

概 率 统 计 教 学 讲 义

(二)

林 文 涛 编

集美师范专科学校数学科



目 录

第二章 随机变量	1
第一节 随机变量及其概率分布	1
§ 1. 随机变量的概念	1
§ 2. 离散型随机变量	4
§ 3. 连续型随机变量	11
习 题 六	17
第二节 分布函数与随机变量函数的分布	18
§ 1. 分布函数	18
§ 2. 随机变量函数的分布	24
习 题 七	30
第三节 随机变量的数字特征	32
§ 1. 数学期望	32
§ 2. 方	42
§ 3. 原	43
习 题 八	50
第四节 随机向量	52
§ 1. 随机向量与随机变量独立性的概念	52
§ 2. 二维随机向量的分布	53
§ 3. 二维随机向量的数字特征	63

习 题 九	74
第 五 节 极 限 定 理	77
§ 1 車 貝 謝 夫 不 等 式	78
§ 2 大 数 定 律	80
§ 3 中 心 极 限 定 理	84
习 题 十	83
第 二 章 小 结	90
复 习 题 二	98
附录表 1 常 用 分 布 表	101
附录表 2 标 准 正 态 分 布 表	104
附录表 3 泊 松 分 布 表	107

第二章 随机变量

第一节 随机变量及其概率分布

§ 1. 随机变量的概念

在上一章中，我们较详细地讨论了概率论的两个基本概念——随机事件及其概率，使得我们对随机现象的统计规律性有了初步的认识。为了进一步研究随机现象，全面地了解其统计规律性，我们将进一步学习概率论中另外两个重要的基本概念——随机变量及其概率分布。

恩格斯说过：“有了变数，运动进入了数学，有了变数，辩证法进入了数学。”那么，我们能不能把随机试验的各种结果——随机事件，也用变数来加以描述呢？实践证明，这不但是完全可能的，而且是十分必要的。其实，在随机现象中，有很大一部份问题就直接与数值发生关系，其结果直接表现为数量。例如“抽查一批产品的次品数”、“某时刻正在工作的车床数”、“落入1升水中的油滴数”、“某产品尺寸的测量误差数”等。有些初看起来与数值无关的随机现象，也常常能联系数值来描述，例如考察某地任一天有否下雨这一随机现象，可能结果共有两个，即“无雨”与“有雨”，与数值没有关系，但是我们可以分别用数“0”与“1”来表示“无雨”与“有雨”，使之与数值发生联系。

一般地，如果 A 为某个随机事件，则可以通过如下的示性函数使之与数值发生联系：

$$X_A = \begin{cases} 1 & \text{如果 } A \text{ 发生} \\ 0 & \text{如果 } A \text{ 不发生} \end{cases} \quad (1)$$

可见，随机试验的结果均能用一个数 X 来表示，而这个数 X 是随机试验结果的不同而变化的，是样本点的一个函数。我

们把这种随着试验的结果而变化的量，称为随机变量。一般用大写英文字母 $X, Y, Z, \dots$ ，或用希腊字母 $\xi, \eta, \varepsilon, \dots$ 来表示。以下给出随机变量的数学定义：

定义：设 E 是随机试验， E 的样本空间是 $\Omega = \{\omega\}$ ，如果对于每一个 $\omega \in \Omega$ ，唯一地对应到一个实数值 $X(\omega)$ ，这样就得到一个定义在 Ω 上的实值单值函数 $X(\omega)$ ，称 $X(\omega)$ 为随机变量，简记为 X 。

引入随机变量的概念，就把随机事件数量化了，建立了抽象的样本空间 Ω 和实数空间 R 之间的一种对应关系。由于随机变量随试验的结果而取不同的值，所以在试验之前，只能知道它取值的范围，而不能预知它将取什么值。但由于试验的各种结果的出现有一定的概率，所以随机变量取什么值也有一定的概率。这是随机变量与普通函数的本质区别。

例一 设袋中有 5 个螺钉，3 个好，2 个坏，从中随机地抽取 3 个，则“抽得好品” X 是一个随机变量，“抽得坏品” Y 也是一个随机变量。假定①、②、③为好品，④、⑤为坏品，那么抽取结果 ω （样本点）与“好品数” $X(\omega)$ 、坏品数 $Y(\omega)$ 的对应关系如下表：

样 本 点 ω	好品数 $X(\omega)$	坏品数 $Y(\omega)$
① ② ③	3	0
① ② ④	2	1
① ② ⑤	2	1
① ③ ④	2	1
① ③ ⑤	2	1
① ④ ⑤	1	2
② ③ ④	2	1
② ③ ⑤	2	1
② ④ ⑤	1	2
③ ④ ⑤	1	2

X 只能取 1, 2, 3 这三个实值, Y 只能取 0, 1, 2 这三个实值. 而 $\{X=1\}$, $\{X=2\}$, $\{X=3\}$, $\{Y=0\}$, $\{Y=1\}$, $\{Y=2\}$, 这些都是随机事件, 而且可求得:

$$P(X=1) = \frac{3}{10}$$

$$P(Y=0) = \frac{1}{10}$$

$$P(X=2) = \frac{6}{10}$$

$$P(Y=1) = \frac{6}{10}$$

$$P(X=3) = \frac{1}{10}$$

$$P(Y=2) = \frac{3}{10}$$

例二 以 X 表示同一县时丰第一代三化螟蛾灯下蛾量, 设 $\{X=0\}$ 表示蛾量为“重”, $\{X=1\}$ 表示蛾量为“中”, $\{X=2\}$ 表示蛾量为“轻”. X 是一个随机变量, 可能取值为 0, 1, 2. 而且根据以往的统计资料, 可以估计出明年灯下蛾量为“重”, “中”, “轻”的概率, 既求出 $P(X=0)$, $P(X=1)$, $P(X=2)$.

例三 某射手击中目标的概率是 p . 现在连续向一个目标射击 n 次, 则“击中目标的次数”, X 是一个随机变量, “第一次击中目标时射击的次数” Y 也是一个随机变量. X 可以取 0, 1, 2, ..., n , Y 可以取 1, 2, ..., n . 而且 X , Y 的取值均有一定的概率规律.

以上三个例子的随机变量的取值范围可以一一列举, 但在实际问题中, 有的随机变量的取值不能一一列举, 它的取值是连续的. 例如“在车站候车的时间”, “气体分子运动的速率”, “弹着点与目标的距离”降水量、洪峰值等等, 它们可以在某一区间内, 或在 $(-\infty, +\infty)$ 内取值.

例四 厦门轮渡码头每隔 5 分钟有一辆汽车开往火车站, 乘客在任一时刻到达候车站是等可能的. 那么, 乘客的候车时间 X 是一个随机变量. 显然 $\{0 \leq X < 5\}$, $\{X > 2\}$, $\{X \leq 4\}$ 等都是随机事件, 而且可以求得它们的概率.

随机变量是概率论与数理统计中一个很重要的概念. 因为任何一个随机事件, 都可用随机变量的不同取值来表示, 这就完全可以把对随机事件的研究转化为对随机变量的研究. 而且掌握某一随机变量的变化规律, 也就等于了解某一随机现象的整

性性质，使我们对随机现象的认识，从局部而扩大到全局。

实际问题中广泛存在着随机变量，如随机抽取一件产品，那么它附近一项质量指标（如光洁度、硬度、拉力、粘合力等）都是随机变量。要善于把随机变量与我们所要研究的实际问题联系起来。

随机变量一般分为两大类，凡能将其取值一一列举出来（有限或可列）的随机变量称为离散型的随机变量。凡不能将其取值一一列举出来（不可列）的随机变量称为非离散型的随机变量。非离散型的随机变量范围很广，其中最主要的一种是所谓连续型的随机变量（虽不可列，但取值是连续的）。我们只研究离散型随机变量与连续型随机变量。

§ 2. 离散型随机变量

一、概率分布：

离散型随机变量 X 全部可能的取值是有限个或无穷可列多个，即所有的取值可按一定的顺序排列，表示为数列 $x_1, x_2, \dots, x_k, \dots$ 。

对于随机变量，我们不仅要知道它取值的情况，更主要的是要知道它取各个值的概率，对于离散型随机变量 X ，我们除了应该知道它可以取一串值 $X = x_k (k = 1, 2, \dots)$ 外，更重要的要知道下列一串概率的值：

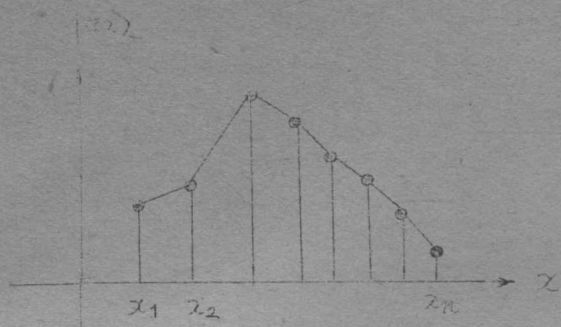
$$p(X=x_1), p(X=x_2), \dots, p(X=x_k), \dots$$

我们通常将 X 可能取的值及其相应的概率列成一个表：

X	x_1	x_2	x_3	$\dots$	x_k	$\dots$
$P(X=x_k)$	$p(x_1)$	$p(x_2)$	$p(x_3)$	$\dots$	$p(x_k)$	$\dots$

称为离散型随机变量的概率分布表，（或称为分布列）有时，为了更加直观，明显地表示离散型随机变量的概率分布，

还可以作出如下的概率分布图



横坐标表示随机变量 X 的取值，纵坐标表示相应的概率 $p(X=x_k)$ ($k=1, 2, \dots$) 再用折线将点 $(x_k, p(x_k))$ 连接起来。

概率分布表或概率分布图完整地表示了 X 的取值及其概率分布情况，全面地描述了离散型随机变量 X 。有时为了简单起见，也可直接用一系列等式来表示：

$$p_k = p(X=x_k) \quad (k=1, 2, \dots) \quad (1)$$

这一系列等式就称为 X 的概率分布。由于事件 $\{X=x_k\}$ ($k=1, 2, \dots$) 是互不相容的，又是完备的。根据概率的定义，可知分布列 p_k 有以下二条性质。

$$(1) \quad p_k \geq 0 \quad (k=1, 2, \dots)$$

$$(2) \quad \sum_{k=1}^{\infty} p_k = 1$$

二、几种离散型分布：

离散型随机变量的概率分布，就简称为离散型分布，下面介绍几种常见的离散型分布

1. $(0-1)$ 分布 (一点分布)：若随机变量 X 只可能取 0 和 1 二个值，它的概率分布是

$$p(X=1) = p \quad (0 < p < 1)$$

$$p(X=0) = q = 1 - p$$

(2)

则称 X 服从 (0-1) 分布 (p 为参数),

例一 一批产品有 100 件, 其中有 96 件正品, 现从中随机抽取一件, 假定

$$X = \begin{cases} 1 & \text{出现正品} \\ 0 & \text{出现次品} \end{cases}$$

那么有:

$$p(X=1) = 96\%$$

$$p(X=0) = 4\%$$

即 X 服从 (0-1) 分布

对于一个随机试验, 如果它的样本空间只包含二个元素, 即 $\Omega = \{\omega_1, \omega_2\}$, 我们总能在 Ω 上定义一个具有 (0-1) 分布的随机变量:

$$X = X(\omega) = \begin{cases} 1 & \text{当 } \omega = \omega_1 \\ 0 & \text{当 } \omega = \omega_2 \end{cases}$$

然后用它来描述这个随机试验的结果。(0-1) 分布虽简单, 但经常遇到。

2. 二项分布: 若随机变量 X 的概率分布如下:

$$p(X=k) = C_n^k p^k q^{n-k} \quad (k=0, 1, 2, \dots, n) \quad (3)$$
$$(0 < p < 1, q = 1-p)$$

则称 X 服从二项分布 (n, p 为参数) 二项分布可用记号 $X \sim B(n, p)$ 来表示。容易证明, 二项分布满足分布列的二条性质:

$$(1) p(X=k) \geq 0 \quad (k=0, 1, 2, \dots, n)$$

$$(2) \sum_{k=0}^n p(X=k) = \sum_{k=0}^n C_n^k p^k q^{n-k} = (p+q)^n = 1$$

二项分布见于贝努里概率, 设事设 A 发生的概率为 p , X 表示 n 重贝努里试验中事件 A 发生的次数。那么, 事件 A 恰发生 k 次的概率 $p_n(k)$ 服从二项分布, 即

$$p_n(k) = p(X=k) = C_n^k p^k q^{n-k} \quad k=0, 1, 2, \dots, n$$

容易看出, 二项分布当 $n=1$ 时, 就是 (0-1) 分布, 即

单次试验的情况。

3. 普阿松 (poisson) 分布: 若随机变量 X 的概率分布如下:

$$p(X=k) = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda} \quad (k=0, 1, 2, \dots; \lambda > 0) \quad (4)$$

则称 X 服从普阿松分布 (λ 为参数)。

注意到 $e^x = 1 + \frac{x}{1!} + \frac{x^2}{2!} + \frac{x^3}{3!} + \dots$, 因此容易证明:

$$\sum_{k=0}^{\infty} p(X=k) = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda} = e^{-\lambda} \cdot \sum_{k=0}^{\infty} \frac{\lambda^k}{k!} = e^{-\lambda} \cdot e^{\lambda} = 1$$

普阿松分布在历史上是作为二项分布的近似分布, 於1837年由法国数学家普阿松引入的。许多随机现象服从普阿松分布, 例如电话交换机在某一时刻收到的呼叫次数, 公共汽车站收到的乘客数, 放射性物质落到某区域的质点数, 显微镜下落在某区域的微生物数等, 都服从普阿松分布。

例二 放射性物质在某一段时间内放射出的粒子数 X 服从普阿松分布。1910年罗塞福 (Rutherford) 和格吉 (Geiger) 做了一个著名的试验, 观察放射性物质放出 α 粒子个数的情况做了 2603 次观察, 每次观察时间是 7.5 秒。记录如下表:

放射粒子数 X	观察到次数 m_k	频率 $W(X=k) = \frac{m_k}{N}$	按普阿松分布计算概率 $p(X=k) = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}$
0	57	0.022	0.021
1	203	0.078	0.081
2	383	0.147	0.156
3	525	0.201	0.201
4	532	0.204	0.195
5	408	0.156	0.151
6	273	0.105	0.097
7	139	0.053	0.054
8	45	0.017	0.026
9	27	0.010	0.011
≥ 10	16	0.006	0.007
总计	2603	0.999	1.000

表中可看出按 (4) 式算出的概率 $p(X=k)$ 跟 $\{X=k\}$ 的概率相当接近。

其中： $\lambda = \frac{10094}{2608} = 3.87$ ，10094 为 2608 次放出射 α 粒子总数， λ 表示平均每次放出射 α 粒子数。

我们还可以从理论上求加以分析推得，说明为什么放射的粒子数 X 服从普阿松分布。设想将体积为 V 的放射性物质分为体积相同的几个小块，每小块体积 $\Delta V = \frac{V}{n}$ ，正假定：

(1) 每一小块在一定时间内的（例如 7.5 秒里）放出二个以上 α 粒子的概率 φ （其实是概率很少，可忽略不计），而放出一个 α 粒子的概率为 p_n ， p_n 只跟体积 ΔV 有关。

$$p_n = \mu \Delta V \quad (\mu \text{ 为比例系数})$$

(2) 每一小块 ΔV 是否放出 α 粒子，是相互独立的。

在这两条假定下，体积为 V 的放射性物质，在一定的时间 t 放出的 α 粒子数 k ，可以看成在几个独立的小块中，恰有 k 块放出 α 粒子，于是，放出 k 个粒子的概率，就可按独立试验序列来近似计算：

$$p(X=k) \approx C_n^k p_n^k \cdot q_n^{n-k} \quad (q_n = 1 - p_n)$$

当 $n \rightarrow \infty$ 时，即将 V 无限细分时，近似就转化为精确。

$$p(X=k) = \lim_{n \rightarrow \infty} C_n^k p_n^k \cdot q_n^{n-k}$$

$$\because p_n = \mu \Delta V = \frac{\mu V}{n}, \text{ 记 } \lambda = \mu V, \text{ 那么有 } \lambda = np_n, p_n = \frac{\lambda}{n}$$

将 $p_n = \frac{\lambda}{n}$ 代入，可以证明：

$$p(X=k) = \lim_{n \rightarrow \infty} C_n^k \left(\frac{\lambda}{n}\right)^k \left(1 - \frac{\lambda}{n}\right)^{n-k} = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda} \quad (k=0, 1, 2, \dots)$$

这就是第一章已证明过的普阿松定理（详细证明见第一章），说明了普阿松分布是二项分布，当 $np = \lambda, n \rightarrow \infty$ 情况下的极限分布，所以，当 n 很大， p 很小时，可用普阿松分布作为二

项分布的近似计算。

具体问题中的随机现象，只要它符合类似于 (1), (2) 的假定，那么，就会出现服从普阿松分布的随机变量。

4. 超几何分布：若随机变量 X 的概率分布如下：

$$p(X=k) = \frac{C_n^k C_{N-M}^{n-k}}{C_N^n} \quad (k=0, 1, 2, \dots, l) \quad (5)$$

$$l = \min(M, N)$$

则称 X 服从超几何分布。

N 件产品中有 M 件次品，从中随机抽取 n 件，（假定 $n \leq N-M$ ）则 M 件中含有的次品数 X 服从超几何分布。

现在我们来证明，服从超几何分布的随机变量 X ，当 $N \rightarrow \infty$ ， $\frac{M}{N} \rightarrow p$ 时，近似地服从二项分布，即证明：

$$\lim_{\substack{N \rightarrow \infty \\ \frac{M}{N} \rightarrow p}} \frac{C_n^k \cdot C_{N-M}^{n-k}}{C_N^n} = C_n^k \cdot p^k \cdot q^{n-k}$$

$$\begin{aligned} \text{证明: } P(X=k) &= \frac{C_M^k \cdot C_{N-M}^{n-k}}{C_N^n} = \frac{M!}{k!(M-k)!} \cdot \frac{(N-M)!}{(n-k)!(N-M-(n-k))!} \cdot \frac{n!(N-n)!}{N!} \\ &= \frac{n!}{k!(n-k)!} \cdot \left\{ \frac{M \cdot (M-1) \cdots (M-k+1)}{\underbrace{N \cdot N \cdots N}_{k \uparrow}} \right\} \cdot \left\{ \frac{(N-M)(N-M-1) \cdots \{N-M-(n-k)+1\}}{\underbrace{N \cdot N \cdot N \cdots N}_{n \uparrow}^{n-k}} \right\} \cdot \left\{ \frac{\overbrace{N \cdot N \cdots N}^{n-k}}{N(N-1) \cdots (N-n+1)} \right\} \end{aligned}$$

∵ 当 $N \rightarrow \infty$ ， $\frac{M}{N} \rightarrow p$ 时，第一个括号 $\rightarrow p^k$ ；第二个括号 $\rightarrow q^{n-k}$ ；第三个括号 $\rightarrow 1$ 。

∴ 此时， $p(X=k) \rightarrow C_n^k p^k q^{n-k}$ ，即

$$\lim_{\substack{N \rightarrow \infty \\ \frac{M}{N} \rightarrow p}} \frac{C_n^k \cdot C_{N-M}^{n-k}}{C_N^n} = C_n^k \cdot p^k \cdot q^{n-k}$$

5. 几何分布：若随机度量 X 的概率分布如下：

$$p(X=k) = q^{k-1} \cdot p \quad k = 1, 2, \dots \quad (6)$$

则称 X 服从几何分布。在贝努里试验中，等待事件 A 首次成功时次数 X 服从几何分布。

例三 某射手连续向同一目标射击，击中目标的概率为 0.3，那么第一次击中目标时共射击了 k 次的概率为：

$$p(X=k) = 0.2^{k-1} \times 0.3 \quad (k=1, 2, \dots)$$

6. 巴斯卡分布：若随机变量 X 的概率分布如下：

$$p(X=k) = C_{k-1}^{r-1} q^{k-r} \cdot p^r \quad (k=r+1, r+2, \dots) \quad (7)$$

则称 X 服从巴斯卡分布。在贝努里试验中，第 r 次成功所需要次数 X 服从巴斯卡分布。

例四 某射手连续向同一目标射击，击中目标的概率为 p ，击不中目标的概率为 q ($p+q=1$)，求第 r 次击中目标所需要次数的概率分布。

解：设在 k 次射击中， r 次击中， $k-r$ 次击不中，例如前 $k-r$ 次击不中，以 r 次击中，那么，概率为 $q^{k-r} \cdot p^r$ 。根据题意最后一次是一定要击中的，那么前面的 $(k-1)$ 次中， $(k-r)$ 次击不中的情况，相当于从 $(k-1)$ 个元素中取 $(k-r)$ 个元素的组合数，所以 r 次击中， $(k-r)$ 次击不中的所有可能情况有 $C_{k-1}^{k-r} = C_{k-1}^{r-1}$ 。因此可得到，

$$p(X=k) = C_{k-1}^{r-1} q^{k-r} p^r \quad (k=r+1, r+2, \dots)$$

7. 退化分布（单点分布）：若随机变量 X 只取一个常数

c ，即

$$p(X=c) = 1$$

则称 X 服从退化分布。其实，退化分布並不随机，如一年级一班学生的年龄都是七岁（记为 x ），所以有 $p(x=7)=1$ ，正因为如此，才称为退化分布，只是为了统一，才称之为随机变量。
 $\{x=7\}$ 为必然事件， $\{x \neq 7\}$ 为不可能事件。

§3 连续型随机变量

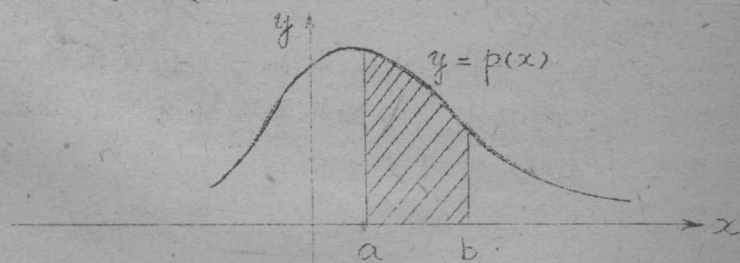
一、概率密度函数：

连续型随机变量的特点是可以取某一区间内的任何数值，由于这些数值构成不可数的无穷集合，因此，我们不可能用描述离散型随机变量的方法来描述它。对于非离散型的随机变量，考察事件 $\{X=a\}$ 发生的概率往往意义不大，虽然 $\{X=a\}$ 决不是不可能事件，但我们只能认为 $p(X=a)=0$ 。例如，测量某一零件尺寸时，我们只能说测量误差为 $+0.030001\text{ mm}$ 的概率等于零。实际上，我们也不可能去检验事件 $\{X=+0.030001\}$ 是否发生。因此，对于连续型随机变量，我们往往考察 X 落在某一区间内的概率，为此引出如下关于概率密度函数的定义。

定义：对于随机变量 X ，若存在非负可积函数 $p(x)$ ($-\infty < x < +\infty$)，使对任意 $a < b$ ，成立：

$$p\{a < X < b\} = \int_a^b p(x) dx \quad (1)$$

则称 X 为连续型随机变量， $p(x)$ 称为连续型随机变量 X 的概率分布密度函数，简称分布密度或密度函数。 $p(x)$ 的图象称为 X 的分布曲线，曲线 $p(x)$ 与 x 轴介于 a, b 之间的曲边梯形的面积表示事件 $\{a < X < b\}$ 的概率。



关于概率密度函数 $p(x)$ ，也有以下三条性质：

$$(1) \quad p(x) \geq 0$$

$$(2) \quad \int_{-\infty}^{+\infty} p(x) dx = p(-\infty < x < +\infty) = p(\Omega) = 1.$$

概率密度的“密度”一词，取物理学中质量或密度的“密度”有相似之处。若 $p(x)$ 在 $x = x_0$ 连续时，由定积分的性质得：

$$\lim_{\Delta x \rightarrow 0} \frac{p(x_0 < x < x_0 + \Delta x)}{\Delta x} = p(x_0) \quad \dots \dots \dots (2)$$

由此可见，当 $p(x)$ 大时， x 在 x_0 附近取值的概率也就较大，或者说“密度”较大。

二：几种连续型分布：

1. 均匀分布（等概率分布）：若随机变量 X 的概率分布密度函数为：

$$p(x) = \begin{cases} \lambda & \text{当 } a \leq x \leq b \\ 0 & \text{当 } x < a \text{ 或 } x > b \end{cases} \quad (3)$$

则称 X 服从 $[a, b]$ 区间上的均匀分布。

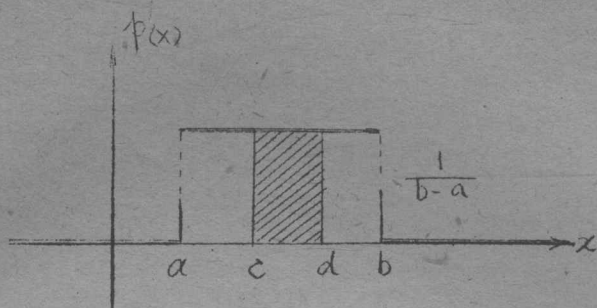
若 X 为 $[a, b]$ 上的均匀分布，则

$$\begin{aligned} p(-\infty < x < +\infty) &= p(a < x < b) = \int_a^b \lambda dx = \lambda x \Big|_a^b = \\ &= \lambda(b-a) = 1 \end{aligned}$$

所以有 $\lambda = \frac{1}{b-a}$ ，并且对于任意满足 $a \leq c < d \leq b$ 的 c, d ，有

$$p(c < x < d) = \int_c^d p(x) dx = \lambda(d-c) = \frac{d-c}{b-a}.$$

由此可见， X 取值于 $[a, b]$ 中任一小区间的概率与该小区间的长度成正比，而与小区间的具体位置无关，这就是均匀分布的概率意义。 $p(x)$ 的图象如下：



在统计计算中，由舍入所引起的误差 X ，可以看作是一个服从 $[-0.5 \times 10^{-n}, 0.5 \times 10^{-n}]$ 上的均匀分布。（保留 n 位小数）
 §1. 例四的候车时间 X 服从 $[0, 5]$ 上的均匀分布。

2. 指数分布：若随机变量 X 的密度函数为

$$p(x) = \begin{cases} \lambda e^{-\lambda x} & \text{当 } x \geq 0 \\ 0 & \text{当 } x < 0 \end{cases} \quad (\lambda > 0 \text{ 为常数}) \quad (4)$$

则称 X 服从参数为 λ 的指数分布。

指数分布可近似地表达各种“寿命”的分布，例如无线电元件的寿命，动物的寿命，电话问题中的通话时间，随机服务系统中的服务时间等。

若 X 服从参数为 λ 的指数分布，对任何 $0 \leq a < b$ ，有

$$\begin{aligned} p(a < X < b) &= \int_a^b \lambda e^{-\lambda x} dx = \int_{\lambda a}^{\lambda b} e^{-t} dt = -e^{-t} \Big|_{\lambda a}^{\lambda b} = \\ &= e^{-\lambda a} - e^{-\lambda b} \end{aligned}$$

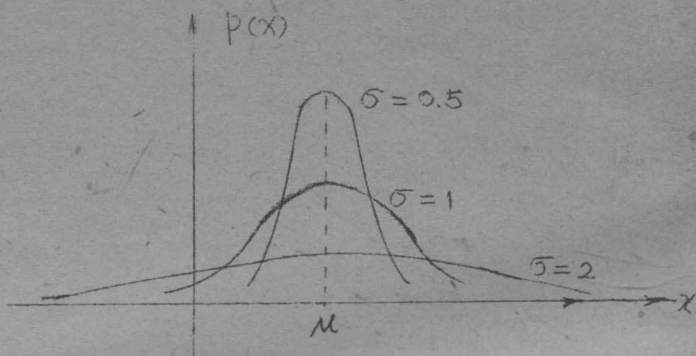
因此可得
$$\int_0^{+\infty} \lambda e^{-\lambda x} dx = \int_0^{+\infty} \lambda e^{-\lambda x} dx = e^0 - e^{-\infty} = 1$$

3. 正态分布（高斯分布）：若随机变量 X 的密度函数为

$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(x-\mu)^2} \quad (-\infty < x < +\infty) \quad (5)$$

其中 $\sigma > 0$ ， μ 和 σ 均为常数，则称 X 服从正态分布，简记为 $N(\mu, \sigma^2)$ 。特别地，当 $\mu = 0$ ， $\sigma = 1$ ，即 $p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}}$ 时，称为标准的正态分布，简记为 $N(0, 1)$ 。习惯上把服从正态分布的随机变量称为正态变量。

一般正态分布密度函数 $p(x)$ 的图形如下：



$p(x)$ 在 $x = \mu$ 处达到极大值，等於 $\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}$ ；曲线相对于直线 $x = \mu$ 对称；在 $x = \mu \pm \sigma$ 处有拐点；当 $x \rightarrow \pm\infty$ 时，曲线以 x 轴为其渐近线；当 σ 不同时， $p(x)$ 的形状也不同。 σ 越小，分布越集中，在 $x = \mu$ 附近，曲线陡峭；当 σ 越大时，分布越平坦，曲线平缓。这是因为分布曲线 $p(x)$ 下面的面积总保持等于 1，所以 σ 值越小时，曲线在中心部份的纵坐标增大的缘故。

我们可以验证：
$$p(-\infty < x < +\infty) = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} dx = 1$$

证明：令 $\frac{x-\mu}{\sigma} = y$ ，则

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} dx = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{y^2}{2}} dy$$

$$\begin{aligned} & \text{又} \left(\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}} dx \right) \left(\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{y^2}{2}} dy \right) = \\ & = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{x^2+y^2}{2}} dx dy \end{aligned}$$

作极坐标变换，令 $x = r \cdot \cos \varphi$ ， $y = r \cdot \sin \varphi$ ，则

$$\begin{aligned} \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{x^2+y^2}{2}} dx dy &= \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{r^2}{2}} r \cdot dr d\varphi \\ &= \frac{1}{2\pi} \int_0^{+\infty} e^{-\frac{r^2}{2}} \cdot r \left[\int_0^{2\pi} d\varphi \right] dr = \int_0^{+\infty} e^{-\frac{r^2}{2}} r dr = \int_0^{+\infty} e^{-u} du = 1 \end{aligned}$$