

概 率 论

Probability

已学知识点

● 第一章 事件与概率

▶ 随机现象与统计规律性

- ① 概率的频率解释依然是当今最通行的解释.
- ② 描述频率趋近于概率的大数定律总是概率论的第一大数定律.
- ③ 实际当中用频率作为概率的估计是十分自然的.

▶ 样本空间与事件

符号	集合论含义	概率论含义
Ω	空间或全集	样本空间或必然事件
Φ	空集	不可能事件
ω	元素	样本点
A	子集	随机事件
$\omega \in A$	ω 是 A 的元素	事件 A 包含样本点 ω
$A \subset B$	A 是 B 的子集	A 发生则 B 发生
$AB = \Phi$	A, B 不相交	A, B 不可能同时发生
$A \cup B$	并集	A, B 至少有一个发生
$A \cap B$	交集	A, B 同时发生
$A - B$	差集	A 发生而 B 不发生
\bar{A}	余集	A 不发生

已学知识点

● 第一章 事件与概率

- ▶ 古典概型 (等可能概率模型): (1) 样本空间样本点有限; (2) 每个样本点等可能出现.
 - 计数方法: 排列组合.
 - 三个基本性质: 非负性、规范性、有限可加性.
- ▶ 几何概率: 以等可能性定义概率, 处理无限场合, 概率是几何体的测度之比.
 - 三个基本性质: 非负性、规范性、可列可加性.
- ▶ 概率空间: (Ω, \mathcal{F}, P)
 - 难点和要点: 事件域 \mathcal{F} 的选择, 太小不能满足需要, 太大难以定义概率.
 - 选择包含我们关注的所有事件的 σ 域, 保证事件对交、并、逆、差作可列次运算的封闭性.
 - 在这种 σ 域上, 能定义满足非负、规范和可列可加性的概率测度.

已学知识点

- 第二章 条件概率与统计独立性

- ▶ 条件概率: $P(A|B) = \frac{P(AB)}{P(B)}$.

- 乘法公式: $P(A_1A_2\cdots A_n) = P(A_1) \cdot P(A_2|A_1) \cdot P(A_3|A_1A_2) \cdot \cdots \cdot P(A_n|A_1A_2\cdots A_{n-1})$

- 全概率公式: $P(B) = \sum_{i=1}^{\infty} P(A_i) \cdot P(B|A_i)$

- Bayes 公式: $P(A_k|B) = \frac{P(A_k) \cdot P(B|A_k)}{\sum_{i=1}^{\infty} P(A_i) \cdot P(B|A_i)}$

$$\left. \begin{array}{l} A_i \cap A_j = \Phi \quad (i \neq j) \\ \bigcup_{i=1}^{\infty} A_i = \Omega \end{array} \right\}$$

已学知识点

- 第二章 条件概率与统计独立性

- ▶ 独立性：两个事件独立 $P(AB) = P(A) \cdot P(B)$.

$\left. \begin{array}{l} \bar{A}, B \\ A, \bar{B} \\ \bar{A}, \bar{B} \end{array} \right\}$

均相互独立

- 三个事件独立 $\left\{ \begin{array}{l} P(AB) = P(A) \cdot P(B) \\ P(AC) = P(A) \cdot P(C) \\ P(BC) = P(B) \cdot P(C) \\ P(ABC) = P(A) \cdot P(B) \cdot P(C) \end{array} \right.$

- A_1, A_2, \dots, A_n 相互独立, 则

$$P(A_1 \cup A_2 \cup \dots \cup A_n) = 1 - [1 - P(A_1)] [1 - P(A_2)] \cdot \dots \cdot [1 - P(A_n)]$$

- 试验独立：一个试验的结果对其它各试验的可能结果的概率都无影响.

已学知识点

- 第二章 条件概率与统计独立性

- ▶ Bernoulli 试验 E : 概率空间 (Ω, \mathcal{F}, P) , 其中

$$A \subset \Omega, \quad \mathcal{F} = \{\Phi, A, \bar{A}, \Omega\}, \quad P(A) = p, P(\bar{A}) = q, \quad (p > 0, q > 0, p + q = 1)$$

- n 重 Bernoulli 试验 E_n : n 次独立重复的 Bernoulli 试验

- Bernoulli 分布: $P_1(k) = p^k q^{1-k}, \quad k = 0, 1$

- 二项分布: $b(k; n, p) \triangleq P_n(k) = C_n^k p^k q^{n-k} = \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k}, \quad k = 0, 1, 2, \dots, n$

- 几何分布: $g(k; p) = q^{k-1} p = (1-p)^{k-1} p, \quad k = 1, 2, \dots$

- Pascal 分布: $f(k; r, p) = C_{k-1}^{r-1} p^r q^{k-r} = \binom{k-1}{r-1} p^r (1-p)^{k-r}, \quad k = r, r+1, r+2, \dots$

- 动态模型: 随机游动 (无限制、带有吸收壁)

已学知识点

- 第二章 条件概率与统计独立性

- ▶ Bernoulli 试验 E : 概率空间 (Ω, \mathcal{F}, P) , 其中

$$A \subset \Omega, \quad \mathcal{F} = \{\Phi, A, \bar{A}, \Omega\}, \quad P(A) = p, \quad P(\bar{A}) = q, \quad (p > 0, q > 0, p + q = 1)$$

- 多项分布: 每次试验的可能结果为 A_1, A_2, \dots, A_r , 且
$$\begin{cases} P(A_i) = p_i, & i = 1, 2, \dots, r \\ p_i \geq 0, & \text{且 } p_1 + p_2 + \dots + p_r = 1 \end{cases}$$

$$P(A_1 = k_1, A_2 = k_2, \dots, A_r = k_r) = \frac{n!}{k_1! k_2! \dots k_r!} p_1^{k_1} p_2^{k_2} \cdot \dots \cdot p_r^{k_r}, \quad k_i \geq 0 \text{ 且 } k_1 + k_2 + \dots + k_r = n$$

- 应用: 平面上的随机游动

已学知识点

- 第二章 条件概率与统计独立性

- ▶ 二项分布： n 重 Bernoulli 试验中，事件 A 恰好发生 k 次的概率

$$b(k; n, p) = \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k}, \quad k = 0, 1, 2, \dots, n$$

- 概率计算：`dbinom(k, n, p)`

- 特点： k 增加时，概率 $b(k; n, p)$ 先随之增加直至达到最大值，随后单调减少。

当 $(n + 1) \cdot p$ 不为整数时， $b(k; n, p)$ 在 $\lfloor (n + 1) \cdot p \rfloor$ 达到最大值。

当 $(n + 1) \cdot p = m$ 为整数时， $b(k; n, p)$ 在 $k = m - 1$ 和 $k = m$ 达到最大值。

已学知识点

- 第二章 条件概率与统计独立性

- ▶ Poisson 分布: $p(k; \lambda) = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}$, $k = 0, 1, 2, \dots$

- 概率计算: `dpois(k, λ)`

- Poisson 过程:

- ① **平稳性**: 在 $[t_0, t_0 + t)$ 中发生的次数只与时间间隔长度 t 有关, 而与起点 t_0 无关.

- ② **独立增量性 (无后效性)**: 在 $[t_0, t_0 + t)$ 中发生 k 次与时刻 t_0 以前发生的事件独立.

- ③ **普通性**: 在充分小的时间间隔内, 最多发生一次.

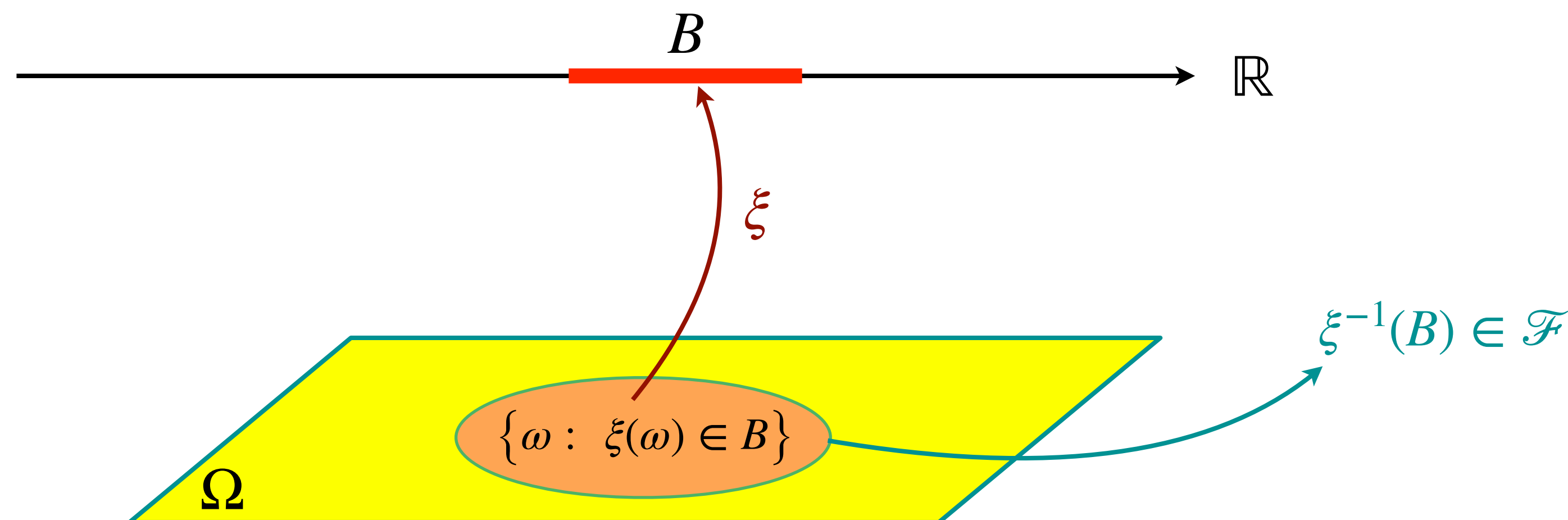
已学知识点

- 第三章 随机变量与分布函数

- 随机变量：设 $\xi(\omega)$ 是定义于概率空间 (Ω, \mathcal{F}, P) 上的单值实函数，如果对于直线上任一 Borel 点集 B ，有

$$\{\omega : \xi(\omega) \in B\} \in \mathcal{F}$$

则称 $\xi(\omega)$ 为**随机变量**，而 $P(\xi(\omega) \in B)$ 称为随机变量 $\xi(\omega)$ 的**概率分布**。



已学知识点

- 第三章 随机变量与分布函数

- 分布函数：称

$$F(x) = P \{ \xi(\omega) \leq x \} , \quad -\infty < x < \infty$$

为随机变量 $\xi(\omega)$ 的 (累积) 分布函数 (cumulative distribution function, c.d.f.). 记作 $\xi(\omega) \sim F(x)$.

- 分布函数的性质：

① 单调性：若 $a < b$, 则 $F(a) \leq F(b)$.

② 有界性： $0 \leq F(x) \leq 1$, 且 $F(-\infty) = \lim_{x \rightarrow -\infty} F(x) = 0$, $F(+\infty) = \lim_{x \rightarrow +\infty} F(x) = 1$.

③ 右连续性： $F(x+0) = \lim_{t \rightarrow x+0} F(t) = F(x)$.

已学知识点

- 第三章 随机变量与分布函数

- 利用分布函数计算概率

① $P \{ \xi(\omega) \leq a \} = F(a)$

② $P \{ \xi(\omega) = a \} = F(a) - F(a - 0)$

③ $P \{ \xi(\omega) \geq a \} = 1 - F(a - 0)$

④ $P \{ \xi(\omega) > a \} = 1 - F(a)$

⑤ $P \{ a < \xi(\omega) \leq b \} = F(b) - F(a)$

已学知识点

- 第三章 随机变量与分布函数

- 离散型随机变量：随机变量 ξ 的全部可能取值是有限个或可列无限多个

▶ 概率分布 (分布律)： ξ 的所有可能值 x_k , $k = 1, 2, \dots$, 则其概率分布 $P\{\xi = x_k\} \triangleq p_k$, $k = 1, 2, \dots$

▶ 分布列：

ξ	x_1	x_2	\dots	x_k	\dots
p_k	p_1	p_2	\dots	p_k	\dots

▶ 概率分布的性质：

$$\textcircled{1} \quad p_k \geq 0, \quad k = 1, 2, \dots \qquad \textcircled{2} \quad \sum_{k=1}^{\infty} p_k = 1$$

▶ 已知分布列求分布函数： $F(x) = \sum_{x_k \leq x} p_k$, $\forall x \in \mathbb{R}$

▶ 已知分布函数求分布列： $P\{\xi = x\} = F(x) - F(x-0)$, $\forall x \in \mathbb{R}$

已学知识点

- 第三章 随机变量与分布函数

- 常见的离散型随机变量及其分布

① 退化 (degenerate) 分布: $P\{\xi = c\} = 1$

② Bernoulli 分布: $P\{\xi = k\} = b(k; 1, p) = p^k(1 - p)^{1-k}, \quad k = 0, 1$

③ 二项 (binomial) 分布: $P\{\xi = k\} = b(k; n, p) = \binom{n}{k} p^k(1 - p)^{n-k}, \quad k = 0, 1, 2, \dots, n$

④ 超几何 (hyper-geometric) 分布: $h_x = P\{\xi = x\} = \frac{\binom{m}{x} \binom{n}{k-x}}{\binom{m+n}{k}}, \quad x = 0, 1, 2, \dots, k$

⑤ Poisson 分布: $P\{\xi = x\} = \frac{\lambda^x}{x!} e^{-\lambda}, \quad x = 0, 1, 2, \dots$

已学知识点

- 第三章 随机变量与分布函数

- 常见的离散型随机变量及其分布

⑥ 几何 (geometric) 分布: $g(x, p) = P\{\eta = x\} = (1 - p)^{x-1}p$, $x = 1, 2, \dots$

▶ 几何分布的无记忆性: $P\{\eta > m + n \mid \eta > m\} = P\{\eta > n\}$, $\forall m, n \geq 1$

▶ **Remark:** 几何分布是**唯一**无记忆的离散型分布.

3.1 随机变量及其分布 (续)

三、离散型随机变量

● 直观解释:

- ▶ Bernoulli 试验中, 等待首次成功的次数服从几何分布.
- ▶ 无记忆性表明: 已知试验了 m 次未获得成功, 再加做 n 次试验仍不成功的条件概率, 等于从开始算起做 n 次试验都不成功的概率. 即, **已做过的 m 次失败的试验被忘记了!**
- ▶ 产生几何分布这种无记忆性的根本原因在于, 我们进行的是**独立重复试验!**
- ▶ 如果真的在做**独立重复试验**, 那么不管已经失败过多少次, 也不会为今后的试验留下可借鉴的东西.

▶ 几何分布的无记忆性

定理: 取值于自然数的随机变量 η 服从几何分布, 当且仅当 η 具有无记忆性

$$P\{\eta > m+n \mid \eta > m\} = P\{\eta > n\}, \quad \forall m, n \geq 1$$

或者

$$P\{\eta = m+n \mid \eta > m\} = P\{\eta = n\}, \quad \forall m, n \geq 1$$

三、离散型随机变量

- 常见的离散型随机变量及其分布

⑦ **Pascal 分布**: Bernoulli 试验中, 事件 A 第 r 次出现时的试验次数.

$$P\{\zeta = x\} = \binom{x-1}{r-1} p^r q^{x-r}, \quad x = r, r+1, \dots$$

$r = 1$ 时即为几何分布

▶ 定义 η_i 表示第 $i-1$ 次成功之后算起, 再首次出现成功所需的试验次数,

则 η_i 服从几何分布 $P\{\eta_i = x\} = q^{x-1} p, \quad x = 1, 2, 3, \dots$

▶ η_i 相互独立, 且 $\zeta = \eta_1 + \eta_2 + \dots + \eta_r$

▶ 参数为 r 的 Pascal 分布可以分解为 r 个独立同分布的几何分布的随机变量之和.

三、离散型随机变量

- 常见的离散型随机变量及其分布

⑦ **Pascal 分布**: Bernoulli 试验中, 事件 A 第 r 次出现时的试验次数.

$$P\{\zeta = x\} = \binom{x-1}{r-1} p^r q^{x-r}, \quad x = r, r+1, \dots$$

$r = 1$ 时即为几何分布

$$\binom{-x}{r} = (-1)^r \binom{x+r-1}{r}$$

▶ 定义 $\tilde{\zeta} = \zeta - r$, 则 $\tilde{\zeta}$ 表示为等待第 r 次成功出现所经历过的失败次数, 则

$$P\{\tilde{\zeta} = y\} = P\{\zeta = r + y\} = \binom{r+y-1}{r-1} p^r q^{r+y-r} = \binom{r+y-1}{y} p^r q^y = \binom{-r}{y} p^r (-q)^y, \quad y = 0, 1, 2, \dots$$

▶ ζ 与 $\tilde{\zeta}$ 只是计数方式不同, 一个记全部试验数, 另一个则只记失败的次数, 它们描述的是同样的随机模型, 因而本质上是相同的.

不少书以此作为
Pascal 分布的定义

三、离散型随机变量

- 常见的离散型随机变量及其分布

⑦ **Pascal 分布**: Bernoulli 试验中, 事件 A 第 r 次出现时的试验次数.

$$P\{\zeta = x\} = \binom{x-1}{r-1} p^r q^{x-r}, \quad x = r, r+1, \dots$$

$r = 1$ 时即为几何分布

▶ 定义 $\tilde{\zeta} = \zeta - r$, 则 $\tilde{\zeta}$ 表示为等待第 r 次成功出现所经历过的失败次数, 则

$$P\{\tilde{\zeta} = y\} = P\{\zeta = r + y\} = \binom{r+y-1}{r-1} p^r q^{r+y-r} = \binom{r+y-1}{y} p^r q^y = \binom{-r}{y} p^r (-q)^y, \quad y = 0, 1, 2, \dots$$

▶ 特别 $r = 1$ 时, 考察的是首次出现成功所经历的失败次数 $\tilde{\eta}$, 则 **也称为几何分布**

$$P\{\tilde{\eta} = x\} = q^x p, \quad x = 0, 1, 2, \dots$$

▶ 有趣的是, 等待第 r 次成功所经历的失败次数也可以分解为 $\tilde{\zeta} = \tilde{\eta}_1 + \tilde{\eta}_2 + \dots + \tilde{\eta}_r$.

三、离散型随机变量

- 常见的离散型随机变量及其分布

⑧ **负二项分布**: Pascal 分布中去掉 r 为正整数的限制. $\forall r > 0$, 称

$$Nb(x; r, p) = \binom{-r}{x} p^r (-q)^x, \quad x = 0, 1, 2, \dots$$

为**负二项** (negative binomial) **分布**.

▶ 负二项分布作为某些离散随机现象的数学模型, 已愈来愈引起人们的重视.

四、连续型随机变量

- **定义**: 设 $F(x)$ 是随机变量 ξ 的分布函数, 若存在非负可积函数 $p(x)$, 使对任意实数 x 都有

$$F(x) = \int_{-\infty}^x p(t) dt$$

则称 ξ 为**连续型** (continuous) **随机变量**, 称 $p(x)$ 为 ξ 的**概率密度函数** (probability density function),

简称**概率密度或密度函数** (p.d.f.).

- **Remark**: 连续型随机变量的分布函数 $F(x)$ 是**绝对连续的**, 且 $F(x)$ **几乎处处可导**, 即

$$p(x) = F'(x) = \frac{d}{dx} F(x), \quad \text{for a.e. } x \in \mathbb{R}$$

almost everywhere

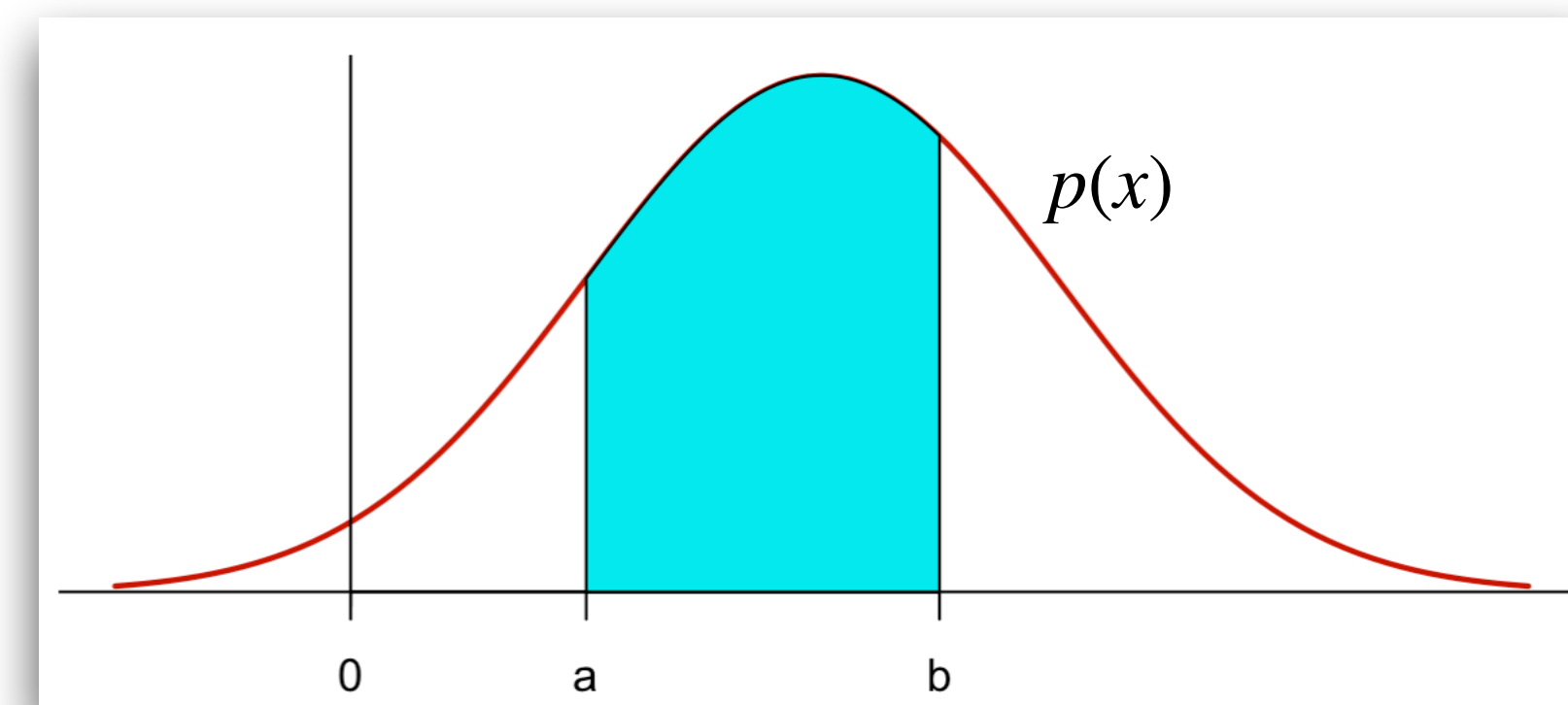
四、连续型随机变量

● 概率密度的性质:

① 非负性: $p(x) \geq 0$.

② 规范性: $\int_{-\infty}^{+\infty} p(x) dx = 1$.

概率密度函数的充分必要条件



▶ 给定密度函数 $p(x)$, $P\{a < \xi \leq b\} = P\{\xi \leq b\} - P\{\xi \leq a\} = F(b) - F(a) = \int_a^b p(x) dx$

▶ 对 \mathbb{R} 中任一 Borel 点集 B , 可以证明 $P\{\xi \in B\} = \int_B p(x) dx$.

▶ 特别, 在 $p(x)$ 的连续点 x 处, 我们有 $P\{\xi \in (x, x + \Delta x)\} \approx p(x) \cdot \Delta x$.

▶ $\forall c \in (-\infty, +\infty)$, 我们有 $P\{\xi = c\} = 0$.

$$0 \leq P\{\xi = c\} \leq \lim_{h \rightarrow 0} \int_c^{c+h} p(x) dx \longrightarrow 0 \quad (h \rightarrow 0)$$

四、连续型随机变量

- Remark:

- ▶ 某事件的概率为 0, 它并不一定是不可能事件. 某事件的概率为 1, 它也不一定是必然事件.
- ▶ 在零测集上可以改变密度函数的值, 而不影响分布函数的值.
- ▶ 若两个连续型随机变量的概率密度几乎处处相等, 我们即可说二者同分布.
- ▶ 分布函数、概率密度函数, 都是对随机变量的概率性质的完整刻画, 它们含有相同的信息量, 可以相互唯一确定 (几乎处处意义下).
- ▶ 在图形上, 密度函数对各种分布特征的显示要优胜得多, 因此它比分布函数更为常用.

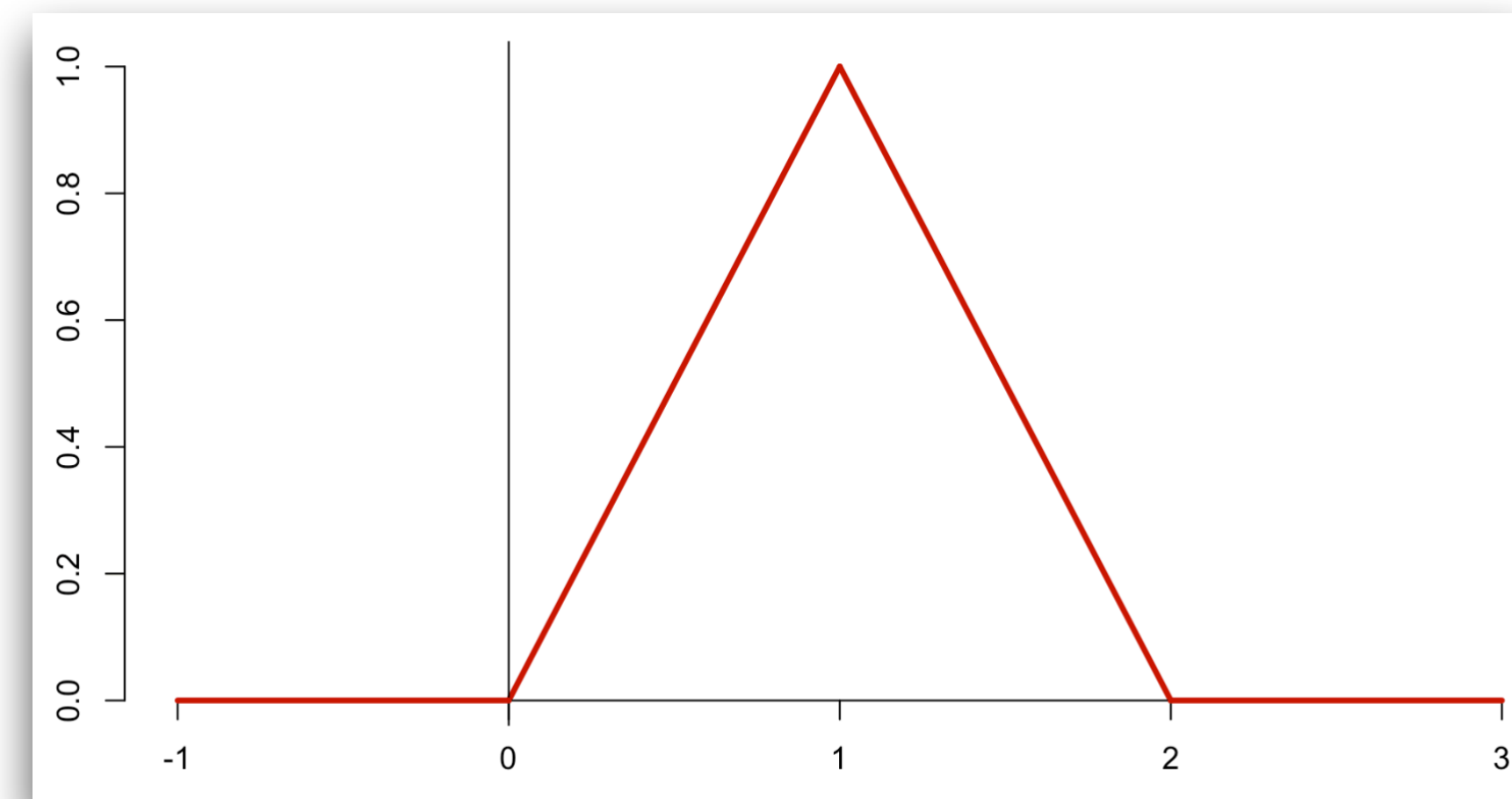
四、连续型随机变量

- 例: 设 ξ 的 p.d.f. 为

$$p(x) = \begin{cases} ax, & 0 < x < 1 \\ 2 - x, & 1 \leq x < 2 \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$$

- ① 求常数 a 的值.

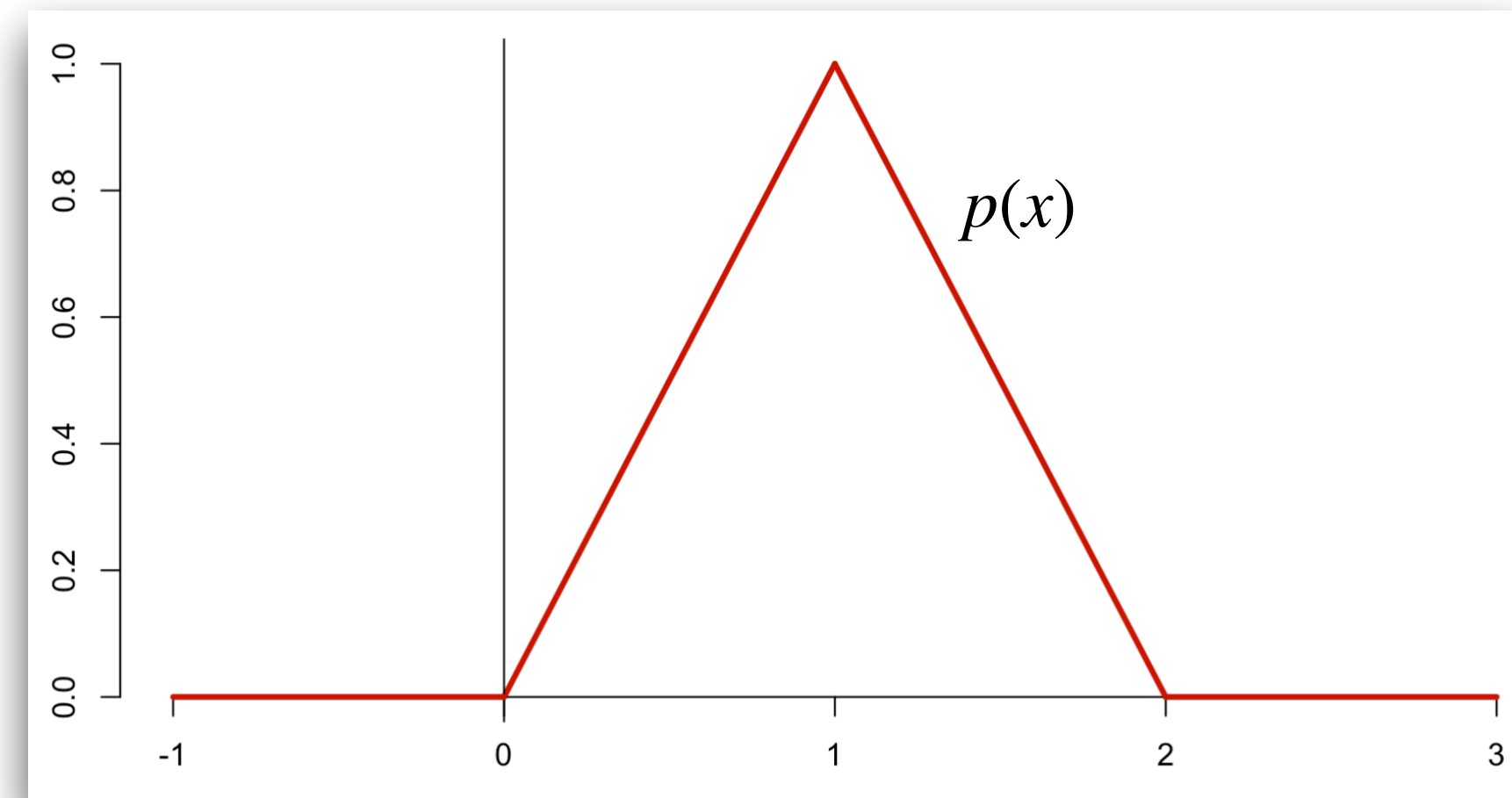
$$\begin{aligned}
 1 &= \int_{-\infty}^{+\infty} p(x) dx = \int_{-\infty}^0 p(x) dx + \int_0^1 p(x) dx + \int_1^2 p(x) dx + \int_2^{+\infty} p(x) dx \\
 &= 0 + \frac{a}{2} + \frac{1}{2} + 0 = \frac{a+1}{2} \implies a = 1
 \end{aligned}$$



四、连续型随机变量

● 例: 设 ξ 的 p.d.f. 为

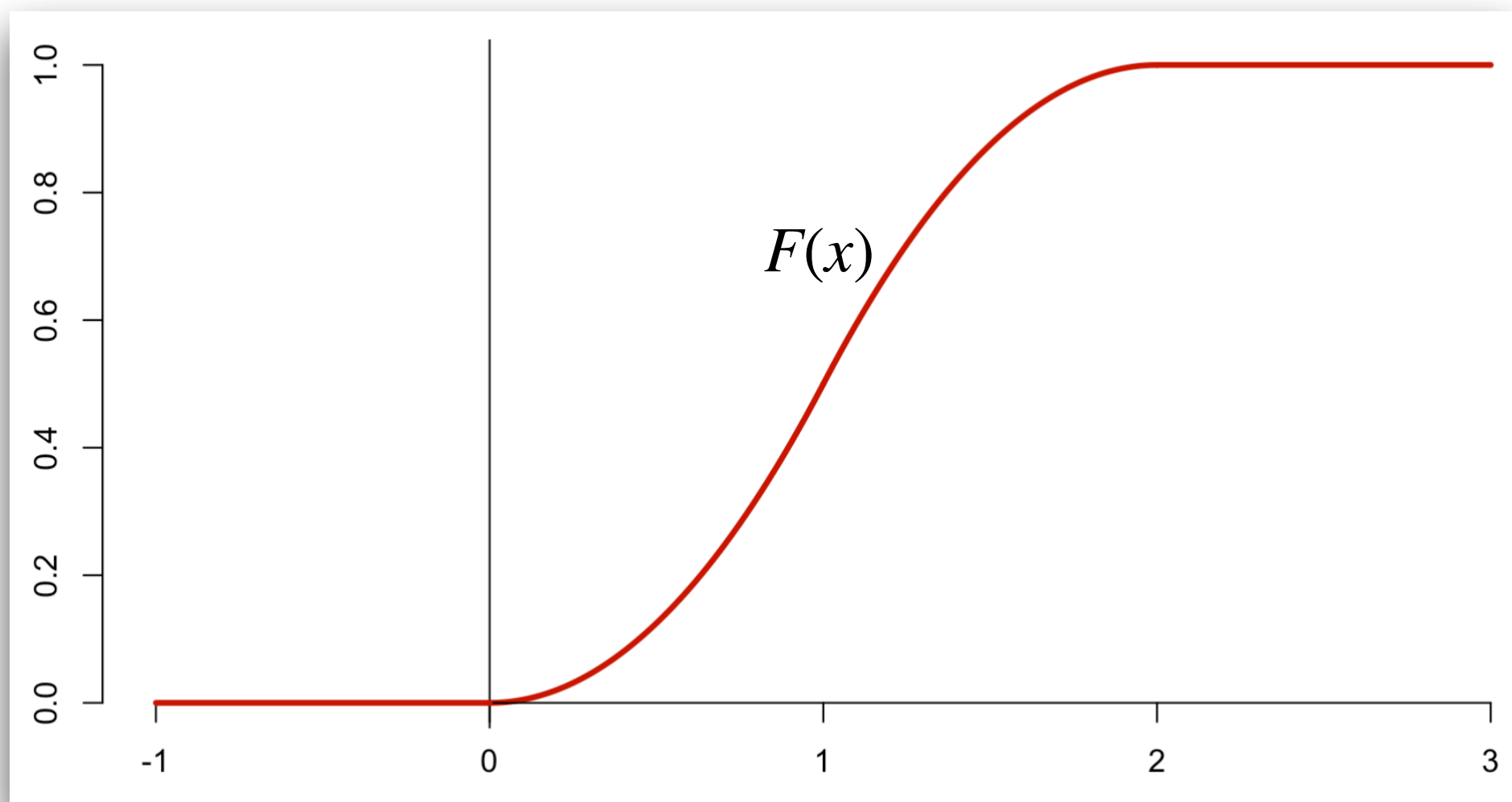
$$p(x) = \begin{cases} x, & 0 < x < 1 \\ 2 - x, & 1 \leq x < 2 \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$$



① 求常数 a 的值.

② 写出 ξ 的分布函数.

$$F(x) = P\{\xi < x\} = \int_{-\infty}^x p(x) dx$$



$$= \begin{cases} 0, & x \leq 0 \\ \int_0^x t dt, & 0 \leq x < 1 \\ \int_0^1 t dt + \int_1^x (2-t) dt, & 1 \leq x < 2 \\ 1, & x \geq 2 \end{cases} = \begin{cases} 0, & x \leq 0 \\ \frac{x^2}{2}, & 0 \leq x < 1 \\ 2x - \frac{x^2}{2} - 1, & 1 \leq x < 2 \\ 1, & x \geq 2 \end{cases}$$

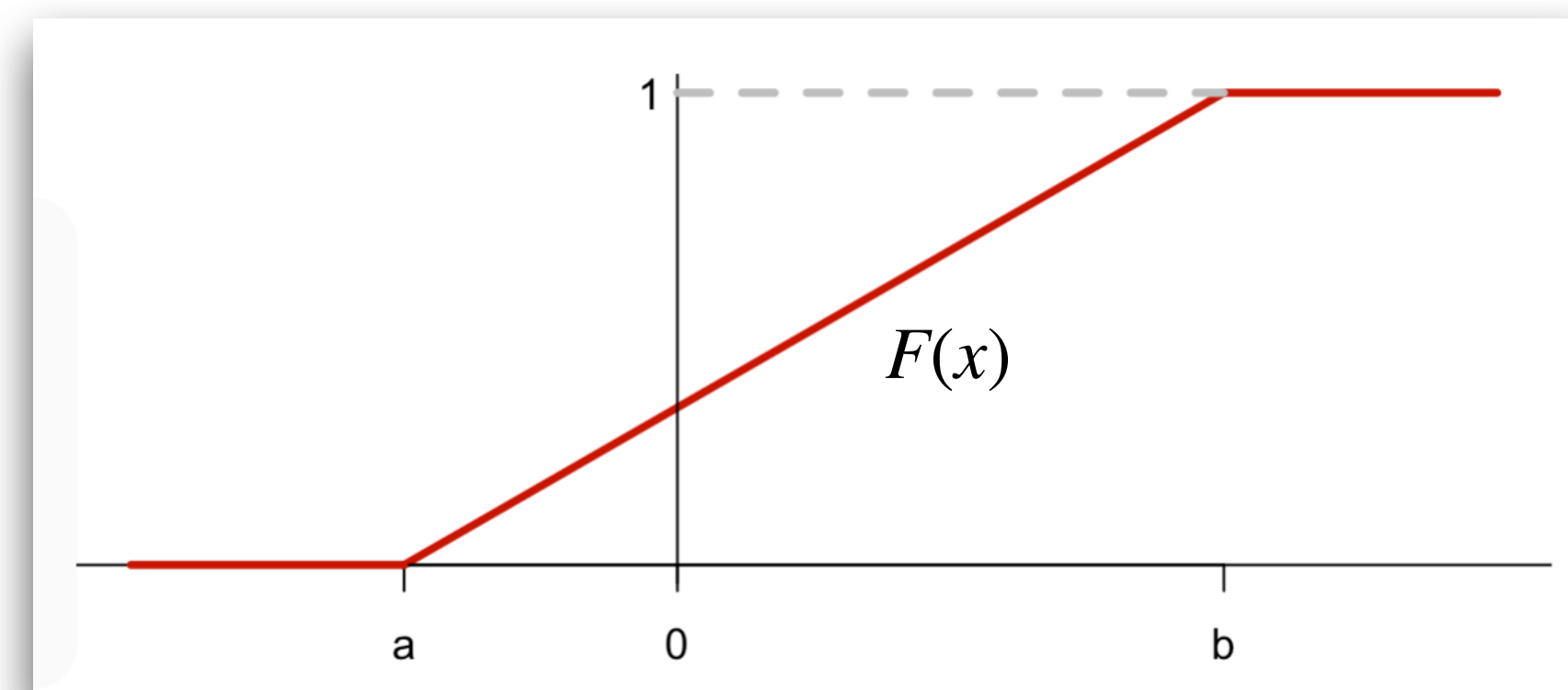
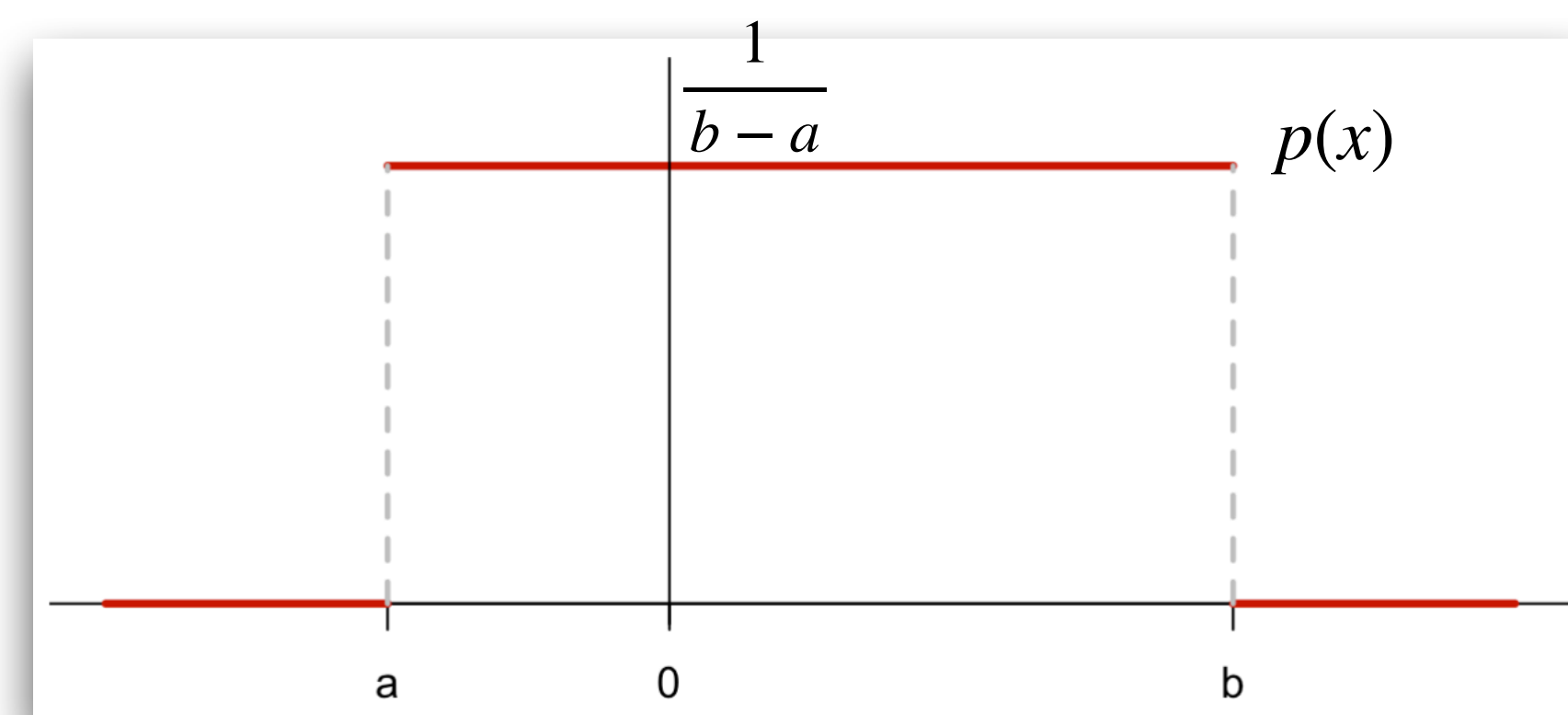
四、连续型随机变量

- 常见的连续型随机变量及其分布

① 均匀 (uniform) 分布: $\xi \sim U[a, b]$.

$$\text{密度函数: } p(x) = \begin{cases} \frac{1}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$$

$$\text{分布函数: } F(x) = \int_{-\infty}^x p(t) dt = \begin{cases} 0, & x < a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x < b \\ 1, & x \geq b \end{cases}$$



四、连续型随机变量

- 常见的连续型随机变量及其分布

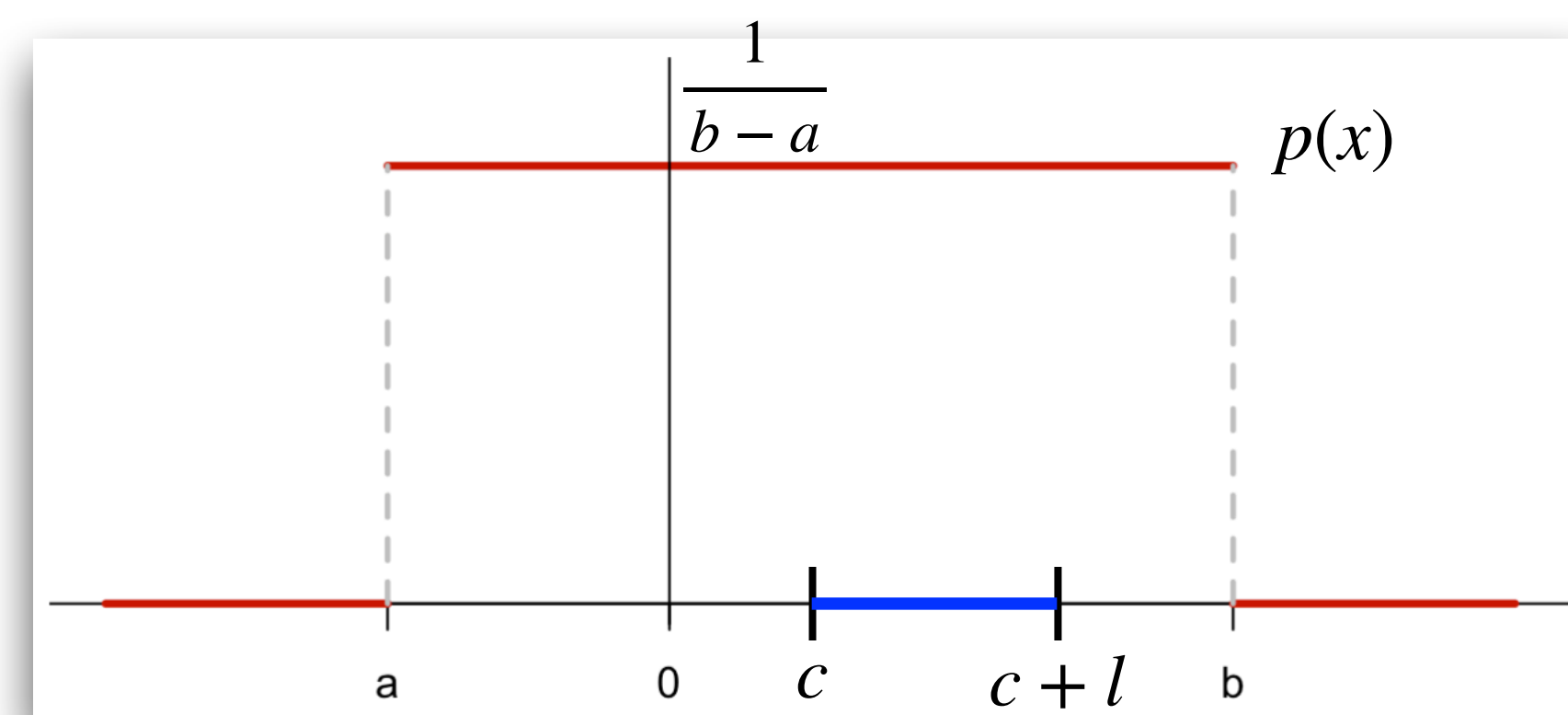
① 均匀 (uniform) 分布: $\xi \sim U[a, b]$.

▶ 连续情形下的等可能性: $\forall [c, c+l] \subset [a, b]$

$$P\{c \leq \xi < c+l\} = \int_c^{c+l} p(x) dx$$

$$= \int_c^{c+l} \frac{1}{b-a} dx = \frac{l}{b-a}$$

▶ 随机变量 ξ 在区间 $[a, b]$ 上的任一子区间上取值的概率, 与该子区间的长度成正比, 而与该子区间的位置无关.



四、连续型随机变量

- 常见的连续型随机变量及其分布

② 正态 (normal) 分布: $\xi \sim N(\mu, \sigma^2)$.

正态分布亦称 Gauss 分布

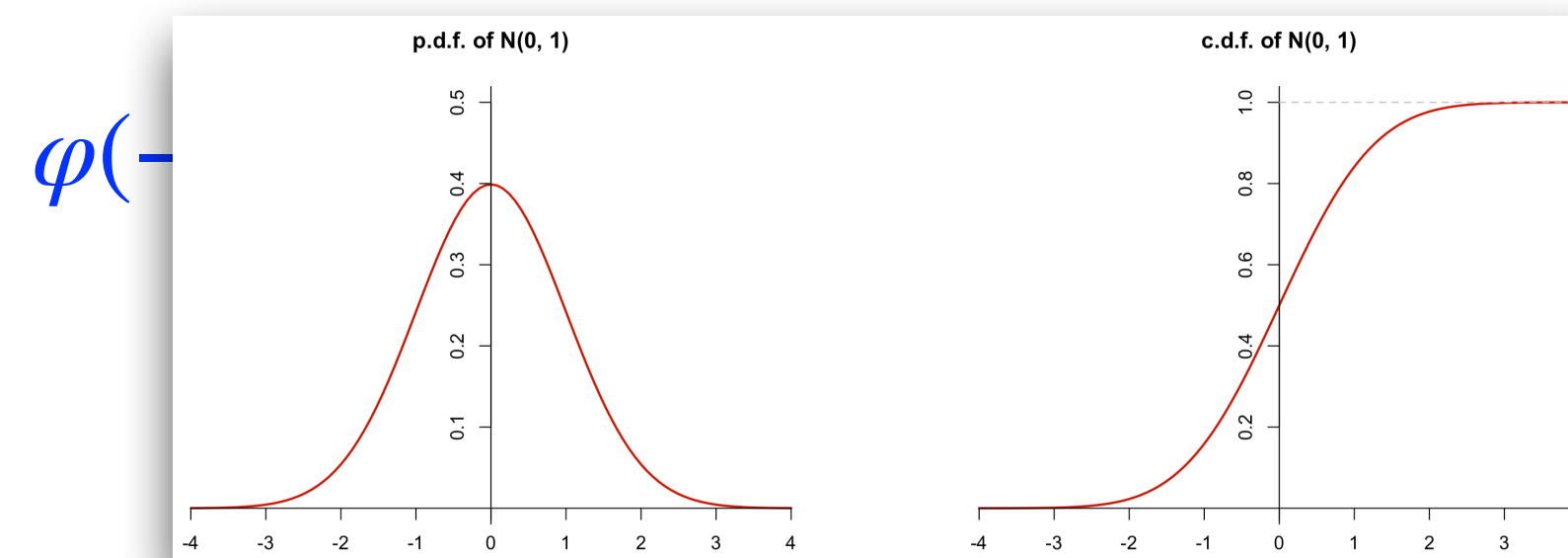
密度函数: $p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}, \quad -\infty < x < +\infty$ 参数: $-\infty < \mu < +\infty, \sigma > 0$

分布函数: $F(x) = \int_{-\infty}^x p(t) dt = \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} e^{-\frac{(t-\mu)^2}{2\sigma^2}} dt, \quad -\infty < x < +\infty$

▶ 标准正态分布: $\mu = 0, \sigma = 1$, 即 $N(0, 1)$.

p.d.f. $\varphi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}}, \quad -\infty < x < +\infty$

c.d.f. $\Phi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{-\frac{t^2}{2}} dt, \quad -\infty < x < +\infty$



四、连续型随机变量

● 常见的连续型随机变量及其分布

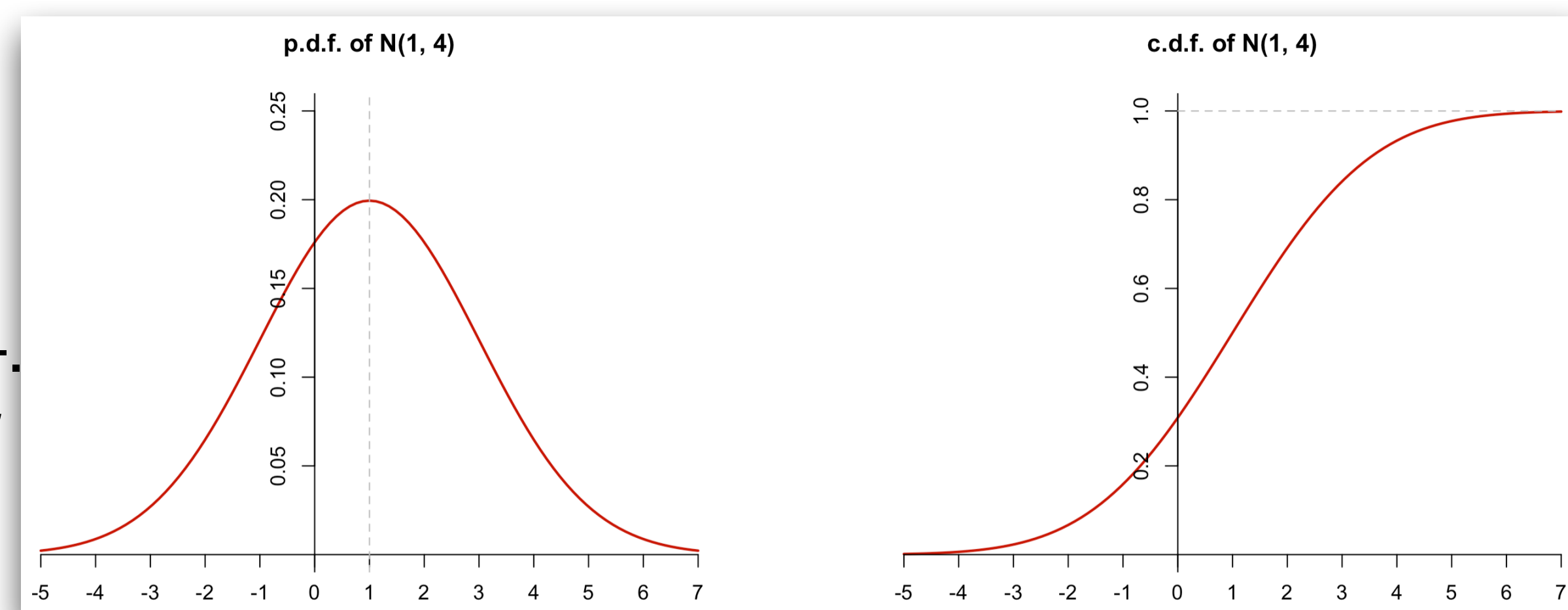
② 正态 (normal) 分布: $\xi \sim N(\mu, \sigma^2)$.

正态分布亦称 Gauss 分布

密度函数: $p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}, \quad -\infty < x < +\infty$ 参数: $-\infty < \mu < +\infty, \sigma > 0$

分布函数: $F(x) = \int_{-\infty}^x p(t) dt = \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} e^{-\frac{(t-\mu)^2}{2\sigma^2}} dt, \quad -\infty < x < +\infty$

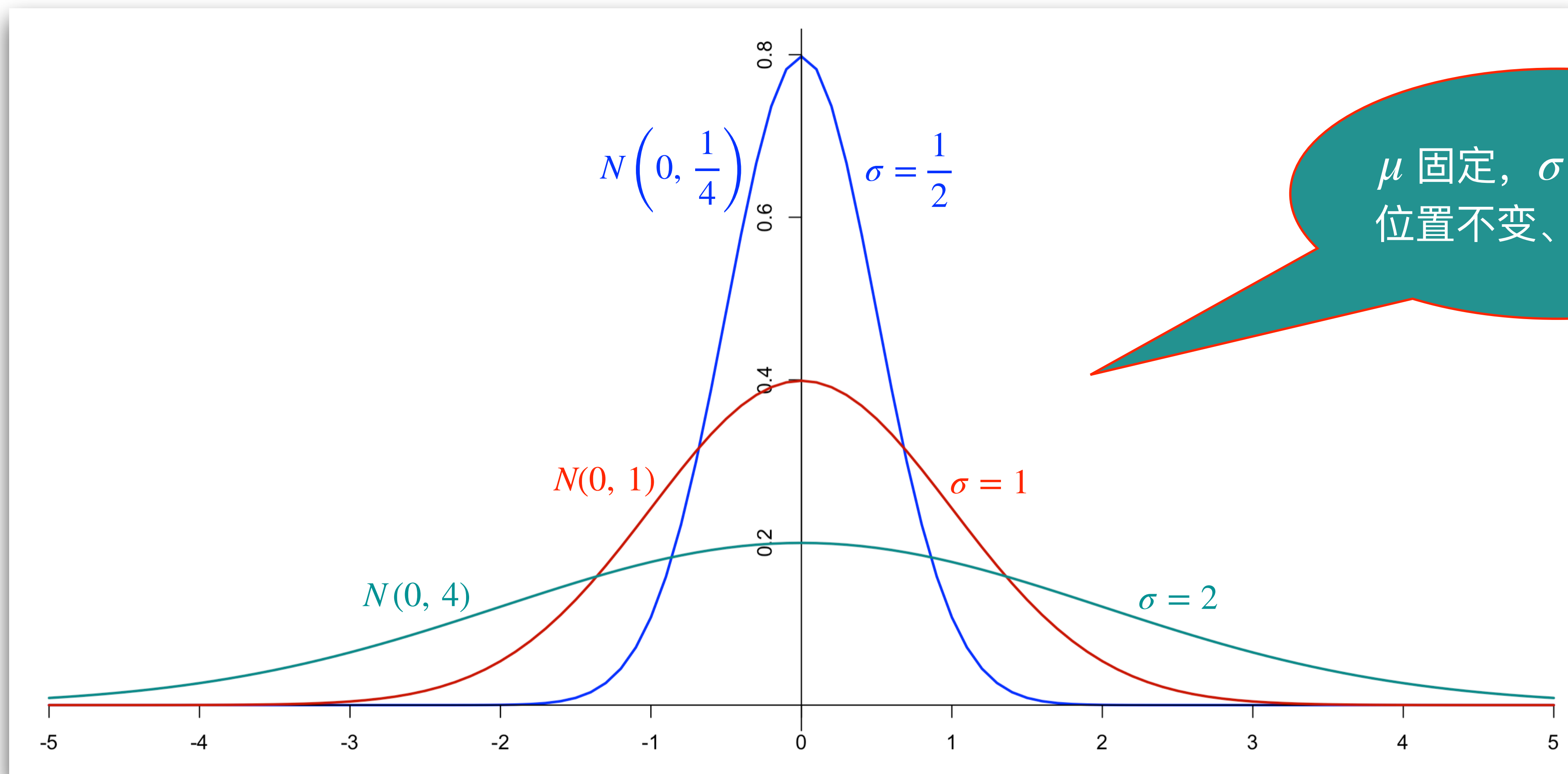
- ▶ $p(x)$ 关于 $x = \mu$ 对称.
- ▶ $p(x)$ 在 $x = \mu$ 处取最大值 $\frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma}$.
- ▶ μ 决定位置, σ 决定形状.



四、连续型随机变量

- 常见的连续型随机变量及其分布

② 正态 (normal) 分布: $\xi \sim N(\mu, \sigma^2)$. $p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$; $N(0, 1)$, $\varphi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}}$

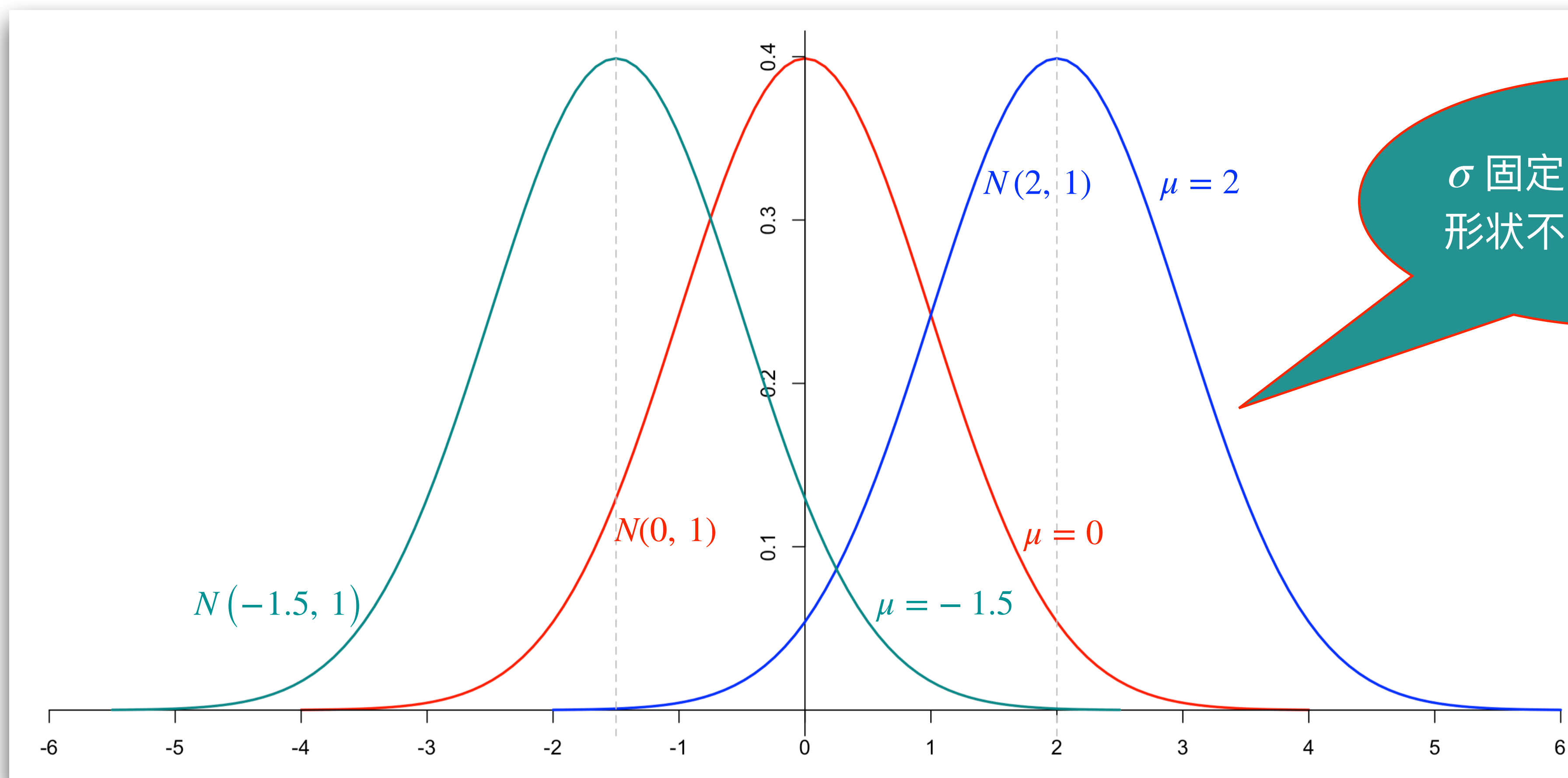


μ 固定, σ 取不同值
位置不变、形状变!

四、连续型随机变量

- 常见的连续型随机变量及其分布

② 正态 (normal) 分布: $\xi \sim N(\mu, \sigma^2)$. $p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$; $N(0, 1)$, $\varphi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}}$



σ 固定, μ 取不同值
形状不变、位置变!

四、连续型随机变量

● 常见的连续型随机变量及其分布

● 概率密度的性质:

① 非负性: $p(x) \geq 0$.

② 规范性: $\int_{-\infty}^{+\infty} p(x) dx = 1$.

概率密度函数的充分必要条件

② 正态 (normal) 分布: $\xi \sim N(\mu, \sigma^2)$. $p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$, $-\infty < x < +\infty$

▶ 我们来证明 $p(x)$ 定义了一个概率密度函数. 显然有 $p(x) > 0$. $z \triangleq \frac{x-\mu}{\sigma}$

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

$$\left(\int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{z^2}{2}} dz \right)^2 = \left(\int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{x^2}{2}} dx \right) \cdot \left(\int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{y^2}{2}} dy \right) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{x^2+y^2}{2}} dx dy$$

$$\begin{cases} x = r \cos \theta \\ y = r \sin \theta \end{cases}$$

$$= \int_0^{+\infty} \int_0^{2\pi} e^{-\frac{r^2}{2}} r d\theta dr = 2\pi \implies \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{z^2}{2}} dz = \sqrt{2\pi}$$

四、连续型随机变量

- 常见的连续型随机变量及其分布

② **正态 (normal) 分布**: $\xi \sim N(\mu, \sigma^2)$. $p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$, $-\infty < x < +\infty$

▶ 可以证明: $\xi \sim N(\mu, \sigma^2) \implies \frac{\xi - \mu}{\sigma} \sim N(0, 1)$. → $N(0, 1)$ 的分布函数

$$F(x) = P\{\xi < x\} = P\left\{\frac{\xi - \mu}{\sigma} < \frac{x - \mu}{\sigma}\right\} = \Phi\left(\frac{x - \mu}{\sigma}\right)$$

$$P\{a < \xi \leq b\} = F(b) - F(a) = \Phi\left(\frac{b - \mu}{\sigma}\right) - \Phi\left(\frac{a - \mu}{\sigma}\right)$$

$$P\left\{|\xi - \mu| < k \cdot \sigma\right\} = P\left\{-k < \frac{\xi - \mu}{\sigma} < k\right\} = \Phi(k) - \Phi(-k) = 2\Phi(k) - 1$$

四、连续型随机变量

- 常见的连续型随机变量及其分布

② **正态 (normal) 分布**: $\xi \sim N(\mu, \sigma^2)$. $p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$, $-\infty < x < +\infty$

▶ 可以证明: $\xi \sim N(\mu, \sigma^2) \implies \frac{\xi - \mu}{\sigma} \sim N(0, 1)$.

$$\implies \begin{cases} P\{|\xi - \mu| < \sigma\} = 2\Phi(1) - 1 = 0.6826895 \\ P\{|\xi - \mu| < 2\sigma\} = 2\Phi(2) - 1 = 0.9544997 \\ P\{|\xi - \mu| < 3\sigma\} = 2\Phi(3) - 1 = 0.9973002 \end{cases}$$

```
2 * pnorm(1, 0, 1) - 1
2 * pnorm(2, 0, 1) - 1
2 * pnorm(3, 0, 1) - 1
```

```
> 2 * pnorm(1, 0, 1) - 1
[1] 0.6826895
> 2 * pnorm(2, 0, 1) - 1
[1] 0.9544997
> 2 * pnorm(3, 0, 1) - 1
[1] 0.9973002
```

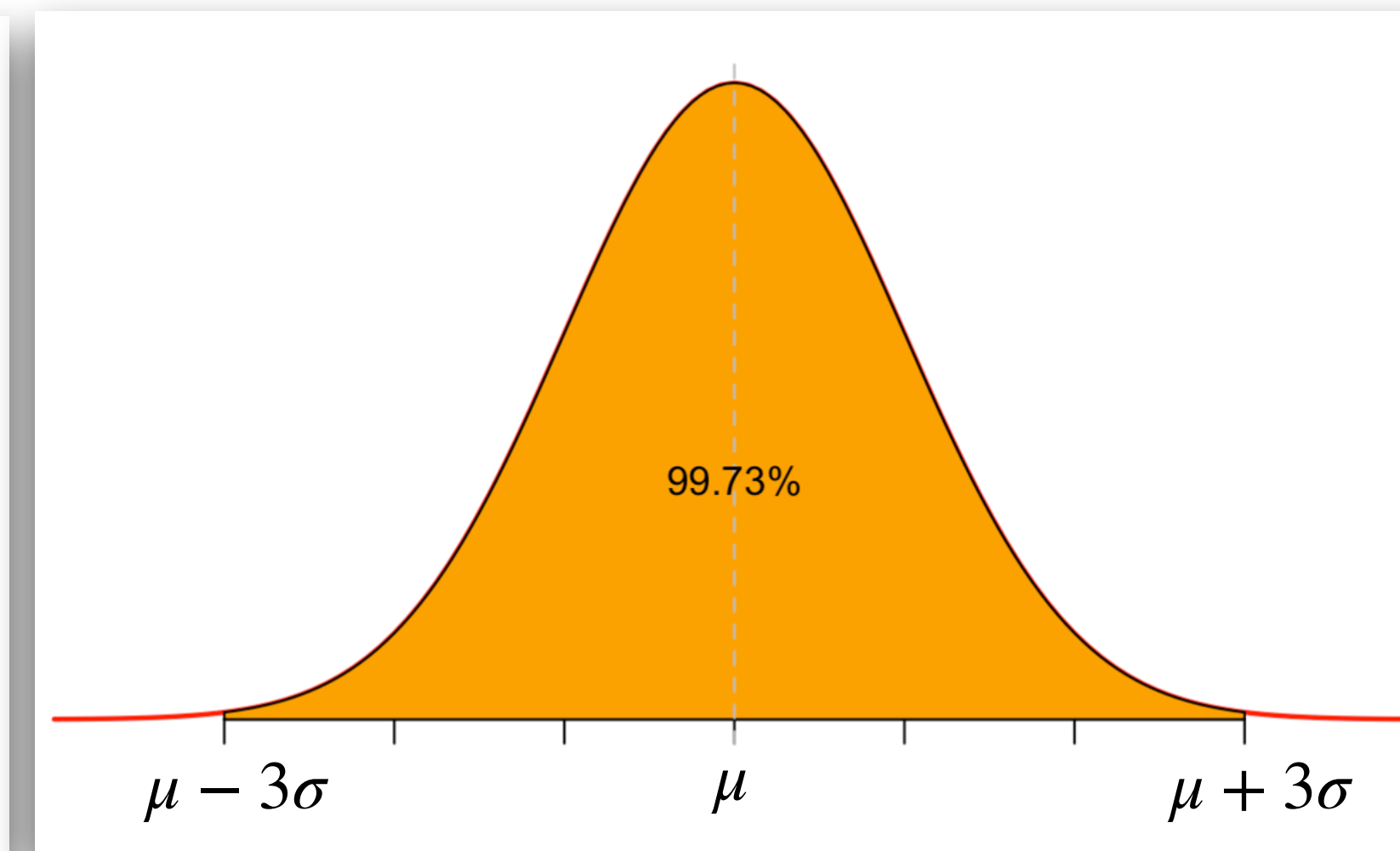
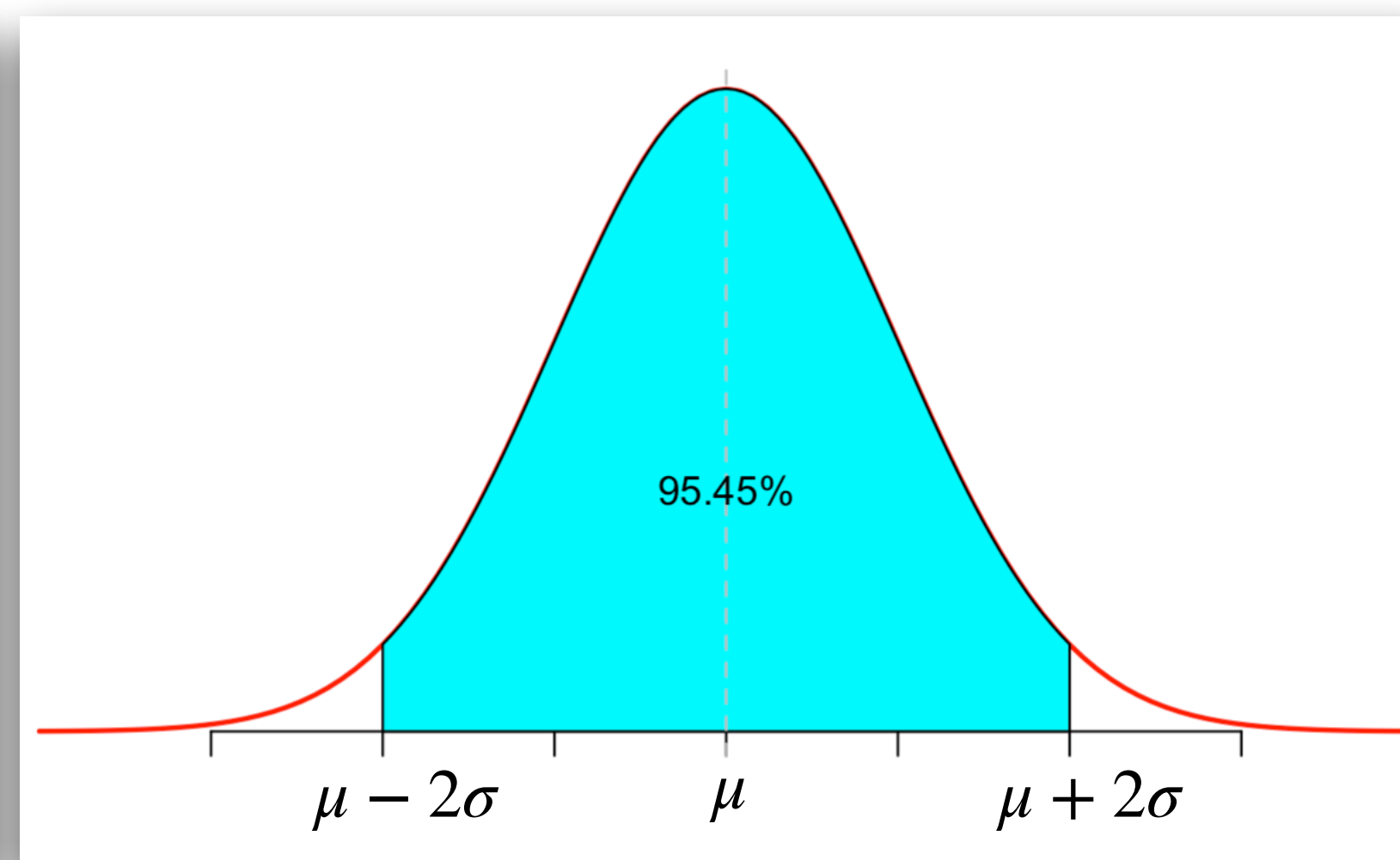
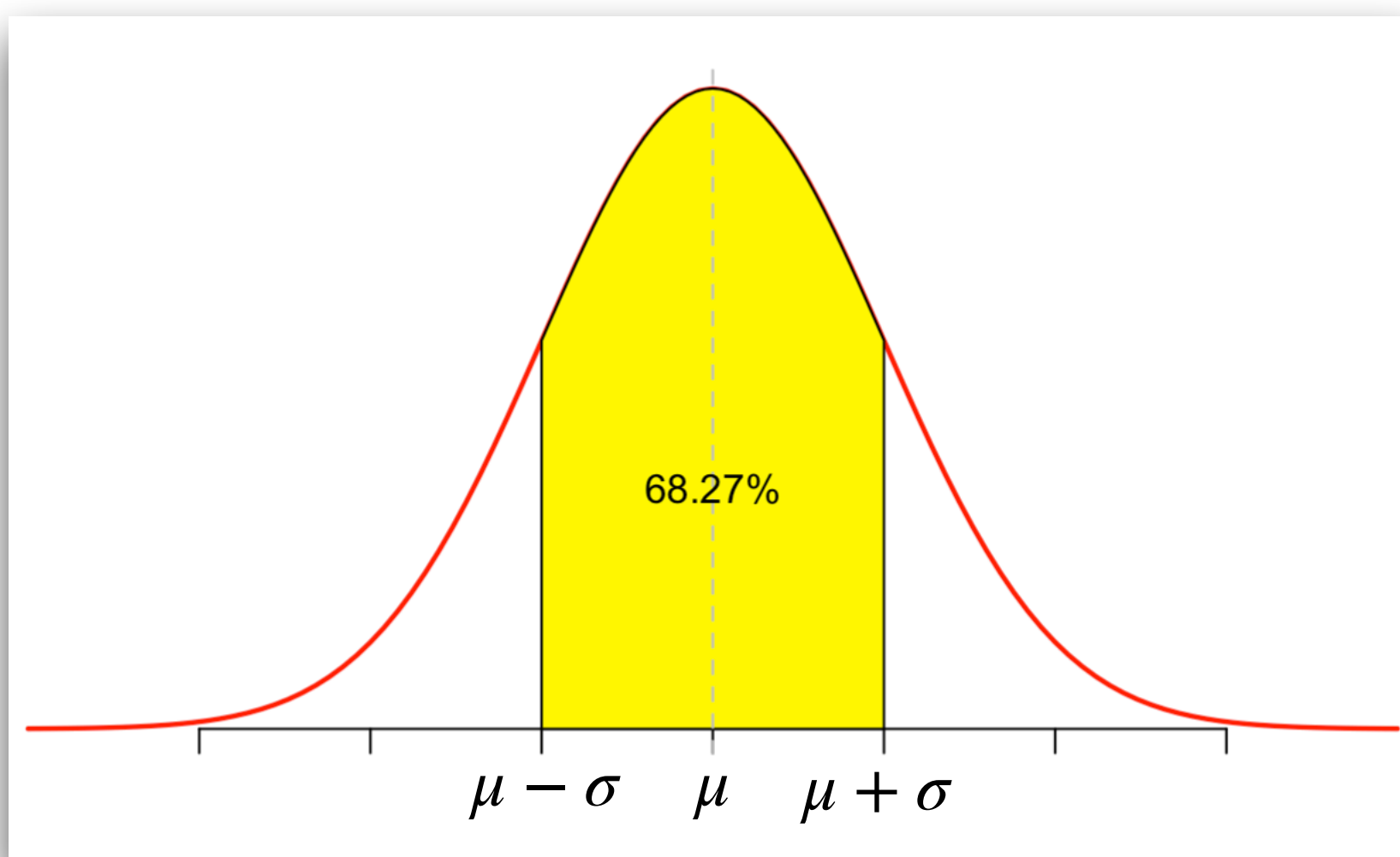
$$P\{|\xi - \mu| < k \cdot \sigma\} = P\left\{-k < \frac{\xi - \mu}{\sigma} < k\right\} = \Phi(k) - \Phi(-k) = 2\Phi(k) - 1$$

四、连续型随机变量

- 常见的连续型随机变量及其分布

② 正态 (normal) 分布: $\xi \sim N(\mu, \sigma^2)$.
$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}, \quad -\infty < x < +\infty$$

▶ 可以证明: $\xi \sim N(\mu, \sigma^2) \implies \frac{\xi - \mu}{\sigma} \sim N(0, 1)$.



四、连续型随机变量

- 常见的连续型随机变量及其分布

② **正态 (normal) 分布**: $\xi \sim N(\mu, \sigma^2)$. 是概率论中最重要的分布

- ▶ 正态分布是自然界最常见的一种分布, 例如测量的误差, 炮弹弹落点的分布, 人的生理特征: 身高、体重等, 农作物的收获量, 工厂产品的尺寸: 直径、长度、宽度、高度等等都近似服从正态分布.
- ▶ 一般来说, 若影响某一数量指标的随机因素很多, 而每个因素所起的作用都不太大, 则这个指标服从正态分布, 这一点可以利用概率论的极限定理来证明.
- ▶ 正态分布具有许多良好的性质, 许多分布可用正态分布来近似, 另外一些分布又可以通过正态分布来导出, 因此在理论研究中, 正态分布发挥着十分重要的作用.

四、连续型随机变量

- 常见的连续型随机变量及其分布

② 正态 (normal) 分布: $\xi \sim N(\mu, \sigma^2)$. 是概率论中最重要的分布

▶ 例: \mathcal{R} 包 alr4 中的数据集中的数据集 Heights 的第一个变量 mheight 给出了 1375 位母亲的身高

数据 (单位: 英尺).

```
library(alr4)
x = Heights$mheight
hist(x, freq = FALSE, ylim = c(0, 0.20), xlab = "", main = "")
(mu = mean(x))
(sigma = sd(x))
curve(dnorm(x, mu, sigma), 55, 70, col = 'red2', add = TRUE, lwd = 2)
```

```
> (mu = mean(x))
[1] 62.4528
> (sigma = sd(x))
[1] 2.355103
```

