

# 高斯分布随机变量及其性质

- 中心极限定理
- 高斯分布的随机变量
- N 维高斯随机变量的统计独立特性
- 高斯随机变量的线性变换
- 高斯分布的随机变量的条件分布和边缘分布

## 1. 引言. 中心极限定理

给定  $n$  个独立的随机变量  $x_i$ ,  $i=1,2,\dots,n$ , 它们的和为:  $x = x_1 + x_2 + \dots + x_n$ ,  $x$  的均值为  $\eta = \eta_1 + \eta_2 + \dots + \eta_n$ , 方差为  $\sigma^2 = \sigma_1^2 + \sigma_2^2 + \dots + \sigma_n^2$ , 在一定的条件下, 当  $n$  趋于无穷时,  $x$  的概率密度函数  $f(x)$  趋向于具有相同均值和方差的高斯(正态)分布:

$$f(x) \approx \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\eta)^2}{2\sigma^2}}$$

中心极限定理逼近的性质以及对一个给定误差所需的随机变量的数目  $n$  依赖于概率密度函数  $f_i(x)$ 。

## 2 高斯分布的随机变量

典型高斯分布的随机变量的概率密度与特征函数的描述。

$$f_{\xi}(x),$$

$$\Phi_{\xi}(u) = E\{e^{ju\xi}\} = \int_{-\infty}^{\infty} e^{ju\xi} f_{\xi}(x) dx$$

### 2.1 一元高斯随机变量

一元高斯随机变量  $N(0,1)$ , 均值为零、方差为 1, 其概率密度和特征函数:

$$f_{\xi}(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}}$$

$$\Phi_{\xi}(u) = e^{-\frac{u^2}{2}}$$

一元高斯随机变量  $N(\mu, \sigma^2)$ , 均值为  $\mu$ 、方差为  $\sigma^2$ , 其概率密度和特征函数:

$$f_{\xi}(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

$$\Phi_{\xi}(u) = e^{j\mu u - \frac{\sigma^2 u^2}{2}}$$

## 2.2 二元高斯随机变量

二元高斯随机变量  $\xi_1, \xi_2$ , 均值为零、协方差矩阵为:

$$B = \begin{pmatrix} 1 & r \\ r & 1 \end{pmatrix}, \quad B^{-1} = \frac{1}{1-r^2} \begin{pmatrix} 1 & -r \\ -r & 1 \end{pmatrix}, \quad |B| = 1-r^2$$

其二元概率密度和特征函数为:

$$f_{\xi_1, \xi_2}(x_1, x_2) = \frac{1}{2\pi\sqrt{1-r^2}} \exp\left(-\frac{1}{2(1-r^2)}[x_1^2 - 2rx_1x_2 + x_2^2]\right)$$

$$\Phi_{\xi_1, \xi_2}(u_1, u_2) = \exp\left(-\frac{1}{2}[u_1^2 + 2ru_1u_2 + u_2^2]\right)$$

二元高斯随机变量  $\xi_1, \xi_2$ , 其均值、协方差矩阵为,

$$E\begin{pmatrix} \xi_1 \\ \xi_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{pmatrix} = \mu,$$

$$B = \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & r\sigma_1\sigma_2 \\ r\sigma_1\sigma_2 & \sigma_2^2 \end{pmatrix}, \quad |B| = \sigma_1^2\sigma_2^2(1-r^2)$$

$$\begin{aligned} B^{-1} &= \frac{1}{\sigma_1^2\sigma_2^2(1-r^2)} \begin{pmatrix} \sigma_2^2 & -r\sigma_1\sigma_2 \\ -r\sigma_1\sigma_2 & \sigma_1^2 \end{pmatrix} \\ &= \frac{1}{(1-r^2)} \begin{pmatrix} 1/\sigma_1^2 & -r/\sigma_1\sigma_2 \\ -r/\sigma_1\sigma_2 & 1/\sigma_2^2 \end{pmatrix} \end{aligned}$$

其二元概率密度和特征函数为

$$\begin{aligned} f_{\xi_1, \xi_2}(x, y) &= \frac{1}{2\pi\sigma_1\sigma_2\sqrt{1-r^2}} \times \\ &\exp\left(-\frac{1}{2(1-r^2)}\left[\left(\frac{x_1-\mu_1}{\sigma_1}\right)^2 - 2r\left(\frac{x_1-\mu_1}{\sigma_1}\right)\left(\frac{x_2-\mu_2}{\sigma_2}\right) + \left(\frac{x_2-\mu_2}{\sigma_2}\right)^2\right]\right) \end{aligned}$$

$$\Phi_{\xi\eta}(u_1, u_2) = \exp\left(j(\mu_1 u_1 + \mu_2 u_2) - \frac{1}{2}[\sigma_1^2 u_1^2 + 2r\sigma_1\sigma_2 u_1 u_2 + \sigma_2^2 u_2^2]\right)$$

### 2.3 n 元高斯随机变量

n 元高斯随机变量  $\xi$ ，其均值、协方差矩阵（正定的）为，

$$\mu = \begin{pmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \\ \vdots \\ \mu_n \end{pmatrix}, \quad B = \begin{pmatrix} b_{11} & b_{12} & \cdots & b_{1n} \\ b_{12} & b_{22} & \cdots & b_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ b_{n1} & b_{n2} & \cdots & b_{nn} \end{pmatrix}$$

其 n 元概率密度和特征函数为

$$f_{\xi}(\mathbf{x}) = \frac{1}{[(2\pi)^n |B|]^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \mu)^T B^{-1}(\mathbf{x} - \mu)\right)$$

$$\Phi_{\xi}(U) = \exp\left(j\mu^T \mathbf{u} - \frac{1}{2}\mathbf{u}^T B \mathbf{u}\right)$$

其中，

$$\mathbf{x} = (x_1 \ x_2 \ \cdots \ x_n)^T, \quad \mathbf{u} = (u_1 \ u_2 \ \cdots \ u_n)^T$$

考虑到矩阵是 B 正定对称的，则存在一个非奇异矩阵 L，使得  $B=LL^T$ ，作线性变换 L，

$$\mathbf{y} = L^{-1}(\mathbf{x} - \mu_x), \quad \mathbf{x} = L\mathbf{y} + \mu_x,$$

$$B^{-1} = (LL^T)^{-1} = (L^T)^{-1} \cdot L^{-1} = (L^{-1})^T L^{-1}$$

$$\begin{aligned} (\mathbf{x} - \mu_x)^T B^{-1}(\mathbf{x} - \mu_x) &= (\mathbf{x} - \mu_x)^T (L^T)^{-1} \cdot L^{-1}(\mathbf{x} - \mu_x) \\ &= [L^{-1}(\mathbf{x} - \mu_x)]^T [L^{-1}(\mathbf{x} - \mu_x)] \\ &= \mathbf{y}^T \mathbf{y} \end{aligned}$$

对应这个变换的雅可比行列式是  $\frac{\partial \mathbf{x}}{\partial \mathbf{y}} = |L| = |B|^{1/2}$

$$\begin{aligned} f_{\eta}(Y) &= \frac{1}{[(2\pi)^n |B|]^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \mu_x)^T B^{-1}(\mathbf{x} - \mu_x)\right) \cdot |B|^{1/2} \\ &= \frac{1}{[(2\pi)^n]^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}\mathbf{y}^T \mathbf{y}\right) \end{aligned}$$

$$= \frac{1}{[(2\pi)^n]^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \sum_{n=1}^N y_n^2\right)$$

显然有

$$\begin{aligned} \int_{-\infty}^{\infty} \cdots \int_{-\infty}^{\infty} f_{\xi}(X) dX &= \int_{-\infty}^{\infty} \cdots \int_{-\infty}^{\infty} f_{\eta}(Y) dY \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \cdots \int_{-\infty}^{\infty} f_{\eta}(Y) dy_1 dy_2 \cdots dy_N = 1 \end{aligned}$$

## 2.4 n 元高斯随机变量的特征函数的计算

考虑以下的矩阵运算

$$\begin{aligned} j\mathbf{u}^T \mathbf{x} &= j\mathbf{u}^T (L\mathbf{y} + \boldsymbol{\mu}_X) = j\mathbf{u}^T L\mathbf{y} + j\mathbf{u}^T \boldsymbol{\mu}_X \\ &= jS^T \mathbf{y} + j\mathbf{u}^T \boldsymbol{\mu}_X \end{aligned}$$

$$\text{其中: } S^T = \mathbf{u}^T L, \quad S = L^T \mathbf{u}$$

$$\begin{aligned} j\mathbf{u}^T \mathbf{x} - \frac{1}{2}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_X)^T B^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_X) &= j\mathbf{u}^T \mathbf{x} - \mathbf{y}^T \mathbf{y} / 2 \\ &= j\mathbf{u}^T \boldsymbol{\mu}_X + jS^T \mathbf{y} - \mathbf{y}^T \mathbf{y} / 2 \\ &= j\mathbf{u}^T \boldsymbol{\mu}_X - (\mathbf{y} - jS)^T (\mathbf{y} - jS) / 2 - S^T S / 2 \end{aligned}$$

N 元高斯随机变量的特征函数是:

$$\begin{aligned} \Phi_{\xi}(\mathbf{u}) &= E\{\exp(j\mathbf{u}^T \mathbf{x})\} = \int_{-\infty}^{\infty} \cdots \int_{-\infty}^{\infty} \exp(j\mathbf{u}^T \mathbf{x}) f_{\xi}(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \cdots \int_{-\infty}^{\infty} \exp(j\mathbf{u}^T \mathbf{x}) \frac{1}{[(2\pi)^n |B|]^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^T B^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})\right) d\mathbf{x} \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \cdots \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{[(2\pi)^n |B|]^{1/2}} \exp\left(j\mathbf{u}^T \mathbf{x} - \frac{1}{2}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^T B^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})\right) d\mathbf{x} \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \cdots \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{[(2\pi)^n]^{1/2}} \exp[j\mathbf{u}^T \boldsymbol{\mu}_X - S^T S / 2] \\ &\quad \exp[-(\mathbf{y} - jS)^T (\mathbf{y} - jS) / 2] d\mathbf{y} \\ &= \exp[j\mathbf{u}^T \boldsymbol{\mu}_X - S^T S / 2] \\ &= \exp[j\mathbf{u}^T \boldsymbol{\mu}_X - \mathbf{u}^T L L^T \mathbf{u} / 2] \\ &= \exp[j\mathbf{u}^T \boldsymbol{\mu}_X - \mathbf{u}^T B \mathbf{u} / 2] \end{aligned}$$

$$\Phi_{\xi}(\mathbf{u}) = \exp\left(j\mathbf{u}^T \boldsymbol{\mu}_X - \frac{1}{2}\mathbf{u}^T \mathbf{B}\mathbf{u}\right)$$

当协方差矩阵是非负定的，可以证明若它的秩为  $r < n$ ，它的概率分布集中在  $r$  维子空间上，这种分布是退化正态分布，或奇异正态分布。

### 3 N 维高斯随机变量的统计独立特性

#### 3.1 定理 1

N 维随机变量  $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_N$ ，相互统计独立的充要条件是它们两两互不相关。  
证明，

首先证明**必要性**。

- 若 N 维随机变量  $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_N$ ，相互统计独立，则它们 N 个高斯分布随机变量的概率密度函数，等于它们各自概率密度函数的乘积。
- N 维随机变量  $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_N$ ，它们的特征函数等于各自特征函数的乘积。  
对比高斯分布特征函数的表达式，它们的协方差矩阵是对角矩阵。
- N 维随机变量  $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_N$ ，它们的协方差矩阵是对角矩阵，它们的互相关为零，它们是统计独立的。

其次证明**充分性**。

- 若 N 维随机变量  $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_N$ ，是两两不相关，它们的协方差矩阵是对角矩阵。
- 若 N 维随机变量  $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_N$ ，协方差矩阵是对角矩阵，它们的特征函数等于各自特征函数的乘积，它们是相互统计独立。

#### 3.2 定理 2

若  $\xi$  是高斯分布的随机矢量， $\xi_1, \xi_2$  是两个子矢量， $\xi = (\xi_1 \ \xi_2)^T$  它们的协

方差矩阵是  $\mathbf{B} = \begin{pmatrix} \mathbf{B}_{11} & \mathbf{B}_{12} \\ \mathbf{B}_{21} & \mathbf{B}_{22} \end{pmatrix}$ ，其中  $\mathbf{B}_{11}$  和  $\mathbf{B}_{22}$  分别是  $\xi_1, \xi_2$  的协方差矩阵， $\mathbf{B}_{12}$

和  $\mathbf{B}_{21}$  分别是  $\xi_1, \xi_2$  的互协方差矩阵。 $\mathbf{B}_{12} = (\mathbf{B}_{21})^H$ ， $\xi_1, \xi_2$  相互统计独立的充要条件是  $\mathbf{B}_{12} = 0$

证明：

首先证明必要性。

若  $\xi_1, \xi_2$  相互统计独立，它们之间的任意两个分量都统计独立，它们之间的任意两个分量的协方差都是零，相应的协方差矩阵  $B_{12}=0, B_{21}=0$ 。

其次证明充分性。

若  $B_{12}=0, B_{21}=0$ ，相应  $\xi$  的相关矩阵  $B = \begin{pmatrix} B_{11} & 0 \\ 0 & B_{22} \end{pmatrix}$ 。

令  $\mathbf{u} = (\mathbf{u}_1 \ \mathbf{u}_2)^T$ ，与相应分量的维数与  $\xi = (\xi_1 \ \xi_2)^T$  一致，它们的特征函数，

$$\begin{aligned} \Phi_{\xi}(\mathbf{u}) &= \exp(j\mathbf{u}^T \boldsymbol{\mu} - \mathbf{u}^T \mathbf{B} \mathbf{u} / 2) \\ &= \exp(j\mathbf{u}_1^T \boldsymbol{\mu}_1 + j\mathbf{u}_2^T \boldsymbol{\mu}_2 - [\mathbf{u}_1^T \mathbf{B}_{11} \mathbf{u}_1 + \mathbf{u}_2^T \mathbf{B}_{22} \mathbf{u}_2] / 2) \\ &= \exp(j\mathbf{u}_1^T \boldsymbol{\mu}_1 - [\mathbf{u}_1^T \mathbf{B}_{11} \mathbf{u}_1] / 2) \cdot \exp(j\mathbf{u}_2^T \boldsymbol{\mu}_2 - [\mathbf{u}_2^T \mathbf{B}_{22} \mathbf{u}_2] / 2) \\ &= \Phi_{\xi_1}(\mathbf{u}_1) \cdot \Phi_{\xi_2}(\mathbf{u}_2) \end{aligned}$$

等于两个子矢量的特征函数的乘积，因此这两个子矢量是相互独立的。

## 4 高斯随机变量的线性变换

### 4.1 高斯随机变量的线性组合

设  $\xi = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_N)$  是  $N$  维随机矢量，其数学期望是  $\boldsymbol{\mu} = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_N)$ ，协方差矩阵是  $B$ 。

高斯随机变量  $\xi$  各个分量线性组合

$$\eta = \sum_{n=1}^N a_n \xi_n = \mathbf{a}^T \boldsymbol{\xi}, \quad \mathbf{a}^T = (a_1, a_2, \dots, a_N)$$

高斯随机变量线性组合的均值，

$$\begin{aligned} E\{\eta\} &= E\left\{\sum_{n=1}^N a_n \xi_n\right\} = \sum_{n=1}^N a_n E[\xi_n] \\ &= \sum_{n=1}^N a_n \mu_n = \mathbf{a}^T \boldsymbol{\mu} \end{aligned}$$

高斯随机矢量线性组合的协方差，

$$\begin{aligned}
B_{\eta} &= E \left\{ \sum_{n=1}^N a_n (\xi_n - \mu_n) \cdot \sum_{m=1}^N a_m (\xi_m - \mu_m) \right\} \\
&= \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^N a_n a_m E \{ (\xi_m - \mu_m) \cdot (\xi_n - \mu_n) \} \\
&= \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^N a_n a_m b_{nm} \\
&= \mathbf{a}^T \mathbf{B} \mathbf{a}
\end{aligned}$$

## 4.2 高斯随机变量的线性变换

设  $\xi = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_N)$  是  $N$  维随机矢量，其数学期望是  $\mu = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_N)$ ，协方差矩阵是  $\mathbf{B}$ 。

线性变换  $\mathbf{C}$ ，是  $M \times N$  的矩阵， $\xi$  经过线性变换  $\mathbf{C}$  得到  $\eta = \mathbf{C} \xi$ ，

均值：

$$E\eta = E\{\mathbf{C}\xi\} = \mathbf{C}E\{\xi\} = \mathbf{C}\mu_{\xi},$$

协方差矩阵：

$$\begin{aligned}
D\{(\eta - E\eta)\} &= E\left\{(\eta - E\eta)(\eta - E\eta)^T\right\} \\
&= E\left\{(\mathbf{C}\xi - \mathbf{C}E\xi)(\mathbf{C}\xi - \mathbf{C}E\xi)^T\right\} \\
&= E\left\{\mathbf{C}(\xi - \mu_{\xi})(\xi - \mu_{\xi})^T \mathbf{C}^T\right\} \\
&= \mathbf{C}E\left\{(\xi - \mu_{\xi})(\xi - \mu_{\xi})^T\right\} \mathbf{C}^T \\
&= \mathbf{C} \mathbf{B} \mathbf{C}^T
\end{aligned}$$

## 4.3 定理 1

设  $\xi = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_N)$  是  $N$  维随机矢量，其数学期望是， $\mu = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_N)$ ，协方差矩阵是  $\mathbf{B}$ 。 $\xi$  服从  $N$  元高斯分布的充要条件是它的任意一个线性组合

$$\zeta = \sum_{n=1}^N a_n \xi_n = \mathbf{a}^T \xi \text{ 服从一元高斯分布。}$$

证明：

首先证明必要性。

如果  $\xi$  的任意一个线性组合  $\zeta = \sum_{n=1}^N a_n \xi_n = \mathbf{a}^T \xi$  服从一元高斯分布。

考虑到  $\zeta$  的均值是  $\boldsymbol{\mu}_\zeta = \mathbf{a}^T \boldsymbol{\mu}_\xi$ ， $\zeta$  的方差是  $\mathbf{B}_\zeta = \mathbf{a}^T \mathbf{B}_\xi \mathbf{a}$ ，则  $\xi$  的特征函数是，

$$\begin{aligned}
& E \left\{ \exp(j \mathbf{u}^T \cdot \xi) \right\} \\
&= E \left\{ \exp \left( j \sum_{n=1}^N u_n \xi_n \right) \right\} \\
&= E \left\{ \exp \left( j u_0 \sum_{n=1}^N u'_n \xi_n \right) \right\} = E \left\{ \exp(j u_0 \mathbf{u}'^T \boldsymbol{\xi}) \right\} \\
&= \exp(j u_0 \mathbf{u}'^T \cdot \boldsymbol{\mu}_\xi - \mathbf{u}'^T \mathbf{B}_\xi \mathbf{u}' u_0^2 / 2) \\
&= \exp(j \mathbf{u}^T \cdot \boldsymbol{\mu}_\xi - \mathbf{u}^T \mathbf{B}_\xi \mathbf{u} / 2)
\end{aligned}$$

上述推导的第一步，是按照矢量点积的表达式写出的，

上述推导的第二步，是将  $\mathbf{u} = u_0 \mathbf{u}'$  代入表达式的，

上述推导的第三步，是鉴于  $\zeta$  的任意一个线性组合服从一元高斯分布，因而写出相应的特征函数表达式，

上述推导的第四步，是再次将  $\mathbf{u} = u_0 \mathbf{u}'$  代入表达式的，

推导的结果说明  $\xi$  的特征函数具有高斯矢量的形式，必要性得到证明。

其次证明充分性。

如果  $\xi$  是  $N$  维高斯随机矢量，它的任意一个线性组合  $\zeta = \sum_{n=1}^N a_n \xi_n = \mathbf{a}^T \boldsymbol{\xi}$  的特征函数是，

$$\begin{aligned}
& E \left\{ \exp(j u \zeta) \right\} = E \left\{ \exp \left( j u \sum_{n=1}^N a_n \xi_n \right) \right\} \\
&= E \left\{ \exp \left( j \sum_{n=1}^N (u a_n) \xi_n \right) \right\} \\
&= E \left\{ \exp(j u \mathbf{a}^T \cdot \boldsymbol{\xi}) \right\} \\
&= \exp(j u \mathbf{a}^T \boldsymbol{\mu}_\xi - u \mathbf{a}^T \mathbf{B}_\xi \mathbf{a} u / 2) \\
&= \exp(j u (\mathbf{a}^T \boldsymbol{\mu}_\xi) - u^2 (\mathbf{a}^T \mathbf{B}_\xi \mathbf{a}) / 2) \\
&= \exp(j u E(\zeta) - u^2 D(\zeta) / 2)
\end{aligned}$$

上述推导的第四步，是按照高斯随机矢量的特征函数表达式写出的，

推导的结果说明  $\zeta$  的特征函数具有高斯变量的形式，充分性得到证明。



#### 4.4 定理 2

设  $\xi = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_N)$  是  $N$  维随机矢量，其数学期望是， $\mu = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_N)$ ，协方差矩阵是  $B$ ，服从高斯分布  $N(\mu, B)$ 。 $C$  是  $M \times N$  矩阵， $\xi$  经过线性变换  $C$  得到  $\eta = C\xi$ ， $\eta$  为  $M \times 1$  列矢量，它服从  $M$  元高斯分布  $N(C\mu, CBC^T)$ 。

证明：

因为  $\xi = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_N)$  是  $N \times 1$  维随机列矢量， $C$  是  $M \times N$  矩阵，所以  $\eta = C\xi$  是  $M \times 1$  列矢量。

其次，考虑  $M \times 1$  列矢量  $t$ ，相应  $\eta$  的特征函数是：

$$\begin{aligned} E\{\exp(jt^T \eta)\} &= E\{\exp(jt^T C\xi)\} \\ &= E\{\exp(j(C^T t)^T \xi)\} \\ &= \exp\{j(C^T t)^T \mu - (C^T t)^T B(C^T t)/2\} \\ &= \exp\{jt^T C\mu - t^T CBC^T t/2\} \\ &= \exp\{jt^T (C\mu) - t^T (CBC^T)t/2\} \end{aligned}$$

由高斯分布随机矢量的线性变换的性质知， $\eta$  的均值是  $C\mu$ ，协方差是  $CBC^T$ ，而  $\eta$  的特征函数是  $\exp\{jt^T (C\mu) - t^T (CBC^T)t/2\}$ ，故  $\xi$  经过线性变换  $C$  得到  $\eta = C\xi$  是高斯随机变量。

#### 4.5 定理 2 推论

设  $\xi = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_N)$  是  $n$  维高斯随机矢量，服从高斯分布  $N(\mu, B)$ 。设存在一个正交变换  $U$ ，使得  $\eta = U\xi$  是一个具有独立高斯分布分量的高斯分布的随机矢量，它的数学期望是  $U\mu$ ，方差分量是协方差矩阵  $B$  的特征值。

证明：

对于一个实对称的协方差矩阵  $B$ ，存在特征值  $d_i$ ，和特征矢量  $u_i$ ， $i=1,2,\dots,N$ ，有

$$Bu_i = d_i u_i,$$

$$U = (u_1^T \ u_2^T \ \dots \ u_N^T)^T \quad U^T = (u_1 \ u_2 \ \dots \ u_N),$$

$$UU^T = I,$$

$$\begin{aligned}
\mathbf{B}\mathbf{U}^T &= \mathbf{B}(\mathbf{u}_1 \ \mathbf{u}_2 \quad \quad \mathbf{u}_N) = (d_1\mathbf{u}_1 \ d_2\mathbf{u}_2 \quad \quad d_N\mathbf{u}_N) \\
&= (\mathbf{u}_1 \ \mathbf{u}_2 \quad \quad \mathbf{u}_N) \begin{pmatrix} d_1 & & \\ & d_2 & \\ & & \ddots \\ & & & d_N \end{pmatrix} \\
&= \mathbf{U}^T \mathbf{D} \\
\mathbf{U}\mathbf{B}\mathbf{U}^T &= \mathbf{D} \\
\mathbf{B} &= \mathbf{U}^T \mathbf{D} \mathbf{U}
\end{aligned}$$

$\mathbf{U}\mathbf{B}\mathbf{U}^T = \mathbf{D}$ ， $\mathbf{U}$  作为高斯随机矢量的线性变换矩阵，可以得到  $\boldsymbol{\eta} = \mathbf{U} \boldsymbol{\xi}$  的数

学期望是  $\mathbf{U} \boldsymbol{\mu}$ ，协方差矩阵是  $\mathbf{D}$ 。即  $E[\mathbf{U}\boldsymbol{\xi}] = \mathbf{U}E[\boldsymbol{\xi}] = \mathbf{U} \boldsymbol{\mu}_{\boldsymbol{\xi}}$

## 5 高斯分布的随机变量的条件分布和边缘分布

### 5.1 均方误差最小的条件估值

设  $\boldsymbol{\xi}$  和  $\boldsymbol{\eta}$  是两个随机矢量，两者存在联合分布，设  $\boldsymbol{\eta}$  是观察矢量，通过  $\boldsymbol{\eta}$  对  $\boldsymbol{\xi}$  进行估值，

求均方误差最小的估值  $\hat{\boldsymbol{\xi}}$ 。

$$E\left\{\|\boldsymbol{\xi} - \hat{\boldsymbol{\xi}}(\boldsymbol{\eta})\|^2 / \boldsymbol{\eta} = \mathbf{y}\right\} = \min E\left\{\|\boldsymbol{\xi} - \mathbf{k}\|^2 / \boldsymbol{\eta} = \mathbf{y}\right\}$$

解：

计算估值的均方误差

$$\begin{aligned}
&E\left\{\|\boldsymbol{\xi} - \mathbf{k}\|^2 / \boldsymbol{\eta} = \mathbf{y}\right\} \\
&= E\left\{\|\boldsymbol{\xi} - E\{\boldsymbol{\xi}/\boldsymbol{\eta}\} + E\{\boldsymbol{\xi}/\boldsymbol{\eta}\} - \mathbf{k}\|^2 / \boldsymbol{\eta} = \mathbf{y}\right\} \\
&= E\left\{\|E\{\boldsymbol{\xi}/\boldsymbol{\eta}\} - \mathbf{k}\|^2 / \boldsymbol{\eta} = \mathbf{y}\right\} \\
&\quad + E\left\{\|[\boldsymbol{\xi} - E\{\boldsymbol{\xi}/\boldsymbol{\eta}\}] \cdot [E\{\boldsymbol{\xi}/\boldsymbol{\eta}\} - \mathbf{k}]\|^2 / \boldsymbol{\eta} = \mathbf{y}\right\} \\
&\quad + E\left\{\| [E\{\boldsymbol{\xi}/\boldsymbol{\eta}\} - \mathbf{k}] \cdot [\boldsymbol{\xi} - E\{\boldsymbol{\xi}/\boldsymbol{\eta}\}] \|^2 / \boldsymbol{\eta} = \mathbf{y}\right\} \\
&\quad + E\left\{\|\boldsymbol{\xi} - E\{\boldsymbol{\xi}/\boldsymbol{\eta}\}\|^2 / \boldsymbol{\eta} = \mathbf{y}\right\} \\
&= E\left\{\|E\{\boldsymbol{\xi}/\boldsymbol{\eta}\} - \mathbf{k}\|^2 / \boldsymbol{\eta} = \mathbf{y}\right\} \\
&\quad + E\left\{\|\boldsymbol{\xi} - E\{\boldsymbol{\xi}/\boldsymbol{\eta}\}\|^2 / \boldsymbol{\eta} = \mathbf{y}\right\}
\end{aligned}$$

为了使均方误差最小，应使估值  $\mathbf{k} = E\{\boldsymbol{\xi}/\boldsymbol{\eta}\}$

即均方误差最小的条件估值是条件均值： $\hat{\xi}(\eta=y) = E\{\xi/\eta=y\}$

## 5.2 二元高斯分布随机变量的条件分布和边缘分布

### 二元高斯随机变量协方差矩阵三角化分解和逆矩阵

二元高斯随机变量  $\xi_1, \xi_2$ ，均值为零、协方差矩阵可表示为，

$$B = \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & r\sigma_1\sigma_2 \\ r\sigma_1\sigma_2 & \sigma_2^2 \end{pmatrix},$$

协方差矩阵行列式可表示为，

$$|B| = \begin{vmatrix} \sigma_1^2 & r\sigma_1\sigma_2 \\ r\sigma_1\sigma_2 & \sigma_2^2 \end{vmatrix} = \sigma_1^2 \sigma_2^2 (1-r^2)$$

协方差矩阵可进行三角化分解，

$$\begin{aligned} B &= \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & r\sigma_1\sigma_2 \\ r\sigma_1\sigma_2 & \sigma_2^2 \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ r\sigma_2/\sigma_1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & r\sigma_1\sigma_2 \\ 0 & \sigma_2^2 - r^2\sigma_2^2 \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ r\sigma_2/\sigma_1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & 0 \\ 0 & \sigma_2^2 - r^2\sigma_2^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & r\sigma_2/\sigma_1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \end{aligned}$$

则，协方差矩阵的逆是，

$$\begin{aligned} B^{-1} &= \begin{pmatrix} 1 & -r\sigma_2/\sigma_1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1/\sigma_1^2 & 0 \\ 0 & 1/(1-r^2)\sigma_2^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ -r\sigma_2/\sigma_1 & 1 \end{pmatrix} \\ B^{-1} &= \frac{1}{1-r^2} \begin{pmatrix} 1/\sigma_1^2 & -r/\sigma_1\sigma_2 \\ -r/\sigma_1\sigma_2 & 1/\sigma_2^2 \end{pmatrix} \end{aligned}$$

### 二元高斯随机变量条件分布和边缘分布

考虑到

$$\begin{aligned} (x_1 \ x_2) B^{-1} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} &= (x_1 \ x_2) \begin{pmatrix} 1 & -r\sigma_2/\sigma_1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \\ &\quad \begin{pmatrix} 1/\sigma_1^2 & 0 \\ 0 & 1/(1-r^2)\sigma_2^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ -r\sigma_2/\sigma_1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
(x_1 \ x_2)B^{-1}\begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} &= (x_1 \quad x_2 - x_1 r \sigma_2 / \sigma_1) \\
&\quad \begin{pmatrix} 1/\sigma_1^2 & 0 \\ 0 & 1/(1-r^2)\sigma_2^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 - x_1 r \sigma_2 / \sigma_1 \end{pmatrix} \\
(x_1 \ x_2)B^{-1}\begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} &= x_1^2 / \sigma_1^2 + (x_2 - x_1 r \sigma_2 / \sigma_1)^2 / (1-r^2)\sigma_2^2
\end{aligned}$$

即,

$$\begin{aligned}
(x_1 \ x_2)B^{-1}\begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} &= \frac{1}{1-r^2} (x_1 \ x_2) \begin{pmatrix} 1/\sigma_1^2 & -r/\sigma_1\sigma_2 \\ -r/\sigma_1\sigma_2 & 1/\sigma_2^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} \\
&= \frac{1}{1-r^2} (x_1 \ x_2) \begin{pmatrix} x_1/\sigma_1^2 & -x_2 r/\sigma_1\sigma_2 \\ -x_1 r/\sigma_1\sigma_2 & x_2/\sigma_2^2 \end{pmatrix} \\
&= \frac{1}{1-r^2} [x_1^2 / \sigma_1^2 - x_2 r / \sigma_1 \sigma_2 - x_2 r / \sigma_1 \sigma_2 + x_2^2 / \sigma_2^2]
\end{aligned}$$

二元高斯随机变量  $\xi_1, \xi_2$ , 条件分布和边缘分布是,

$$\begin{aligned}
f_{\xi_1 \xi_2}(x_1, x_2) &= \frac{1}{2\pi\sqrt{(1-r^2)\sigma_1^2\sigma_2^2}} \\
&\quad \exp\left(-\frac{1}{2}[x_1^2 / \sigma_1^2 + (x_2 - x_1 r \sigma_2 / \sigma_1)^2 / (1-r^2)\sigma_2^2]\right) \\
&= \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_1^2}} \exp\left(-\frac{1}{2}x_1^2 / \sigma_1^2\right) \cdot \\
&\quad \frac{1}{\sqrt{2\pi(1-r^2)\sigma_2^2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(x_2 - x_1 r \sigma_2 / \sigma_1)^2 / (1-r^2)\sigma_2^2\right) \\
&= f_{\xi_1}(x_1) \cdot f_{\xi_2/\xi_1}(x_2 / x_1) \\
f_{\xi_2/\xi_1}(x_2 / x_1) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi(1-r^2)\sigma_2^2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(x_2 - x_1 r \sigma_2 / \sigma_1)^2 / (1-r^2)\sigma_2^2\right) \\
f_{\xi_1}(x_1) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_1^2}} \exp\left(-\frac{1}{2}x_1^2 / \sigma_1^2\right).
\end{aligned}$$

二元高斯随机变量  $\xi_1, \xi_2$ , 条件均值和条件期望值是,

$$E\{\xi_2 / \xi_1 = x_1\} = E\{\xi_2\} + x_1 r \sigma_2 / \sigma_1$$

### 5.3 二个多元高斯分布随机变量的条件分布和边缘分布

#### 二个多元高斯随机变量协方差矩阵三角化分解和逆矩阵

二个多元高斯随机变量  $\Xi_1, \Xi_2$ ，均值为零，联合协方差矩阵可进行三角化分解，

$$\begin{aligned} B &= \begin{pmatrix} B_{11} & B_{12} \\ B_{21} & B_{22} \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} I_n & 0 \\ B_{21}B_{11}^{-1} & I_m \end{pmatrix} \begin{pmatrix} B_{11} & B_{12} \\ 0 & B_{22} - B_{21}B_{11}^{-1}B_{12} \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} I_n & 0 \\ B_{21}B_{11}^{-1} & I_m \end{pmatrix} \begin{pmatrix} B_{11} & 0 \\ 0 & B_{22} - B_{21}B_{11}^{-1}B_{12} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I_n & B_{11}^{-1}B_{12} \\ 0 & I_m \end{pmatrix} \end{aligned}$$

则，协方差矩阵的逆是，

$$B^{-1} = \begin{pmatrix} I_n & -B_{11}^{-1}B_{12} \\ 0 & I_m \end{pmatrix} \begin{pmatrix} B_{11}^{-1} & 0 \\ 0 & (B_{22} - B_{21}B_{11}^{-1}B_{12})^{-1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I_n & 0 \\ -B_{21}B_{11}^{-1} & I_m \end{pmatrix}$$

二个多元高斯随机变量  $\Xi_1, \Xi_2$ ，协方差矩阵的行列式可表示为，

$$\begin{aligned} |B| &= \begin{vmatrix} B_{11} & B_{12} \\ B_{21} & B_{22} \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} I_n & 0 \\ B_{21}B_{11}^{-1} & I_m \end{vmatrix} \begin{vmatrix} B_{11} & 0 \\ 0 & B_{22} - B_{21}B_{11}^{-1}B_{12} \end{vmatrix} \begin{vmatrix} I_n & B_{11}^{-1}B_{12} \\ 0 & I_m \end{vmatrix} \\ &= |B_{11}| |B_{22} - B_{21}B_{11}^{-1}B_{12}| \end{aligned}$$

#### 二个多元高斯随机变量条件分布和边缘分布，考虑到

$$\begin{aligned} \begin{pmatrix} \mathbf{x}_1^T & \mathbf{x}_2^T \end{pmatrix} B^{-1} \begin{pmatrix} \mathbf{x}_1 \\ \mathbf{x}_2 \end{pmatrix} &= \begin{pmatrix} \mathbf{x}_1^T & \mathbf{x}_2^T \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I_n & -B_{11}^{-1}B_{12} \\ 0 & I_m \end{pmatrix} \\ &\quad \begin{pmatrix} B_{11}^{-1} & 0 \\ 0 & (B_{22} - B_{21}B_{11}^{-1}B_{12})^{-1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I_n & 0 \\ -B_{21}B_{11}^{-1} & I_m \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{x}_1 \\ \mathbf{x}_2 \end{pmatrix} \\ \begin{pmatrix} \mathbf{x}_1^T & \mathbf{x}_2^T \end{pmatrix} B^{-1} \begin{pmatrix} \mathbf{x}_1 \\ \mathbf{x}_2 \end{pmatrix} &= \begin{pmatrix} \mathbf{x}_1^T & \mathbf{x}_2^T - \mathbf{x}_1^T B_{11}^{-1}B_{12} \end{pmatrix} \\ &\quad \begin{pmatrix} B_{11}^{-1} & 0 \\ 0 & (B_{22} - B_{21}B_{11}^{-1}B_{12})^{-1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{x}_1 \\ \mathbf{x}_2 - B_{21}B_{11}^{-1}\mathbf{x}_1 \end{pmatrix} \\ \begin{pmatrix} \mathbf{x}_1^T & \mathbf{x}_2^T \end{pmatrix} B^{-1} \begin{pmatrix} \mathbf{x}_1 \\ \mathbf{x}_2 \end{pmatrix} &= \mathbf{x}_1^T B_{11}^{-1}\mathbf{x}_1 \\ &\quad + (\mathbf{x}_2^T - \mathbf{x}_1^T B_{11}^{-1}B_{12})(B_{22} - B_{21}B_{11}^{-1}B_{12})^{-1}(\mathbf{x}_2 - B_{21}B_{11}^{-1}\mathbf{x}_1) \end{aligned}$$

二个多元高斯随机变量  $\Xi_1, \Xi_2$  的条件分布和边缘分布是，

$$\begin{aligned}
f_{\Xi_1 \Xi_2}(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2) &= \frac{1}{(2\pi)^{N/2} |B|^{N/2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} [\mathbf{x}_1^T B_{11}^{-1} \mathbf{x}_1] - \frac{1}{2} \right. \\
&\quad \left. [(\mathbf{x}_2^T - \mathbf{x}_1^T B_{11}^{-1} B_{12}) [B_{22} - B_{21} B_{11}^{-1} B_{12}]^{-1} [\mathbf{x}_2 - B_{21} B_{11}^{-1} \mathbf{x}_1]] \right\} \\
&= \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |B_{11}|^{n/2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} [\mathbf{x}_1^T B_{11}^{-1} \mathbf{x}_1] \right\} \cdot \frac{1}{(2\pi)^{m/2} |B_{22} - B_{21} B_{11}^{-1} B_{12}|^{m/2}} \\
&\quad \exp \left\{ -\frac{1}{2} [(\mathbf{x}_2^T - \mathbf{x}_1^T B_{11}^{-1} B_{12}) [B_{22} - B_{21} B_{11}^{-1} B_{12}]^{-1} [\mathbf{x}_2 - B_{21} B_{11}^{-1} \mathbf{x}_1]] \right\} \\
&= f_{\Xi_1}(\mathbf{x}_1) \cdot f_{\Xi_2/\Xi_1}(\mathbf{x}_2/\mathbf{x}_1)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
f_{\Xi_2/\Xi_1}(\mathbf{x}_2/\mathbf{x}_1) &= \frac{1}{(2\pi)^{m/2} |B_{22} - B_{21} B_{11}^{-1} B_{12}|^{m/2}} \\
&\quad \exp \left\{ -\frac{1}{2} [(\mathbf{x}_2^T - \mathbf{x}_1^T B_{11}^{-1} B_{12}) [B_{22} - B_{21} B_{11}^{-1} B_{12}]^{-1} [\mathbf{x}_2 - B_{21} B_{11}^{-1} \mathbf{x}_1]] \right\} \\
f_{\Xi_1}(\mathbf{x}_1) &= \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |B_{11}|^{n/2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} [\mathbf{x}_1^T B_{11}^{-1} \mathbf{x}_1] \right\}.
\end{aligned}$$

二个多元高斯随机变量  $\Xi_1, \Xi_2$ ，条件均值和条件期望值、条件方差是，

$$E\{\Xi_2/\Xi_1 = \mathbf{x}_1\} = E\{\Xi_2\} + B_{21} B_{11}^{-1} \mathbf{x}_1$$

$$Var\{\Xi_2/\Xi_1 = \mathbf{x}_1\} = B_{22} - B_{21} B_{11}^{-1} B_{12}$$