

正态分佈

A. K. 米特洛波夫斯基著

科学出版社



正 态 分 佈

A. K. 米特洛波爾斯基著
施 步 嘉 譯

科 学 出 版 社

1959

目 录

緒言	1
§ 1. 正态分布	3
1. 正态分布的微分函数	3
2. 正态分布微分函数的研究	6
3. 正态分布的积分函数	10
4. 貝努里定理——拉普拉斯-馬尔柯夫的証明	12
§ 2. 概率积分	15
1. 概率积分	15
2. 概率积分的計算	22
3. 概率积分表	26
4. 概率积分的应用	33
5. 正态曲綫的縱坐标表	41
§ 3. 正态分布的动差及特征函数	46
1. 正态分布的动差	46
2. 正态分布的特征函数	51
3. 正态分布的参数	58
4. 柯西分布	68
§ 4. 正态分布頻率的計算	73
1. 正态分布頻率的直接計算	73
2. 根据正态分布函数的数值表計算頻率	78
3. 根据基本正态分布函数的数值表計算頻率	79
附录. 莫阿佛尔-斯基尔林格公式	81
参考文献	89
表	90
I. 函数 $\phi_x(x) = \frac{2}{\sqrt{x}} \int_0^x e^{-t^2} dt$ 的值	90
II. 函数 $\phi(x) = \frac{2}{\sqrt{2\pi}} \int_0^x e^{-\frac{t^2}{2}} dt$ 的值	96
III. 函数 $f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}}$ 的值	103
IV. 函数 $f^*(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}}$ 的值	110

緒 言

正态分布是統計量分布的基本类型。在建立正态分布时是以二項式分布

$$P_{n,m} = \frac{n!}{m!(n-m)!} p^m q^{n-m} \quad (0.1)$$

为出發点的。

二項式分布表示在 n 次独立試驗中事件 E 出現 m 次的概率，在每次試驗中，事件 E 出現的概率等于同一个量 p ，而事件 E 不出現的概率是 $q=1-p$ 。

在研究二項式分布时，最主要的是解决两个問題：1) 确定分布的最或然值及該值的概率；2) 确定分布的这样一組值的概率，这組值与最或然值的差不超过給定的数，也就是說处于預先确定的范围内。

第一个問題的解决，在数 n 无限增大时，是以莫阿佛尔-斯杰尔林格 (Муавр-Стирлинг) 公式

$$n! = \sqrt{2\pi n} n^n e^{-n}$$

为基础的。

藉助于这个公式我們求出，当数 n 无限增加时，事件出現的最或然数 np 的概率等于

$$P_{n,np} = \frac{1}{\sqrt{2\pi npq}}. \quad (0.2)$$

同时假設概率 p 和 q 中沒有一个是很小的。

拉普拉斯定理給出第二个問題的解答。如果无限制地进行独立試驗，而在每次試驗中事件 E 出現的概率等于 p ，則当試驗次数 n 无限增多时，事件 E 出現的数目 m 满足不等式

$$t_1 \sqrt{npq} < m - np < t_2 \sqrt{npq}$$

的概率 $P(n, t_1, t_2)$ 趋于極限

$$\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{t_1}^{t_2} e^{-\frac{t^2}{2}} dt, \quad (0.3)$$

其中 t_1 与 t_2 为任意的两个数 ($t_1 < t_2$).

特别, 当

$$-t_1 = +t_2 = t, \\ P(n, -t, +t) \approx \frac{2}{\sqrt{2\pi}} \int_0^t e^{-\frac{t^2}{2}} dt. \quad (0.4)$$

§ 1. 正态分布

1. 正态分布的微分函数 拉普拉斯定理告訴我們說, 变量

$$\frac{m-np}{\sqrt{npq}}$$

的分布趋于一个極限分布, 那就是以

$$f(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2}}$$

为其微分函数的連續分布。

表示这个函数的曲綫, 叫做統計量的正态分布曲綫。因此, 正态分布是当試驗次数无限增大, 同时概率 p 和 q 中沒有一个是很小时的二項式分布的極限情况。

由于正态曲綫的特殊重要性, 我們現在要細致地推导出这个曲綫的方程。

正态曲綫的方程是从二項式分布推导出来的。但是二項式分布是不連續的: 从一个数值 m 一下就跳到相邻的数值 $m+1$ 。但是在推导正态曲綫的方程的时候, 我們要考虑的不是不連續的, 而是連續的分布, 也就是說, 我們的任务在于求出这样一个分布函数, 它不仅对于整数 m 正确, 而且对于任何数都正确。

設 $p_{n, np+x}$ 为在部分总体里 n 个样本中, $np+x$ 个具有某种特点, 而剩下的 $n - (np+x) = nq - x$ 个不具有某种特点的概率, 則根据(0.1), 將有

$$\begin{aligned} p_{n, np+x} &= \frac{n!}{(np+x)!(nq-x)!} p^{np+x} q^{nq-x} = \\ &= \frac{n!}{(np)!(nq)!} p^{np} q^{nq} \frac{nq(nq-1)\cdots(nq-x+1)}{(np+1)(np+2)\cdots(np+x)} \cdot \frac{p^x}{q^x} = \\ &= p_{n, np} \frac{\left(1-\frac{1}{nq}\right)\left(1-\frac{2}{nq}\right)\cdots\left(1-\frac{x-1}{nq}\right)}{\left(1+\frac{1}{np}\right)\left(1+\frac{2}{np}\right)\cdots\left(1+\frac{x}{np}\right)}. \end{aligned}$$

由此

$$\ln \frac{p_{n, np+x}}{p_{n, np}} = \sum_{k=1}^x \ln \left(1 - \frac{k}{nq}\right) - \sum_{k=1}^x \ln \left(1 + \frac{k}{np}\right) - \ln \left(1 - \frac{x}{nq}\right).$$

把右方两个对数展成级数,得

$$\begin{aligned} \ln \frac{p_{n, np+x}}{p_{n, np}} &= \sum_{k=1}^x \left(-\frac{k}{nq} - \frac{1}{2} \frac{k^2}{(nq)^2} - \frac{1}{3} \frac{k^3}{(nq)^3} - \dots \right) - \\ &- \sum_{k=1}^x \left(\frac{k}{np} - \frac{1}{2} \frac{k^2}{(np)^2} + \frac{1}{3} \frac{k^3}{(np)^3} - \dots \right) - \ln \left(1 - \frac{x}{nq}\right) = \\ &= - \sum_{k=1}^x \left(\frac{k}{nq} + \frac{k}{np} \right) - \frac{1}{2} \sum_{k=1}^x \left(\frac{k^2}{(nq)^2} - \frac{k^2}{(np)^2} \right) - \\ &- \frac{1}{3} \sum_{k=1}^x \left(\frac{k^3}{(nq)^3} + \frac{k^3}{(np)^3} \right) - \dots - \ln \left(1 - \frac{x}{nq}\right) = \\ &= - \frac{p+q}{npq} \sum_{k=1}^x k - \frac{p^2-q^2}{2(npq)^2} \sum_{k=1}^x k^2 - \\ &- \frac{p^3+q^3}{3(npq)^3} \sum_{k=1}^x k^3 - \dots - \ln \left(1 - \frac{x}{nq}\right). \end{aligned}$$

把自然数各次幂的值的代入上式,得

$$\begin{aligned} \ln \frac{p_{n, np+x}}{p_{n, np}} &= - \frac{x(x+1)}{2} \frac{p+q}{npq} - \frac{1}{2} \frac{x(x+1)(2x+1)}{6} \frac{p^2-q^2}{(npq)^2} - \\ &- \frac{1}{3} \frac{x^2(x+1)^2}{4} \frac{p^3+q^3}{(npq)^3} - \dots + \left(\frac{x}{nq} + \frac{1}{2} \frac{x^2}{(nq)^2} + \frac{1}{3} \frac{x^3}{(nq)^3} + \dots \right). \end{aligned}$$

为了更进一步的推导,須注意

$$\begin{aligned} p+q &= 1, \\ p^2-q^2 &= (p+q)(p-q) = p-q, \\ p^3+q^3 &= (p+q)(p^2-pq+q^2) = (p+q)^2-3pq = 1-3pq. \end{aligned}$$

再令

$$x = t\sigma, \quad (\Delta)$$

其中

$$\sigma = \sqrt{npq},$$

我們得

$$\begin{aligned}\ln \frac{p_{n, np+s}}{p_{n, np}} = & -\frac{t^2 \sigma^2 + t \sigma}{2 \sigma^2} + \frac{2 t^3 \sigma^3 + 3 t^2 \sigma^2 + t \sigma}{12 \sigma^4} (q-p) - \\ & -\frac{t^4 \sigma^4 + 2 t^3 \sigma^3 + t^2 \sigma^2}{12 \sigma^6} (1-3pq) - \dots + \\ & + \left(\frac{t \sigma p}{\sigma^2} + \frac{t^2 \sigma^2 p^2}{2 \sigma^4} + \frac{t^3 \sigma^3 p^3}{3 \sigma^6} + \dots \right) = \\ = & -\frac{t^2}{2} + \frac{t}{\sigma} \left[-\frac{1}{2} + \frac{t^2}{6} (q-p) + p \right] + \\ & + \frac{t^2}{\sigma^2} \left[\frac{q-p}{4} - \frac{t^2}{12} (1-3pq) + \frac{p^2}{2} \right] + \tau,\end{aligned}$$

其中最后一项 τ , 是在分母上含有 $\sigma^3, \sigma^4, \dots$ 的所有各项的总和.

自此以后, 我们假设数 n 无限增大, 而且仅仅考虑那些和 $\sqrt{npq}$ 比较起来还是不可忽略的数值 x . 这样, 我们就可以在最后一个式子中忽略所有在分母中含有 σ 的项 (换言之, 就是含有 $\sqrt{n}$).

在这种情况下, 上式就变成

$$\ln \frac{p_{n, np+s}}{p_{n, np}} = -\frac{t^2}{2}.$$

由此

$$p_{n, np+s} = p_{n, np} e^{-\frac{t^2}{2}}.$$

根据(A)

$$t^2 = \frac{x^2}{\sigma^2},$$

代入得

$$p_{n, np+s} = p_{n, np} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}.$$

因为根据(0.2)

$$p_{n, np} = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}},$$

因此我们看到, 当 n 足够大时, 概率 $p_{n, np+s}$ 仅是一个变量 x 的函数. 于是我们可以写

$$f(x) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}. \quad (1.1)$$

这样, 我们就得到了统计量 X 的正态分布的微分函数.

公式(1.1)指出,如果統計量的平均值 $\bar{X} = np$ (它标志着分布曲綫的位置)为已知,則正态曲綫的形状就完全决定于唯一的参数标准差 σ 。知道了这个参数之后,用公式(1.1)計算出分布曲綫任意点的縱坐标,这样我們就能得到所研究的統計量的分布的全面形象。

正态分布的微分函数还可以用另外一些形式表示。

如果以标准差 σ 为單位来表示与平均值的差 x (亦即取 σ 作为度量單位),則令

$$t = \frac{x}{\sigma},$$

我們得

$$f(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2}}. \quad (1.2)$$

如果以模数 $M = \sigma\sqrt{2}$ 为單位来表示与平均值的差,則令

$$z = \frac{x}{\sigma\sqrt{2}},$$

我們得

$$f(z) = \frac{1}{\sqrt{\pi}} e^{-z^2}. \quad (1.3)$$

在有些情况下,用准确度

$$h = \frac{1}{\sigma\sqrt{2}}$$

来代替标准差和模数。

在这种情况下,正态分布的微分函数的形式为

$$f(x) = \frac{h}{\sqrt{\pi}} e^{-h^2 x^2}. \quad (1.4)$$

2. 正态分布微分函数的研究 研究分布的微分函数(1.1),我們就能够得到关于这个函数的变化特性的完整概念,因此就可能描繪出由方程(1.1)表示的正态曲綫。

1) 首先确定函数(1.1)的存在区間。因为正态分布的微分函数当自变量 x 为任意值时都有实数值,所以这个函数的存在区間为

$$|-\infty, +\infty|. \quad (1.5)$$

2) 不管我們取的 x 为何值 (正或負), 函数 (1.1) 总有正值.
即

$$f(x) > 0. \quad (1.6)$$

这个結論完全符合于我們所研究的函数的本質, 因为这个函数本是概率的密度.

根据 (1.6), 我們得出結論, 正态曲綫分布在 OX 軸的上面.

3) 因为函数 (1.1) 是偶函数 (只有变量 x 的二次幂在方程中出现), 所以以 $-x$ 代替 $+x$, 函数不变: 即

$$f(+x) = f(-x). \quad (1.7)$$

所以正态曲綫对 OY 軸來說是对称的. OY 軸把曲綫下的面积分成二个相等的部分; 并且中位数 $\bar{X}$ 和坐标原点重合. 同时注意在方程 (1.1) 的推导过程中, 取平均值 $\bar{X}$ 为計算起点. 因此在正态分布中

$$\bar{X} = \dot{X}.$$

4) 令 $f(x) = 0$, 則得出的方程 $e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} = 0$ 沒有解; 因此正态曲綫与 OX 軸沒有交点. 因为所研究的函数是負幂的, 并且变量 x 是以二次幂出現的, 所以 x 往正方向或負方向增加时, 函数 $f(x)$ 很快的减小. 当 x 趋于 $+\infty$ 或 $-\infty$ 时, 函数的幂趋于 $-\infty$, 因此全式趋于零; 即

$$\lim_{x \rightarrow \pm\infty} f(x) = 0. \quad (1.8)$$

所以, 当从左边或右边无限制地离开坐标原点时, 曲綫无限地接近于 OX 軸: 所以 OX 軸是曲綫的漸近綫.

5) 当 $x=0$ 时, 也就是說在对应于平均值 $\bar{X}$ 的点处,

$$f(0) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}}. \quad (1.9)$$

因此, 正态曲綫在 OY 軸上所截取的綫段等于

$$\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} = \frac{0.3989}{\sigma} \approx 0.4 \frac{1}{\sigma}.$$

因为当 x 为所有的其它值时

$$f(\pm x) < f(0),$$

所以量(1.9)是正态曲线(1.1)的最大纵坐标。

6) 为了证实这一点, 我们求出函数(1.1)的一次导数: 即

$$f'(x) = -\frac{x}{\sigma^3 \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}. \quad (1.10)$$

因为这个导数当 $x=0$ 时为零, $x<0$ 时为正, $x>0$ 时为负, 所以函数 $f(x)$ 当 $x<0$ 时上升, $x>0$ 时下降, 在 $x=0$ 时有最大值。

由此看出, 在正态分布中, 三个特征数——平均值、中位数和众数的值彼此重合: 即

$$\bar{X} = \dot{X} = \hat{X}. \quad (1.11)$$

7) 现在我们来确定正态曲线的向下弯曲和向上弯曲的所在区间及此曲线的拐点。

为此, 需要求出函数(1.1)的二次导数。把(1.10)微分, 得

$$\begin{aligned} f''(x) &= -\frac{1}{\sigma^3 \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} + \frac{x^2}{\sigma^5 \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} = \\ &= \frac{1}{\sigma^5 \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} (x^2 - \sigma^2). \end{aligned} \quad (1.12)$$

因为在此等式右边括号前面的因子当 x 为任意值时是正数, 所以二次导数的符号决定于第二项

$$x^2 - \sigma^2.$$

如果

$$|x| < \sigma,$$

即

$$-\sigma < x < \sigma,$$

则

$$f''(x) < 0;$$

所以在 $-\sigma$ 到 $+\sigma$ 的范围内, 曲线向下弯曲。

同样, 如果

$$|x| > \sigma,$$

即

$$x < -\sigma \text{ 或 } x > +\sigma,$$

则

$$f''(x) > 0;$$

• • •

所以在 $-\sigma$ 到 $+\sigma$ 的范围之外, 曲线向上弯曲。

最后, 令二次导数等于零, 得

$$x^2 - \sigma^2 = 0.$$

由此

$$x = \pm \sigma. \quad (1.13)$$

因为当 x 经过这些值时二次导数改变符号, 所以当 x 为这些值时曲线有拐点。

由此可知, 正态曲线的拐点分布在相当于平均值的坐标原点的左右, 拐点到坐标原点的距离等于标准差。

根据上面的研究, 我们可以描绘出正态曲线的形状: 这个曲线分布在横轴的上面且对纵轴是对称的; 当 $x=0$ 时有极大值; 在从 $x=-\sigma$ 到 $x=+\sigma$ 的范围内, 曲线向下弯曲, 而在此范围之外曲线向上弯曲; $x=\pm\sigma$ 是曲线的拐点; 随着 x 绝对值的增加曲线迅速下降, 并且横坐标轴是曲线的渐近线。

为了描绘正态曲线, 首先要求出拐点的纵坐标及拐点切线的斜率。

将(1.13)代入(1.1), 求出拐点的纵坐标为

$$f(\pm\sigma) = +\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi e}}.$$

同样将(1.13)代入(1.10), 求出拐点切线的斜率为

$$f'(\pm\sigma) = \mp\frac{1}{\sigma^2\sqrt{2\pi e}}.$$

因此, 在拐点的坐标为

$$x = +\sigma, \quad y = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi e}}$$

时, 切线方程

$$Y - y = f'(x)[X - x]$$

成为

$$Y - \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi e}} = -\frac{1}{\sigma^2\sqrt{2\pi e}}[X - \sigma].$$

由此求出, 在坐标轴上被这直线所截取的线段等于

积分函数的形式是

$$F(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{-\frac{t^2}{2}} dt, \quad (1.14)$$

它代表着统计量 X 小于 x 的概率

$$P\{X < x\}.$$

统计量 X 的值位于 $-x$ 到 $+x$ 的区间内的概率

$$P\{-x < X < +x\}$$

等于积分

$$\Phi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-x}^{+x} e^{-\frac{t^2}{2}} dt. \quad (1.15)$$

由于正态曲线的对称性,我们有

$$\Phi(x) = \frac{2}{\sqrt{2\pi}} \int_0^x e^{-\frac{t^2}{2}} dt. \quad (1.16)$$

函数 $\Phi(x)$ 叫作概率积分.

我们来看函数 $\Phi(x)$ 的基本特性.

1) 函数 $\Phi(x)$ 是奇函数,也就是说,当用 $-x$ 代替 $+x$ 时,函数 $\Phi(x)$ 变号而不变值.

这是因为,如果在积分

$$\Phi(-x) = \frac{2}{\sqrt{2\pi}} \int_0^{-x} e^{-\frac{t^2}{2}} dt$$

中作代换,使

$$t = -z, \quad dt = -dz,$$

则当 $t = -x$ 时

$$z = x,$$

所以

$$\Phi(-x) = -\frac{2}{\sqrt{2\pi}} \int_0^x e^{-\frac{z^2}{2}} dz,$$

即

$$\Phi(-x) = -\Phi(x). \quad (1.17)$$

2) 随着 x 由 0 增加到 ∞ , 函数 $\Phi(x)$ 也从 0 点开始增大,起初增加得很快,然后逐渐减慢,并逐渐趋于极限值 1, 即

$$\lim_{x \rightarrow \infty} \Phi(x) = \frac{2}{\sqrt{2\pi}} \int_0^{\infty} e^{-\frac{t^2}{2}} dt = 1. \quad (1.18)$$

这是因为,如果把函数 $\Phi(x)$ 写成 (1.15) 的形式并且在那里让 $x = \infty$ (也就是使积分域成为 t 的可能值的全部), 那么, 作为概率相加定理的一个后果, 我們得到:

$$\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{t^2}{2}} dt = 1. \quad (1.19)$$

从 (1.19) 得

$$\int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{t^2}{2}} dt = \sqrt{2\pi}. \quad (1.20)$$

令

$$\frac{t}{\sqrt{2}} = z,$$

并且注意, 当 $t \rightarrow \infty$ 时

$$z \rightarrow \infty,$$

我們將有

$$\frac{dt}{\sqrt{2}} = dz,$$

所以

$$\int_{-\infty}^{+\infty} e^{-z^2} dz = \sqrt{\pi}. \quad (1.21)$$

最后, 令

$$z = \frac{x}{\sigma\sqrt{2}},$$

則有

$$\int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} dx = \sigma\sqrt{2\pi}, \quad (1.22)$$

所以

$$\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} dx = 1. \quad (1.23)$$

4. 貝努里定理——拉普拉斯-馬尔柯夫的証明 在解决統計学中的許多問題时, 都要用到概率积分。特別說来, 概率积分是貝努里定理的分析証明的一个組成部分。

貝努里定理断言, 当独立試驗的次数 n 足够大时, 有

$$P\left\{-\varepsilon < \frac{m}{n} - p < +\varepsilon\right\} > 1 - \eta,$$

其中 ε 和 η 是任意小的正数。

为了证明这个定理, 我们研究当 t 为某一值时, 不等式

$$-t\sqrt{npq} < m - np < t\sqrt{npq}$$

的概率 $P(t)$ 。这个不等式和不等式

$$-t\sqrt{\frac{pq}{n}} < \frac{m}{n} - p < t\sqrt{\frac{pq}{n}} \quad (a)$$

是一样的。

依照拉普拉斯定理 (0.4), 这不等式的概率 $P(t)$, 当 t 固定而 n 无限增大时, 趋于极限

$$\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_0^t e^{-\frac{t^2}{2}} dt.$$

但是从上面的 (1.20) 知

$$\int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{t^2}{2}} dt = \sqrt{2\pi},$$

所以

$$\int_0^{\infty} e^{-\frac{t^2}{2}} dt = \frac{\sqrt{2\pi}}{2},$$

而这个等式指出, 当 t 的值为足够大时, 差

$$1 - \frac{2}{\sqrt{2\pi}} \int_0^t e^{-\frac{t^2}{2}} dt$$

将变成任意地小。

因此, 把正数 η 分成二个正值 η' 和 η'' , 亦即

$$\eta = \eta' + \eta'' \quad (\eta' > 0, \eta'' > 0),$$

我们就能够取一个 t 值使下式成立,

$$\frac{2}{\sqrt{2\pi}} \int_0^t e^{-\frac{t^2}{2}} dt = 1 - \eta'', \quad (6)$$

然后定出这样大的数 n_0 , 使当所有值 n 符合于不等式

$$n > n_0 \quad (1.24)$$

时, 差

$$\frac{2}{\sqrt{2\pi}} \int_0^t e^{-\frac{t^2}{2}} dt - P(t)$$

小于 η'' :

$$\frac{2}{\sqrt{2\pi}} \int_0^t e^{-\frac{t^2}{2}} dt - P(t) < \eta''. \quad (\text{B})$$

这样确定了 t 的值以后, 我們再要求, 除了不等式 (1.24) 以外, 还要有不等式

$$n > \frac{pq t^2}{\varepsilon^2}. \quad (1.25)$$

这时, 就有

$$\varepsilon > t \sqrt{\frac{pq}{n}},$$

因此不等式

$$-\varepsilon < \frac{m}{n} - p < \varepsilon \quad (\text{r})$$

的概率将大于不等式 (a) 的概率 $P(t)$, 因为所有适合于不等式 (a) 的 m 值, 同样适合于不等式 (r).

根据 (b) 和 (B), 不等式 (a) 的概率 $P(t)$ 大于

$$1 - \eta' - \eta'' = 1 - \eta.$$

因此, 对于满足不等式 (1.24) 和 (1.25) 的所有的 n 值, 都有

$$P\left\{-\varepsilon < \frac{m}{n} - p < \varepsilon\right\} > 1 - \eta. \quad (1.26)$$

这样就证明了貝努里定理。