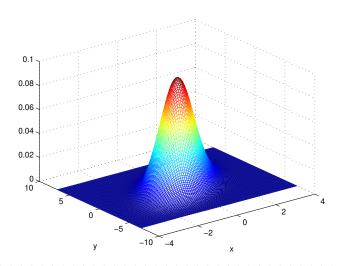
#### 函数图像





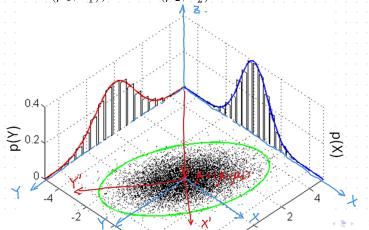
$$rak{B}$$
:  $\mu_1=\mu_2=0$ ,  $\sigma_1=1$ ,  $\sigma_2=2$ ,  $\rho=\frac{1}{2}$ 

# 边缘分布

二维正态分布的边缘分布为一维正态分布,即

$$f_X(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} e^{-\frac{(x-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2}} \quad f_Y(y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_2} e^{-\frac{(y-\mu_2)^2}{2\sigma_2^2}}$$

亦即  $X \sim N(\mu_1, \sigma_1^2)$ ,  $Y \sim N(\mu_2, \sigma_2^2)$  。



# 边缘分布

 $\rho = 0$  是 X, Y 是相互独立随机变量的充要条件。

$$f_{XY}(x,y) = \frac{1}{2\pi \sigma_1 \sigma_2} e^{-\frac{1}{2} \left( \frac{[X-\mu_1]^2}{\sigma^2} + \frac{\mu_1^2 - \mu_1^2}{\sigma^2} \right)}$$

$$f_{X|Y}(x|y) = f(x)$$

设  $\mu = (\mu_1, \mu_2, \cdots, \mu_n)', \Sigma$  为 n 阶正定矩阵,记  $= (x_1, x_2, \cdots, x_n)', 若$ 

$$\begin{split} f_{X_1,X_2,\cdots,X_n}(x_1,x_2,\cdots,x_n) & \xrightarrow{X\sim \mathcal{N}(a_1)} \begin{cases} f_{x(x)} & \text{the sum } \\ x_1,x_2,\cdots,x_n \end{cases} & \text{the sum } \begin{cases} f_{x(x)} & \text{the sum } \\ x_2,\cdots,x_n \end{cases} & \text{the sum } \begin{cases} f_{x(x)} & \text{the sum } \\ x_2,\cdots,x_n \end{cases} & \text{the sum } \begin{cases} f_{x(x)} & \text{the sum } \\ x_2,\cdots,x_n \end{cases} & \text{the sum } \begin{cases} f_{x(x)} & \text{the sum } \\ x_2,\cdots,x_n \end{cases} & \text{the sum } \begin{cases} f_{x(x)} & \text{the sum } \\ x_2,\cdots,x_n \end{cases} & \text{the sum } \begin{cases} f_{x(x)} & \text{the sum } \\ x_2,\cdots,x_n \end{cases} & \text{the sum } \begin{cases} f_{x(x)} & \text{the sum } \\ x_2,\cdots,x_n \end{cases} & \text{the sum } \begin{cases} f_{x(x)} & \text{the sum } \\ x_2,\cdots,x_n \end{cases} & \text{the sum } \begin{cases} f_{x(x)} & \text{the sum } \\ x_2,\cdots,x_n \end{cases} & \text{the sum } \begin{cases} f_{x(x)} & \text{the sum } \\ x_2,\cdots,x_n \end{cases} & \text{the sum } \begin{cases} f_{x(x)} & \text{the sum } \\ x_2,\cdots,x_n \end{cases} & \text{the sum } \begin{cases} f_{x(x)} & \text{the sum } \\ x_2,\cdots,x_n \end{cases} & \text{the sum } \begin{cases} f_{x(x)} & \text{the sum } \\ x_2,\cdots,x_n \end{cases} & \text{the sum } \begin{cases} f_{x(x)} & \text{the sum } \\ x_2,\cdots,x_n \end{cases} & \text{the sum } \begin{cases} f_{x(x)} & \text{the sum } \\ x_2,\cdots,x_n \end{cases} & \text{the sum } \begin{cases} f_{x(x)} & \text{the sum } \\ x_2,\cdots,x_n \end{cases} & \text{the sum } \begin{cases} f_{x(x)} & \text{the sum } \\ x_2,\cdots,x_n \end{cases} & \text{the sum } \begin{cases} f_{x(x)} & \text{the sum } \\ x_2,\cdots,x_n \end{cases} & \text{the sum } \begin{cases} f_{x(x)} & \text{the sum } \\ x_2,\cdots,x_n \end{cases} & \text{the sum } \begin{cases} f_{x(x)} & \text{the sum } \\ x_2,\cdots,x_n \end{cases} & \text{the sum } \begin{cases} f_{x(x)} & \text{the sum } \\ x_2,\cdots,x_n \end{cases} & \text{the sum } \begin{cases} f_{x(x)} & \text{the sum } \\ x_2,\cdots,x_n \end{cases} & \text{the sum } \end{cases} & \text{the sum } \begin{cases} f_{x(x)} & \text{the sum } \\ x_2,\cdots,x_n \end{cases} & \text{the sum } \begin{cases} f_{x(x)} & \text{the sum } \\ x_2,\cdots,x_n \end{cases} & \text{the sum } \begin{cases} f_{x(x)} & \text{the sum } \\ x_2,\cdots,x_n \end{cases} & \text{the sum } \begin{cases} f_{x(x)} & \text{the sum } \\ x_2,\cdots,x_n \end{cases} & \text{the sum } \begin{cases} f_{x(x)} & \text{the sum } \\ x_2,\cdots,x_n \end{cases} & \text{the sum } \begin{cases} f_{x(x)} & \text{the sum } \\ x_2,\cdots,x_n \end{cases} & \text{the sum } \begin{cases} f_{x(x)} & \text{the sum } \\ x_2,\cdots,x_n \end{cases} & \text{the sum } \begin{cases} f_{x(x)} & \text{the sum } \\ x_2,\cdots,x_n \end{cases} & \text{the sum } \begin{cases} f_{x(x)} & \text{the sum } \\ x_2,\cdots,x_n \end{cases} & \text{the sum } \begin{cases} f_{x(x)} & \text{the sum } \\ x_2,\cdots,x_n \end{cases} & \text{the sum } \begin{cases} f_{x(x)} & \text{the sum } \\ x_2,\cdots,x_n \end{cases} & \text{the sum } \begin{cases} f_{x(x)} & \text{the sum } \\ x_2,\cdots,x_n \end{cases} & \text{the sum } \begin{cases} f_{x(x)} & \text{the sum } \\ x_2,\cdots,x_n \end{cases} & \text{the sum } \begin{cases} f_{x(x)} & \text{the sum } \\ x_2,\cdots,x_n \end{cases} & \text{the sum } \begin{cases} f_{x(x)}$$

# n 维正态分布(非退化情形)

请大家验证,对于n=2的情形

$$m{\mu} = \left(egin{array}{c} \mu_1 \ \mu_2 \end{array}
ight) \;\; m{\Sigma} = \left(egin{array}{cc} \sigma_1^2 & 
ho\sigma_1\sigma_2 \ 
ho\sigma_1\sigma_2 & \sigma_2^2 \end{array}
ight)$$

# 二维连续型随机变量的条件密度函数

设 (X, Y) 为二维连续型的随机向量,其联合分布密度函数为  $f_{X,Y}(x,y)$ ,边缘分布密度函数分别为  $f_X(x)$  和  $f_Y(y)$ ,若  $f_Y(y) > 0$ ,那么在  $\{Y = y\}$  发生的条件下,X 的 条件密度函数 定义为

$$f_{X|Y}(x|y) = \frac{f_{X,Y}(x,y)}{f_{Y}(y)}, \forall x \in \mathbb{R}$$

同样的,当  $f_X(x) > 0$ ,在  $\{X = x\}$  发生的条件下 Y的 条件密度函数 定义为

$$f_{Y|X}(y|x) = \frac{f_{X,Y}(x,y)}{f_{X}(x)}, \forall y \in \mathbb{R}$$

#### 设(X,Y)的联合密度函数为

#### 例

大家可以自行验证, 对于二维正态分布

$$(X, Y) \sim \frac{1}{2\pi\sigma_1\sigma_2\sqrt{1-\rho^2}} \times e^{-\frac{1}{2(1-\rho^2)}((\frac{(x-\mu_1)^2}{\sigma_1^2})-2\rho\frac{(x-\mu_1)(y-\mu_2)}{\sigma_1\sigma_2}+\frac{(y-\mu_2)^2}{\sigma_2^2})},$$

X 在  $\{Y = y\}$  下和 Y 在  $\{X = x\}$  下的条件分布分别为

$$N(\mu_1 + \rho \frac{\sigma_1}{\sigma_2} (y - \mu_2), \sigma_1^2 (1 - \rho^2))$$

和

$$N(\mu_2 + \rho \frac{\sigma_2}{\sigma_1}(x - \mu_1), \sigma_2^2(1 - \rho^2))$$

#### Outline

- 3.0 前言
  - 3.1 随机向量的概念及其分布函数
- 3.2 二维离散型随机向量
- 3.3 二维连续型随机向量
- 3.4 二维随机向量函数的分布

小结

# 简单情形

问题:根据 (X, Y) 的联合分布,求 g(X, Y) = X + Y 的分布

# 离散型的简单情形

对于二维离散型随机向量的情形,设(X,Y)的分布列为

$$P(X = x_i, Y = y_j) = p_{ij}, i, j = 1, 2, \cdots$$

那么 Z = X + Y的分布列为

$$P(Z = z_k) = \sum_{x_i + y_j = z_k} p_{ij}, k = 1, 2, \cdots$$

特别的,若  $x_i = i$ ,  $y_j = j$ , 那么

$$P(Z = k) = \sum_{i=0}^{k} P(X = i, Y = k-i) = \sum_{i=0}^{k} p_{i(k-i)}, k = 0, 1, 2, \cdots$$

进一步的,若 X 与 Y 独立, 那么

$$P(Z = k) = \sum_{i=0}^{k} P(X = i) P(Y = k - i) = p_i p_{i(k-i)}$$



# 连续型的简单情形

对于二维连续型随机向量,设 (X, Y) 的联合分布密度函数为  $f_{X,Y}$ , 那么 Z = X + Y 的分布函数为

$$F_{Z}(z) = P(Z \le z) = P(X + Y \le z)$$

$$= \int_{x+y \le z} f_{X,Y}(x,y) dx dy = \int_{-\infty}^{\infty} x \int_{-\infty}^{z-x} f_{X,Y}(x,y) dy dx$$

$$= \int_{-\infty}^{\infty} y \int_{-\infty}^{z-y} f_{X,Y}(x,y) dx dy$$

# 连续型的简单情形

按照连续型随机变量函数的分布密度函数求法,对分布函数  $F_z(z)$  关于 z 求导,得到 Z 的分布密度函数为

$$f_{Z}(z) = \int_{-\infty}^{\infty} f_{X,Y}(x,z-x) dx = \int_{-\infty}^{\infty} f_{X,Y}(z-y,y) dy$$

特别的, 若 X, Y 相互独立, 那么

$$f_Z(z) = \int_{-\infty}^{\infty} f_X(x) f_Y(z - x) dx = \int_{-\infty}^{\infty} f_X(z - y) f_Y(y) dy$$

即两个独立的随机变量和的分布密度函数为它们各自的分布密度函数的"卷积"。

#### 练习

设X,Y的联合密度函数为

$$f_{X,Y}(x,y) = \begin{cases} e^{-(x+y)}, & x > 0, y > 0 \\ 0, & \text{ 其他 } \end{cases}$$

求下面的随机变量的密度函数:

$$Z = (X + Y)/2, \quad W = X - Y$$

分本函数 
$$F_{Z(Z)} = P(Z \leq Z)$$
  
=  $P(\frac{X+Y}{2} \leq Z)$  (異  $Y \leq 2Z-X$ )  
=  $\int_{-\infty}^{100} \int_{-\infty}^{2Z-X} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-$ 

# 多维正态分布的函数 (X,Y)~N( (¼), (ᠪi (66,62))) X.Y\*\*\* (※) (=0

- ▶ (X, Y) 是二维随机向量,X 与 Y 独立, $X \sim N(\mu_1, \sigma_1^2)$ , $Y \sim (\mu_2, \sigma_2^2)$ ,那么  $Z = X + Y \sim N(\mu_1 + \mu_2, \sigma_1^2 + \sigma_2^2)$
- ▶  $(X_1, X_2, \dots, X_n)$  是 n 维正态分布,且  $X_1, X_2, \dots, X_n$  相互独立, $X_i \sim N(\mu_i, \sigma_i^2)$ ,  $i = 1, \dots, n$ ,那么  $\sum_{i=1}^n a_i X_i \sim N(\sum_{i=1}^n a_i \mu_i, \sum_{i=1}^n a_i^2 \sigma_i^2)$

#### 命题 3.4.1

随机向量  $\mathbf{X} = (X_1, X_2, \cdots, X_n)^T$  服从 n 维正态分布的充要条件是对任意的  $\mathbf{k} = (k_1, k_2, \cdots, k_n)^T \in \mathbb{R}^n$ ,那么  $\mathbf{k}^T \mathbf{X}$  服从一维正态分布

#### 命题 3.4.2

设随机向量 =  $(X_1, X_2, \dots, X_n)'$  服从 n 维正态分布,期望向量为  $\mu = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n)'$ ,协方差矩阵为  $\Sigma$ ,那么对于任意的实矩阵  $\mathbf{A}_{m \times n}$ ,有

$$oldsymbol{A} \sim \mathcal{N}(oldsymbol{A}oldsymbol{\mu},oldsymbol{A}oldsymbol{\Sigma}oldsymbol{A}')$$

#### 练习

相互独立的随机变量  $X \sim \exp(\lambda_1)$ ,  $Y \sim \exp(\lambda_2)$ , 求 Z = X/Y的密度函数。

#### Outline

- 3.0 前言
  - 3.1 随机向量的概念及其分布函数
- 3.2 二维离散型随机向量
- 3.3 二维连续型随机向量
- 3.4 二维随机向量函数的分布

#### 小结