

## 第5章 特征函数

5.1 定义

5.2 性质

5.3 逆转公式与唯一性定理

5.4 分布函数的再生性

5.5 多元特征函数

5.6 特征函数的应用

## 5.1 定义

- 数字特征只反映概率分布的某些侧面，一般并不能通过它们来完全确定分布函数，下面将要引进的特征函数，既能完全决定分布函数，又具有良好的分析性质。
- 为了定义特征函数，需要稍微拓广一下随机变量的概念，引进复随机变量。

## 定义 5.1

如果  $\xi$  与  $\eta$  都是概率空间上的实值随机变量，则称  $\zeta = \xi + i\eta$  为复随机变量。

从定义知道，对复随机变量的研究本质上是对二维随机向量的研究。这里举一个例子：如果二维向量  $(\xi_1, \eta_1)$  与  $(\xi_2, \eta_2)$  是独立的，则称复随机变量  $\zeta_1 = \xi_1 + i\eta_1$  与  $\zeta_2 = \xi_2 + i\eta_2$  是独立的。

➤ 定义一个复随机变量  $\zeta = \xi + i\eta$  的数学期望为

$$E(\zeta) = E(\xi) + iE(\eta)$$

➤ 对复随机变量也可以平行于实随机变量建立起一系列结果。例如，若  $\zeta_1, \zeta_2, \dots, \zeta_n$  是相互独立的，则

$$E(\zeta_1 \zeta_2 \cdots \zeta_n) = E(\zeta_1) E(\zeta_2) \cdots E(\zeta_n)$$

➤ 又如，若  $g(x)$  是一个一元博雷尔可测函数，且  $\eta = g(\xi)$ ，则

$$E(e^{it\eta}) = E(e^{itg(\xi)}) = \int_{-\infty}^{\infty} e^{itg(x)} dF_{\xi}(x) \quad (5.1)$$

这里常用欧拉公式  $e^{it\eta} = \cos(t\eta) + i \sin(t\eta)$

下面引进随机变量  $\xi$  的特征函数,

➤ **定义 5.2:**

若随机变量  $\xi$  的分布函数为  $F_\xi(x)$ , 则称

$$f_\xi(t) = E(e^{it\xi}) = \int_{-\infty}^{\infty} e^{itx} dF_\xi(x) \quad (5.2)$$

为  $\xi$  的特征函数 (*characteristic function*)

➤ 特征函数是一个实变量的复值函数, 由于  $|e^{itx}|=1$ , 所以它对一切实数  $t$  都有意义。

➤ 显然特征函数只与分布函数有关, 因此亦称某一分布函数的特征函数。

➤ 对于离散型随机变量，若其分布律为

$$\begin{pmatrix} x_1 & x_2 \cdots & x_n \cdots \\ p_1 & p_2 \cdots & p_n \cdots \end{pmatrix}$$

则其特征函数为

$$f(t) = \sum_{j=1}^{\infty} p_j e^{itx_j} \quad (5.3)$$

- 对于连续型随机变量，若其分布密度函数为  $p(x)$ ，则其特征函数为

$$f(t) = \int_{-\infty}^{\infty} e^{itx} p(x) dx \quad (5.4)$$

这时，特征函数是密度函数  $p(x)$  的傅里叶 (*Fourier*) 变换。

- 一般情况下的特征函数可以看作是这种傅里叶变换的推广。
- 傅里叶分析是数学中一种非常有力的工具，它在许多数学分支中都起了重大作用，它在概率论中占有突出的地位。

下面指出一些重要分布的特征函数。

[例 1] 退化(单点)分布  $I(x-c)$  的特征函数为

$$f(t) = e^{ict} \quad (5.5)$$

[例 2] 二项分布  $b(n, p)$  的特征函数为

$$f(t) = (pe^{it} + q)^n \quad (5.6)$$

[例 3] 泊松分布  $\pi(\lambda)$  的特征函数为

$$f(t) = e^{\lambda(e^{it} - 1)} \quad (5.7)$$



➤ [例 4]  $\Gamma$  分布  $G(\lambda, r)$  的特征函数为

$$\begin{aligned} f(t) &= \int_0^{\infty} e^{itx} \frac{\lambda^r}{\Gamma(r)} x^{r-1} e^{-\lambda x} dx \\ &= \int_0^{\infty} \frac{\lambda^r}{\Gamma(r)} x^{r-1} e^{-\lambda(1-\frac{it}{\lambda})x} dx \\ &= \left(1 - \frac{it}{\lambda}\right)^{-r} \end{aligned} \quad (5.8)$$

## 5.2 性质

下面介绍特征函数的一些基本性质。

**性质 1** 特征函数  $f(t)$  有如下性质：

$$f(0) = 1 \quad (5.9)$$

$$|f(t)| \leq f(0) \quad (5.10)$$

$$f(-t) = \overline{f(t)} \quad (5.11)$$

**[证明]**

$$f(0) = \int_{-\infty}^{\infty} 1dF(x) = 1$$

$$|f(t)| \leq \int_{-\infty}^{\infty} |e^{itx}| dF(x) = 1 = f(0)$$

$$\begin{aligned} f(-t) &= \int_{-\infty}^{\infty} e^{-itx} dF(x) \\ &= \overline{\int_{-\infty}^{\infty} e^{itx} dF(x)} = \overline{f(t)} \end{aligned}$$

**性质2** 特征函数在  $(-\infty, \infty)$  上一致连续

**[证明]** 因为

$$\begin{aligned} |f(t+h) - f(t)| &= \left| \int_{-\infty}^{\infty} (e^{i(t+h)x} - e^{itx}) dF(x) \right| \\ &\leq \int_{-\infty}^{\infty} |e^{ihx} - 1| dF(x) \leq 2 \int_{|x| \geq A} dF(x) + \int_{-A}^A |e^{ihx} - 1| dF(x) \\ &= 2 \int_{|x| \geq A} dF(x) + 2 \int_{-A}^A \left| \sin \frac{hx}{2} \right| dF(x) \end{aligned}$$

注意上式右边已与  $t$  无关；可选足够大的  $A$  使  $\int_{|x| \geq A} dF(x)$  任意小，然后选充分小的  $|h|$  可使第二个积分也任意小，从而证明了结论。

**性质 3** 对于任意的正整数  $n$ , 任意实数  $t_1, t_2, \dots, t_n$  及复数  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ , 成立

$$\sum_{k=1}^n \sum_{j=1}^n f(t_k - t_j) \lambda_k \bar{\lambda}_j \geq 0 \quad (5.12)$$

**[ 证 明 ]**

$$\begin{aligned} & \sum_{k=1}^n \sum_{j=1}^n f(t_k - t_j) \lambda_k \bar{\lambda}_j = \sum_{k=1}^n \sum_{j=1}^n \left\{ \int_{-\infty}^{\infty} e^{i(t_k - t_j)x} dF(x) \right\} \lambda_k \bar{\lambda}_j \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \left\{ \sum_{k=1}^n \sum_{j=1}^n e^{i(t_k - t_j)x} \lambda_k \bar{\lambda}_j \right\} dF(x) = \int_{-\infty}^{\infty} \left( \sum_{k=1}^n e^{it_k x} \lambda_k \right) \left( \sum_{j=1}^n e^{-it_j x} \bar{\lambda}_j \right) dF(x) \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \left| \sum_{k=1}^n e^{it_k x} \lambda_k \right|^2 dF(x) \geq 0 \end{aligned}$$

➤ 这个性质称为**非负定性**, 以后我们将会看到, 这是特征函数最本质的性质之一。

**性质4** 两个相互独立的随机变量之和的特征函数等于它们的特征函数之积。

**[证明]**

设  $\xi_1$  与  $\xi_2$  是两个相互独立的随机变量，而  $\eta = \xi_1 + \xi_2$ ，由  $\xi_1$  与  $\xi_2$  的独立性不难推得复随机变量  $e^{it\xi_1}$  与  $e^{it\xi_2}$  也是独立的，因此

$$E(e^{it\eta}) = E(e^{it(\xi_1 + \xi_2)}) = E(e^{it\xi_1}) \cdot E(e^{it\xi_2})$$

性质 4 可推广到  $n$  个独立随机变量之和的场合。

- 应当着重指出,正是由于性质 4,才使特征函数在概率论中占有重要地位。
- 由于这个性质,独立随机变量和的特征函数可以方便地用各个特征函数相乘来求得,而独立和的分布函数要通过复杂的运算才能得到.
- 相比之下,用特征函数来处理独立和问题就有力得多.独立和问题在概率论的古典问题中占有“中心”地位,而这些问题的解决大大有赖于特征函数的引进。

**性质 5** 设随机变量  $\xi$  有  $n$  阶矩存在。则它的特征函数可微分  $n$  次，且当  $k \leq n$  时：

$$f^{(k)}(0) = i^k E(\xi^k) \quad (5.13)$$

**[证明]**

$$\left| \frac{d^k}{dt^k} (e^{itx}) \right| = |i^k x^k e^{itx}| = |x|^k$$



由于  $\xi$  的  $k$  阶矩存在, 故  $\int_{-\infty}^{\infty} |x|^k dF(x) < \infty$ , 因而可作下列积分号下的微分

$$\begin{aligned} f^{(k)}(t) &= \int_{-\infty}^{\infty} \frac{d^k}{dt^k} (e^{itx}) dF(x) \\ &= i^k \int_{-\infty}^{\infty} x^k e^{itx} dF(x) \end{aligned}$$

取  $t = 0$  即得 (5.13)

性质 5 使我们可以方便地求得随机变量的各阶矩。

**推论** 若随机变量  $\xi$  有  $n$  阶矩存在, 则它的特征函数可作如下展开:

$$f(t) = 1 + (it)E(\xi) + \frac{(it)^2}{2!}E(\xi^2) + \cdots + \frac{(it)^n}{n!}E(\xi^n) + o(t) \quad (5.14)$$

[证明]

由性质 5,  $f(t)$  可以在  $t=0$  近旁作泰勒展开, 公式 (5.14) 就是在带有泰勒余项的展开式中, 代入 (5.13) 式而得到的.

**性质 6** 设  $\eta = a\xi + b$ , 这里  $a, b$  为常数, 则

$$f_{\eta}(t) = e^{ibt} f_{\xi}(at) \quad (5.15)$$

[证明]

$$\begin{aligned} f_{\eta}(t) &= \mathbb{E}(e^{it\eta}) = \mathbb{E}(e^{it(a\xi+b)}) \\ &= e^{itb} \mathbb{E}(e^{ita\xi}) = e^{ibt} f_{\xi}(at) \end{aligned}$$

例 5 正态分布  $N(a, \sigma^2)$  的特征函数，先讨论

$N(0,1)$  的场合：

$$f(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} e^{itx} e^{-\frac{x^2}{2}} dx = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} \cos(tx) \cdot e^{-\frac{x^2}{2}} dx$$

由于正态分布一阶矩存在，可对上式求导，得

$$\begin{aligned} f'(t) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} (-x) \sin(tx) \cdot e^{-\frac{x^2}{2}} dx = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} \sin(tx) \cdot de^{-\frac{x^2}{2}} \\ &= \left[ \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \sin(tx) \cdot e^{-\frac{x^2}{2}} \right]_{-\infty}^{\infty} - \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} t \cos(tx) \cdot e^{-\frac{x^2}{2}} dx \\ &= -tf'(t) \end{aligned}$$

因此,

$$\ln f(t) = -\frac{t^2}{2} + c$$

由于  $f(0) = 1$ , 所以  $c = 0$ , 这样一来,

$$f(t) = e^{-\frac{t^2}{2}} \quad (5.16)$$

一般  $N(a, \sigma^2)$  的场合, 利用性质 6 即得

$$f(t) = e^{iat - \frac{1}{2}\sigma^2 t^2} \quad (5.17)$$

## 5.3 逆转公式与唯一性定理

- 现在来证明特征函数与分布函数是相互唯一确定的，由分布函数决定特征函数是显然的，剩下的是需要证明可由特征函数唯一决定分布函数。
- 下面定理的证明要用到如下数学分析的引理。

**引理 5.1** 设  $x_1 < x_2$

$$g(T, x, x_1, x_2) = \frac{1}{\pi} \int_0^T \left[ \frac{\sin t(x - x_1)}{t} - \frac{\sin t(x - x_2)}{t} \right] dt \quad (5.18)$$

则

$$\lim_{T \rightarrow \infty} g(T, x, x_1, x_2) = \begin{cases} 0, & x < x_1 \text{ 或 } x > x_2 \\ \frac{1}{2}, & x = x_1 \text{ 或 } x = x_2 \\ 1, & x_1 < x < x_2 \end{cases} \quad (5.19)$$

**[证明]** 从数学分析中知道狄拉克克雷积分

$$D(\alpha) = \frac{1}{\pi} \int_0^{\infty} \frac{\sin \alpha t}{t} dt = \begin{cases} 1/2, & \alpha > 0 \\ 0, & \alpha = 0 \\ -1/2, & \alpha < 0 \end{cases} \quad (5.20)$$

而

$$\lim_{T \rightarrow \infty} g(T, x, x_1, x_2) = D(x - x_1) - D(x - x_2)$$

分别考察  $x$  在区间  $(x_1, x_2)$  的端点及内外时相应狄利克雷积分的值即得 (5.19).



### 定理 5.1(逆公式)

设分布函数  $F(x)$  的特征函数为  $f(t)$ ，又  $x_1, x_2$  是  $F(x)$  的连续点，则

$$F(x_2) - F(x_1) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{2\pi} \int_{-T}^T \frac{e^{-itx_1} - e^{-itx_2}}{it} f(t) dt \quad (5.21)$$

[证明] 不妨设  $x_1 < x_2$ ，记

$$\begin{aligned} I_T &= \frac{1}{2\pi} \int_{-T}^T \frac{e^{-itx_1} - e^{-itx_2}}{it} f(t) dt \\ &= \frac{1}{2\pi} \int_{-T}^T \int_{-\infty}^{\infty} \frac{e^{-itx_1} - e^{-itx_2}}{it} e^{itx} dF(x) dt \end{aligned}$$

为证被积函数的有界性，用到不等式

$$|e^{i\alpha} - 1| \leq |\alpha|$$

事实上, 对  $\alpha > 0$

$$\left| e^{i\alpha} - 1 \right| = \left| i \int_0^\alpha e^{ix} dx \right| \leq \int_0^\alpha |e^{ix}| dx = \alpha$$

对  $\alpha \leq 0$ , 取共轭即知也成立。因此

$$\left| \frac{e^{-itx_1} - e^{-itx_2}}{it} e^{itx} \right| \leq x_2 - x_1$$

交换上述二次积分顺序得到,

$$\begin{aligned}
 I_T &= \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \left[ \int_{-T}^T \frac{e^{-itx_1} - e^{-itx_2}}{it} e^{itx} dt \right] dF(x) \\
 &= \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \left[ \int_0^T \frac{e^{it(x-x_1)} - e^{-it(x-x_1)} - e^{it(x-x_2)} + e^{-it(x-x_2)}}{it} dt \right] dF(x) \\
 &= \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \left[ \int_0^T \left( \frac{\sin t(x-x_1)}{t} - \frac{\sin t(x-x_2)}{t} \right) dt \right] dF(x) \\
 &= \int_{-\infty}^{\infty} g(T, x, x_1, x_2) dF(x)
 \end{aligned}$$

► 此处  $g(T, x, x_1, x_2)$  按 (5.18) 定义. 由 (5.19) 知 (5.18)

$|g(T, x, x_1, x_2)|$  有界, 因此由勒贝格控制收敛定理(交换顺序) 并利用引理的结果可得:

$$\begin{aligned}\lim_{T \rightarrow \infty} I_T &= \int_{-\infty}^{\infty} \lim_{T \rightarrow \infty} g(T, x, x_1, x_2) dF(x) \\ &= F(x_2) - F(x_1)\end{aligned}$$

**定理5.2 (唯一性定理)** 分布函数由其特征函数唯一决定。

**[证明]** 应用逆转公式，在  $F(x)$  的每一连续点上，当  $y$  沿  $F(x)$  的连续点趋于  $-\infty$  时，有

$$F(x) = \frac{1}{2\pi} \lim_{y \rightarrow -\infty} \lim_{T \rightarrow \infty} \int_{-T}^T \frac{e^{-ity} - e^{-itx}}{it} f(t) dt \quad (5.22)$$

而分布函数由其连续点上的值唯一决定。

由唯一性定理可知特征函数也完整地描述了随机变量。

**定理 5.3** 若  $\int_{-\infty}^{\infty} |f(t)| dt < \infty$ ，则相应的分布函数  $F(x)$  的导数存在并连续，而且

$$F'(x) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} e^{-itx} f(t) dt \quad (5.23)$$

**[证明]** 由逆转公式，若  $x + \Delta x$  及  $x$  是  $F(x)$  的连续点，则

$$\frac{F(x + \Delta x) - F(x)}{\Delta x} = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{2\pi} \int_{-T}^T \frac{e^{-itx} - e^{-it(x+\Delta x)}}{it\Delta x} f(t) dt$$

利用  $|e^{i\alpha} - 1| \leq |\alpha|$ ，可得

$$\left| \frac{e^{-itx} - e^{-it(x+\Delta x)}}{it\Delta x} \right| \leq 1$$

依假设  $\int_{-\infty}^{\infty} |f(t)| dt < \infty$ ，因此

$$\frac{F(x + \Delta x) - F(x)}{\Delta x} = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{e^{-itx} - e^{-it(x+\Delta x)}}{it\Delta x} f(t) dt$$

## 利用控制收敛定理

$$\begin{aligned} F'(x) &= \lim_{\Delta x \rightarrow 0} \frac{F(x + \Delta x) - F(x)}{\Delta x} \\ &= \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \lim_{\Delta x \rightarrow 0} \frac{e^{-itx} - e^{-it(x+\Delta x)}}{it\Delta x} f(t) dt \\ &= \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} e^{-itx} f(t) dt \end{aligned}$$

- 因此  $p(x) = F'(x)$  存在而有界. 再次利用控制收敛定理即得  $F'(x)$  的连续性.
- 因此在  $f(t)$  是绝对可积的条件下, 分布密度  $p(x)$  与特征函数  $f(t)$  通过傅里叶变换来联系.



## 5.4 分布函数的再生性

许多重要的分布函数具有一个有趣的性质——再生性。这个性质用特征函数来研究最为方便。下面通过几个例子来说明它。

[例 6] 若  $\xi_1$  服从  $b(m, p)$ ,  $\xi_2$  服从  $b(n, p)$ , 而且  $\xi_1$  与  $\xi_2$  独立, 则  $\eta = \xi_1 + \xi_2$  服从  $b(m+n, p)$ 。

事实上,  $f_{\xi_1}(t) = (pe^{it} + q)^m$ ,  $f_{\xi_2}(t) = (pe^{it} + q)^n$ , 由性质 4 知

$$f_{\eta}(t) = (pe^{it} + q)^{m+n}$$

因此由唯一性定理知  $\eta$  服从  $b(m+n, p)$ 。

这个事实简记作

$$b(n_1, p) * b(n_2, p) = b(n_1 + n_2, p) \quad (5.24)$$

例 7 若  $\xi_1$  服从泊松分布  $\pi(\lambda_1)$ ,  $\xi_2$  服从  $\pi(\lambda_2)$ , 而且  $\xi_1$  与  $\xi_2$  独立, 则  $\eta = \xi_1 + \xi_2$  服从  $\pi(\lambda_1 + \lambda_2)$ .

事实上

$$f_{\xi_1}(t) = e^{\lambda_1(e^{it}-1)}, f_{\xi_2}(t) = e^{\lambda_2(e^{it}-1)}$$
$$f_{\eta}(t) = e^{(\lambda_1+\lambda_2)(e^{it}-1)}$$

这个结论简记为  $\pi(\lambda_1) * \pi(\lambda_2) = \pi(\lambda_1 + \lambda_2)$  (5.25)

例 8 若  $\xi_1$  服从  $N(a_1, \sigma_1^2)$ ,  $\xi_2$  服从  $N(a_2, \sigma_2^2)$ , 而且  $\xi_1$  与  $\xi_2$  独立, 则  $\eta = \xi_1 + \xi_2$  服从  $N(a_1 + a_2, \sigma_1^2 + \sigma_2^2)$ .

事实上

$$f_{\xi_1}(t) = e^{ia_1 t - \frac{1}{2}\sigma_1^2 t^2}, \quad f_{\xi_2}(t) = e^{ia_2 t - \frac{1}{2}\sigma_2^2 t^2}$$
$$f_{\eta}(t) = e^{i(a_1 + a_2)t - \frac{1}{2}(\sigma_1^2 + \sigma_2^2)t^2}$$

这个事实简记作

$$N(a_1, \sigma_1^2) * N(a_2, \sigma_2^2) = N(a_1 + a_2, \sigma_1^2 + \sigma_2^2) \quad (5.26)$$

例 9 若  $\xi_1$  服从  $G(\lambda, r_1)$ ,  $\xi_2$  服从  $G(\lambda, r_2)$ , 而且  $\xi_1$  与  $\xi_2$  独立, 则

$\eta = \xi_1 + \xi_2$  服从  $G(\lambda, r_1 + r_2)$ .

➤ 事实上, 由 (5.8)

$$f_{\xi_1}(t) = \left(1 - \frac{it}{\lambda}\right)^{-r_1}, f_{\xi_2}(t) = \left(1 - \frac{it}{\lambda}\right)^{-r_2}$$

$$f_{\eta}(t) = \left(1 - \frac{it}{\lambda}\right)^{-(r_1+r_2)}$$

这个事实简记作

$$G(\lambda_1, r_1) * G(\lambda_2, r_2) = G(\lambda, r_1 + r_2) \quad (5.27)$$

- 还有研究这类命题的逆命题——分布函数的分解问题，即若两个独立随机变量之和服从某一分布，问是否能断定这两个随机变量也分别服从这个分布。
- 已经证明对于正态分布及泊松分布逆命题的确成立。

## 5.5 多元特征函数

- 若随机向量 $(\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n)$ 的分布函数为 $F(x_1, x_2, \dots, x_n)$ ，与一维随机变量相仿，可以定义它的特征函数

$$f(t_1, t_2, \dots, t_n) = \int_{-\infty}^{\infty} \cdots \int_{-\infty}^{\infty} e^{i(t_1 x_1 + \cdots + t_n x_n)} dF(x_1, \dots, x_n) \quad (5.28)$$

- 可以类似于一元的情况，建立起 $n$ 元特征函数的理论，由于方法完全相同，只叙述一些有关结论，证明一概从略。

**➤ 性质 1**

$f(t_1, t_2, \dots, t_n)$  在  $R^n$  中一致连续, 而且

$$|f(t_1, t_2, \dots, t_n)| \leq f(0, 0, \dots, 0) = 1$$

$$f(-t_1, -t_2, \dots, -t_n) = \overline{f(t_1, t_2, \dots, t_n)}$$

**性质 2:** 如果  $f(t_1, t_2, \dots, t_n)$  是  $(\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n)$  的特征函数, 则  $\eta = a_1\xi_1 + a_2\xi_2 + \dots + a_n\xi_n$  的特征函数为

$$f_\eta(t) = f(a_1t, a_2t, \dots, a_nt)$$

► **性质 3**

如果矩  $E(\xi_1^{k_1} \xi_2^{k_2} \cdots \xi_n^{k_n})$  存在, 则

$$E(\xi_1^{k_1} \xi_2^{k_2} \cdots \xi_n^{k_n}) = \mathbf{i}^{-\sum_{j=1}^n k_j} \left[ \frac{\partial^{k_1+k_2+\cdots+k_n} f(t_1, t_2, \cdots, t_n)}{\partial t_1^{k_1} \partial t_2^{k_2} \cdots \partial t_n^{k_n}} \right]_{t_1=t_2=\cdots=t_n=0} \quad (5.29)$$

**性质 4:** 若  $(\xi_1, \xi_2, \cdots, \xi_n)$  的特征函数为  $f(t_1, t_2, \cdots, t_n)$ , 则  $k (k < n)$

维随机向量  $(\xi_1, \xi_2, \cdots, \xi_k)$  的特征函数为

$$f_{1,2,\dots,k}(t_1, t_2, \cdots, t_k) = f(t_1, t_2, \cdots, t_k, 0, \cdots, 0)$$



- 这是前  $k$  个分量的  $k$  元边际分布函数对应的特征函数.
- 对应于任意  $k$  个分量  $\xi_{j_1}, \xi_{j_2}, \dots, \xi_{j_n}$  的边际分布函数的特征函数, 可以类似得到.

## 逆转公式

如果  $f(t_1, t_2, \dots, t_n)$  是随机向量  $(\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n)$  的特征函数，而  $F(x_1, x_2, \dots, x_n)$  是它的分布函数，则

$$\begin{aligned}
 & P\{a_k \leq \xi_k < b_k, k = 1, 2, \dots, n\} \\
 &= \lim_{\substack{T_j \rightarrow \infty \\ j=1, \dots, n}} \frac{1}{(2\pi)^n} \int_{-T_1}^{T_1} \int_{-T_2}^{T_2} \dots \int_{-T_n}^{T_n} \prod_{k=1}^n \frac{e^{-it_k a_k} - e^{-it_k b_k}}{it_k} \\
 & \quad \cdot f(t_1, t_2, \dots, t_n) dt_1 dt_2 \dots dt_n
 \end{aligned}$$

其中  $a_k$  和  $b_k$  都是任意实数，但满足唯一的要求： $(\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n)$  落在平行体  $a_k \leq x_k < b_k, k = 1, 2, \dots, n$  的面上的概率等于零。

- **唯一性定理**

分布函数  $F(x_1, x_2, \dots, x_n)$  由其特征函数唯一决定.

有了唯一性定理，可以进一步证明特征函数的如下两个性质，它们表征了独立性.

➤ **性质 5**

若  $(\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n)$  的特征函数为  $f(t_1, t_2, \dots, t_n)$ ，而  $\xi_j$  的特征函数为  $f_{\xi_j}(t)$ ,  $j = 1, 2, \dots, n$ ，则随机变量  $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n$  相互独立的充要条件为

$$f(t_1, t_2, \dots, t_n) = f_{\xi_1}(t_1) f_{\xi_2}(t_2) \cdots f_{\xi_n}(t_n)$$

## ► 性质 6

若以  $f_1(t_1, t_2, \dots, t_n)$ ,  $f_2(u_1, u_2, \dots, u_m)$  及  $f(t_1, t_2, \dots, t_n, u_1, u_2, \dots, u_m)$  分别记随机向量  $(\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n)$ ,  $(\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_m)$  及  $(\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n, \eta_1, \eta_2, \dots, \eta_m)$  的特征函数, 则  $(\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n)$  与  $(\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_m)$  相互独立的充要条件为:

$$f(t_1, t_2, \dots, t_n, u_1, u_2, \dots, u_m) = f_1(t_1, t_2, \dots, t_n) f_2(u_1, u_2, \dots, u_m)$$

对一切实数  $t_1, t_2, \dots, t_n$  及  $u_1, u_2, \dots, u_m$  成立

连续性定理: 若特征函数列  $\{f_k(t_1, t_2, \dots, t_n)\}$  收敛于一个连续函数  $f(t_1, t_2, \dots, t_n)$ , 则  $f(t_1, t_2, \dots, t_n)$  是某个分布函数所对应的特征函数。

## 5.6 特征函数的应用

## 在求数字特征上的应用

► 求  $N(\mu, \sigma^2)$  分布的数学期望和方差

由于  $N(\mu, \sigma^2)$  的分布的特征函数为  $\varphi(t) = e^{i\mu t - \frac{\sigma^2 t^2}{2}}$ ,

于是由  $\varphi^{(k)}(0) = i^k E(\xi^k)$  得,

$$iE(\xi) = \varphi'(0) = i\mu$$

$$i^2 E(\xi^2) = \varphi''(0) = -\mu^2 - \sigma^2,$$

由此即得

$$E(\xi) = \mu, D(\xi) = E(\xi^2) - (E(\xi))^2 = \sigma^2$$

## 在求独立随机变量和的分布上的应用

- 利用归纳法，不难把性质 4 推广到  $n$  个独立随机变量的场合，设  $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n$  是  $n$  个相互独立的随机变量，相应的特征函数为

$$\varphi_1(t), \varphi_2(t), \dots, \varphi_n(t),$$

则  $\xi = \sum_{i=1}^n \xi_i$  的特征函数为

$$\varphi(t) = \prod_{i=1}^n \varphi_i(t)$$

**注：性质 4：独立随机变量和的特征函数为特征函数的积，即设**

$$X \text{ 与 } Y \text{ 相互独立, 则 } \varphi_{X+Y}(t) = \varphi_X(t) \cdot \varphi_Y(t)$$



➤ 设  $\xi_j (j=1, 2, \dots, n)$  是  $n$  个相互独立的, 且服从正态分布  $N(a_j, \sigma_j^2)$  的正态随机变量. 试求

$\xi = \sum_{j=1}^n \xi_j$  的分布.

由于  $\xi_j$  的分布为  $N(a_j, \sigma_j^2)$ , 故相应的特征为  $\varphi_j(t) = e^{ia_j t - \frac{\sigma_j^2 t^2}{2}}$

由特征函数的性质  $\varphi(t) = \prod_{j=1}^n \varphi_j(t)$  可知  $\xi$  的特征函数为

$$\varphi(t) = \prod_{j=1}^n \varphi_j(t) = \prod_{j=1}^n e^{ia_j t - \frac{\sigma_j^2 t^2}{2}} = e^{i \left( \sum_{j=1}^n a_j \right) t - \frac{1}{2} \left( \sum_{j=1}^n \sigma_j^2 \right) t^2}$$

而这正是  $N\left(\sum_{j=1}^n a_j, \sum_{j=1}^n \sigma_j^2\right)$  的特征函数。

由分布函数与特征函数的一一对应关系即知  $\xi$  服从  $N\left(\sum_{j=1}^n a_j, \sum_{j=1}^n \sigma_j^2\right)$ 。

## 在证明二项分布收敛于正态分布上的应用

➤ 在  $n$  重贝努力实验中，事件  $A$  每次出现的概率为  $p(0 < p < 1)$ ,

$\mu_n$  为  $n$  次试验中事件  $A$  出现的次数, 则

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P\left\{\frac{\mu_n - np}{\sqrt{npq}} < x\right\} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{-\frac{t^2}{2}} dt$$

- 要证明上述结论只需证明下面的结论，因为它是下面的结论一个特例. 若  $\xi_1, \xi_2, \dots$  是一列独立同分布的随机变量

$$E(\xi_k) = a, D(\xi_k) = \sigma^2 (\sigma^2 > 0), k = 1, 2, \dots,$$

则有

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P \left\{ \frac{\sum_{k=1}^n \xi_k - na}{\sigma \sqrt{n}} < x \right\} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{-\frac{t^2}{2}} dt$$

## 证明

设  $\xi_k - a$  的特征函数为  $\varphi(t)$  则

$$\frac{\sum_{k=1}^n \xi_k - na}{\sigma\sqrt{n}} = \sum_{k=1}^n \frac{\xi_k - a}{\sigma\sqrt{n}} \quad \text{的特征函数为} \left[\varphi\left(\frac{t}{\sigma\sqrt{n}}\right)\right]^n$$

又因为  $E(\xi_k - a) = 0, D(\xi_k - a) = \sigma^2$  ,所以  $\varphi'(0) = 0, \varphi''(0) = -\sigma^2$

于是特征函数  $\varphi(t)$  有展开式

$$\varphi(t) = \varphi(0) + \varphi'(0)t + \varphi''(0)\frac{t^2}{2} + o(t^2) = 1 - \frac{1}{2}\sigma^2 t^2 + o(t^2)$$

从而对任意的  $t$  有,

$$\left[\varphi\left(\frac{t}{\sigma\sqrt{n}}\right)\right]^n = \left[1 - \frac{t^2}{2n} + o\left(\frac{t^2}{n}\right)\right]^n \rightarrow e^{-\frac{t^2}{2}}, n \rightarrow \infty$$

而  $e^{-\frac{t^2}{2}}$  是  $N(0,1)$  分布的特征函数，由连续定理可知

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P \left\{ \frac{\sum_{k=1}^n \xi_k - na}{\sigma \sqrt{n}} < x \right\} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{-\frac{t^2}{2}} dt$$

成立，证毕。

$$\text{在 } \lim_{n \rightarrow \infty} P \left\{ \frac{\mu_n - np}{\sqrt{npq}} < x \right\} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{-\frac{t^2}{2}} dt \text{ 中}$$

$\mu_n$  是服从二项  $P\{\mu_n = k\} = C_n^k p^k q^{n-k}, 0 \leq k \leq n$  的随机变量，  
上面的结论称为“二项分布收敛于正态分布”。

$$\lim_{\lambda \rightarrow \infty} P \left\{ \frac{\xi_\lambda - \lambda}{\sqrt{\lambda}} < x \right\} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{-\frac{t^2}{2}} dt$$

为“泊松分布收敛于正态分布”。