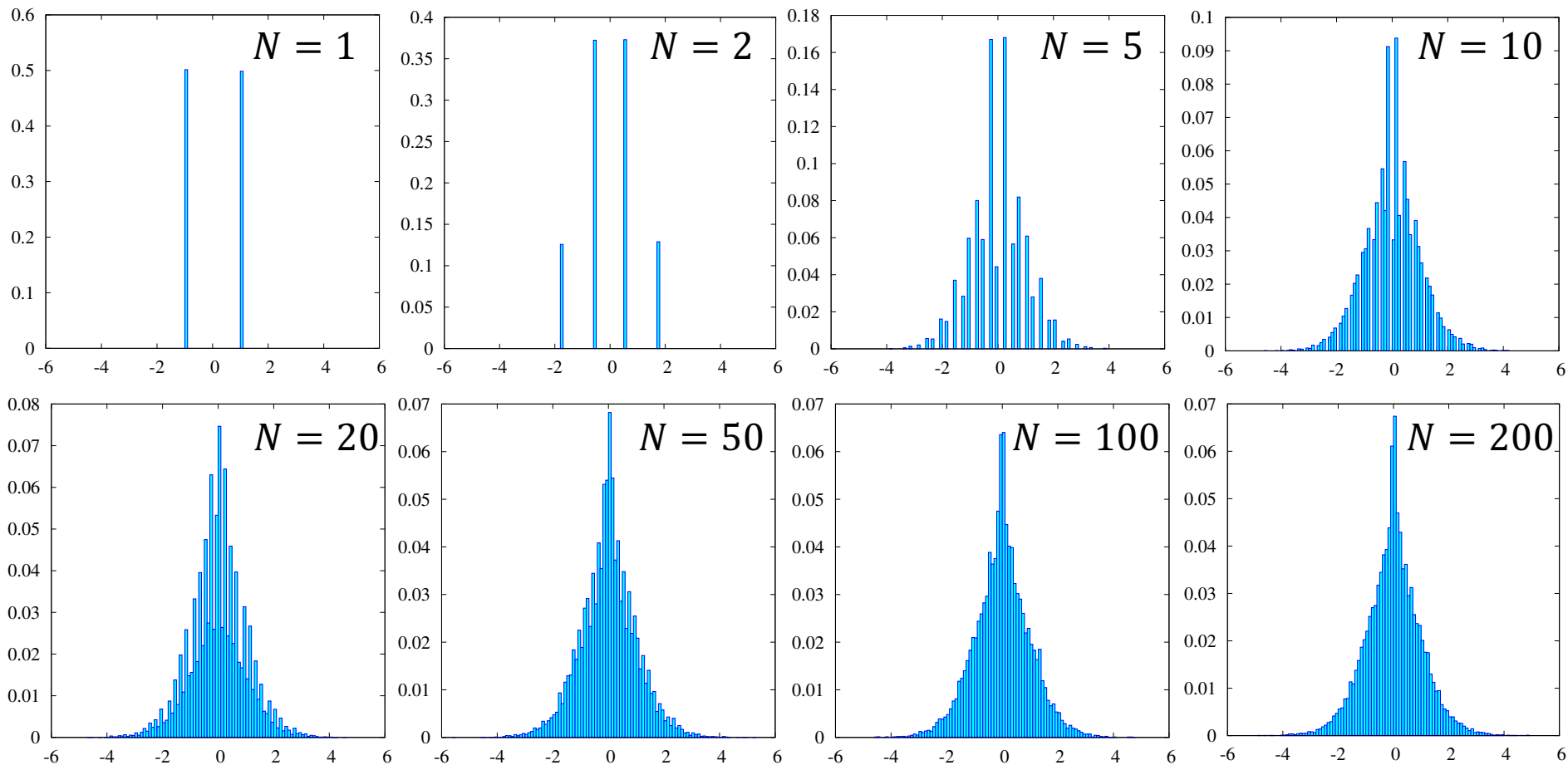
- k 番目の確率変数 X_k は $\{-k, 0, k\}$ いずれかの値をとる

$$X_k = \begin{cases} k & \text{確率 } \frac{1}{2k} \\ -k & \text{確率 } \frac{1}{2k} \\ 0 & \text{確率 } 1 - \frac{1}{k} \end{cases}$$

- 平均0, 分散 $k (< \infty)$ なので条件(1), (2)は満たす
- $B^2 = \sum_{k=1}^n k$, $\sum_{k=1}^n E[X_k^2, \text{ただし } |X_k| > MB] = k$ なので(3)は成立しない

リンデベルグ条件つづき

$\frac{s}{\sqrt{B}}$ の分布の N による変化



標準正規分布に収束しない