

目录

第一部分	正态分布 and 标准正态分布	2
1	正态分布, normal distribution	2
1.1	正态分布 - 概率密度函数: $\varphi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot \sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$	2
1.2	正态分布 - 累加函数: $F(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot \sigma} \int_{-\infty}^x \left[ e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \right] dx$	2
1.3	正态分布 (钟形曲线) 的“概率函数”的性质	3
1.3.1	以“x= 均值 $\mu$ ”为对称轴	3
1.3.2	以 x 轴为渐近线	3
1.3.3	在 $x = \mu \pm \sigma$ 处有“拐点”	3
1.3.4	“ $\sigma$ 标准差”参数, 控制图像的“矮胖”或“高瘦”	3
2	标准正态分布 ← 即当均值 $\mu = 0$ , 标准差 $\sigma = 1$ 时的“正态分布”	4
2.1	标准正态分布 - 概率函数: $\phi_0(x) = f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}}$	4
2.2	标准正态分布 - 累加函数: $\Phi_0(x) = F(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x \left[ e^{-\frac{x^2}{2}} \right] dx$	4
2.3	标准正态分布的性质	5
2.3.1	因为它的 $\mu = 0$ , 所以它的函数曲线, 关于 $x=0$ 对称, 即 y 轴是对称轴.	5
2.3.2	对于 $x \geq 5$ 的 y 值, 已经非常靠近 $y=0$ 了	5
3	普通的“正态分布”, 怎样转化成“标准正态分布”?	7
3.1	“概率函数”的转化公式是: $\varphi(x) = \frac{1}{\sigma} \cdot \varphi_0\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)$	7
3.2	“累加函数”的转化公式是: $\Phi(x) = \Phi_0\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)$	8

# 文件名

## 第一部分 正态分布 and 标准正态分布

### 1 正态分布, normal distribution

正态分布, normal distribution, 直译过来就是“最常态下的分布”, “一般最常见的分布”.  
正态分布, 是概率分布中最重要的分布. 在数学家眼里, 它是远远高于其他分布的. 有很多其他的分布, 比如对数正态分布、T 分布、F 分布, 都是直接由“正态分布”推导出来的.

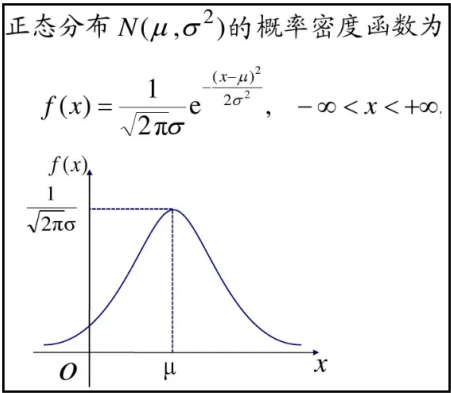
1.1 正态分布 - 概率密度函数: 
$$\varphi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot \sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

概率密度函数. 用小写的  $\varphi$  表示.

“正态分布”  $N(\underbrace{\mu}_{\text{平均值}}, \underbrace{\sigma^2}_{\sigma \text{ 是标准差, } \sigma^2 \text{ 是方差}})$  的概率函数是: 
$$\varphi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot \sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (-\infty < x < +\infty)$$

记作:  $X \sim N(\mu, \sigma^2)$   $\leftarrow$  称为: X 服从“参数为  $\mu, \sigma$  的正态分布 (或高斯分布)”.

- 这里的 N, 就是正态分布 (Normal distribution) 的英文首字母.
- $\mu$  是“平均值”
- $\sigma$  是“标准差”
- 注意: 概率函数公式里, 这第二个参数写的是  $\sigma^2$ , 而不是  $\sigma$ ! 所以, 比如对于  $N(1, 100)$  来说, 其  $\mu = 1, \sigma^2 = 100$ , 即  $\sigma = 10$ .



1.2 正态分布 - 累加函数: 
$$F(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot \sigma} \int_{-\infty}^x \left[ e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \right] dx$$

对“概率函数  $f(x)$ ”求积分, 其曲线下的阴影面积就是“累加函数  $F(x)$ ”. 其面积  $= 1$ .

$$\underbrace{F(x)}_{\text{累加函数}} = \int \underbrace{f(x)}_{\text{概率函数}} dx$$

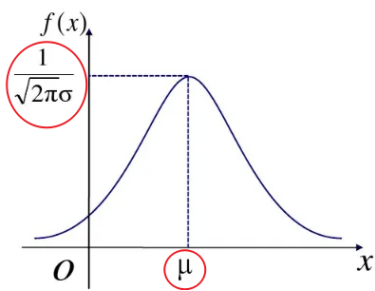
$$= \int_{-\infty}^x \left[ \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot \sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \right] dx$$

$$= \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot \sigma} \int_{-\infty}^x \left[ e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \right] dx$$

1.3 正态分布 (钟形曲线) 的“概率函数”的性质

1.3.1 以 “x= 均值  $\mu$ ” 为对称轴

正态分布的“概率函数”曲线, 以 “x= 均值  $\mu$ ” 为对称轴. 在此处, 函数的 y 值达到最大. 即此时  $y = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot \sigma}$

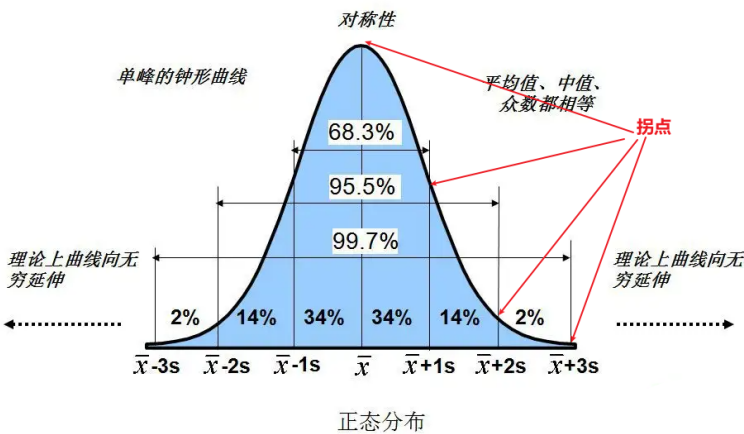


所以, 对称轴  $\mu$ , 能控制图像的“左右平移”.

1.3.2 以 x 轴为渐近线

就是说, 曲线的两端, 无限接近于  $y=0$ , 而不会掉落到 -y 领域上去.

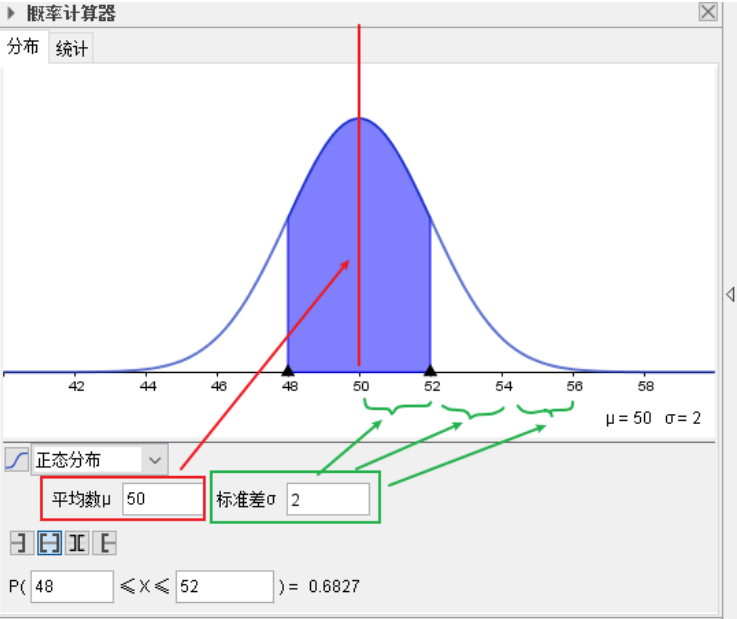
1.3.3 在  $x = \mu \pm \sigma$  处有“拐点”



1.3.4 “ $\sigma$  标准差” 参数, 控制图像的“矮胖” 或 “高瘦”

- 若  $\sigma$  变小: 因为在  $x=$  处, y 有最大值是  $\frac{1}{\sqrt{2} \cdot \sigma}$ . 所以当  $\sigma$  变小时, 分母变小, 则分数值就变大, 即 y 值变大, 所以图像会拉高, 变瘦高.
- 若  $\sigma$  变大: 则最高点的 y 值变小, 图像会压低, 变矮胖.

但注意, 无论是变瘦高, 还是变矮胖, 曲线下的阴影面积, 始终是 =1, 不变的!



## 2 标准正态分布 ← 即当均值 $\mu = 0$ , 标准差 $\sigma = 1$ 时的 “正态分布”

### 2.1 标准正态分布 - 概率函数: $\phi_0(x) = f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}}$

我们把  $\mu = 0, \sigma = 1$ , 代入正态分布的 PDF 和 CDF 函数中, 就得到:

“标准正态分布” 的 “概率函数 PDF” (专门记作  $\phi_0(x)$ ) :

$$\phi_0(x) = f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot \underbrace{\sigma}_{=1}} e^{-\frac{(x - \underbrace{\mu}_{=0})^2}{2\sigma^2}} = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot 1} e^{-\frac{(x-0)^2}{2 \cdot 1^2}} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}}$$

即:  $\phi_0(x) = f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}}$

### 2.2 标准正态分布 - 累加函数: $\Phi_0(x) = F(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x [e^{-\frac{x^2}{2}}] dx$

“标准正态分布” 的 “累加函数 CDF” (专门记作  $\Phi_0(x)$ ) :

$$\begin{aligned} \Phi_0(x) &= F(x) \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot \underbrace{\sigma}_{=1}} \int_{-\infty}^x \left[ e^{-\frac{(x - \underbrace{\mu}_{=0})^2}{2\sigma^2}} \right] dx \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot 1} \int_{-\infty}^x \left[ e^{-\frac{(x-0)^2}{2 \cdot 1^2}} \right] dx \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x [e^{-\frac{x^2}{2}}] dx \end{aligned}$$

即:  $\Phi_0(x) = F(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x [e^{-\frac{x^2}{2}}] dx$

2.3 标准正态分布的性质

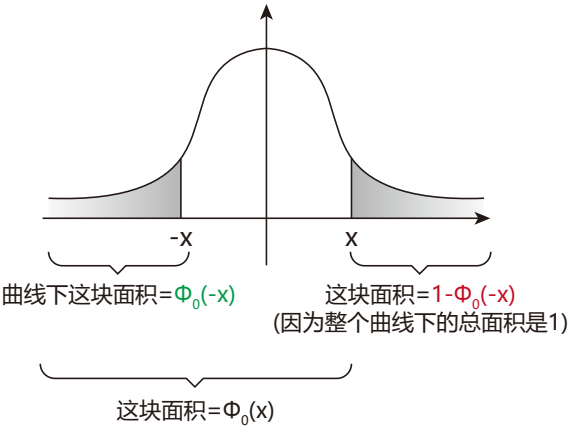
2.3.1 因为它的  $\mu = 0$ , 所以它的函数曲线, 关于  $x=0$  对称, 即  $y$  轴是对称轴.

所以它就是个偶函数. 有:

- 概率函数  $\varphi_0(x) = \varphi_0(-x)$  ← 我们在下标处加个 0, 来表示它是“标准”的正态分布函数的“概率函数”或“累加函数”.

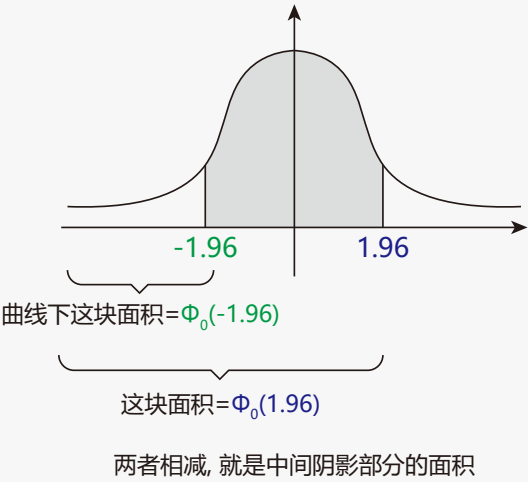
- 其“累加函数”有:  $\Phi_0(-x) = 1 - \Phi_0(x)$  ← 这个公式很重要!

比如:  $\Phi_0(-4) = 1 - \Phi_0(4)$



例

求  $P\{|x| \leq 1.96\} = P\{-1.96 \leq X \leq 1.96\}$   
 $= \Phi_0(1.96) - \underbrace{\Phi_0(-1.96)}_{=1-\Phi_0(1.96)}$   
 $= \Phi_0(1.96) - 1 + \Phi_0(1.96)$   
 $= 2\Phi_0(1.96) - 1$



2.3.2 对于  $x \geq 5$  的  $y$  值, 已经非常靠近  $y=0$  了

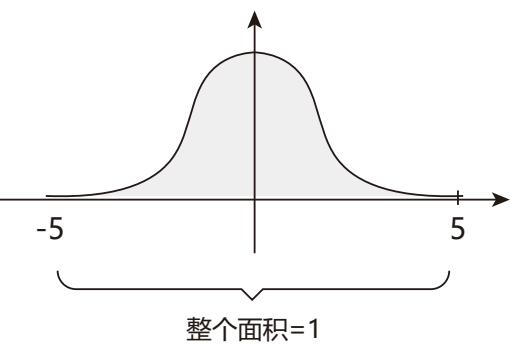
正态分布的值, 怎么算? — 查表.

一般, 书上给出的都是“标准正态分布”的表. 所以如果你是普通的“正态分布”, 必须先把它

转成 “标准正态分布”, 再来查表.

并且, 表的范围, 只给出了  $0 \leq x < 5$  的值. 因为对于  $x \geq 5$  的值, 此时的曲线高度, 即  $y$  值, 已经非常靠近  $y=0$  了. 所以我们可以认为: 对于  $x \geq 5$  的标准正态分布的 “概率函数  $\varphi_0(x)$ ” 的  $y$  值, 都  $=0$ .

同样, 来看累加函数 CDF:  
对于  $x \geq 5$  时, 其位置已经非常靠近整个曲线的右端末尾了, 而整个函数曲线下的面积也就  $=1$ , 所以, 在  $x \geq 5$  处的 “累加函数  $\Phi_0(x)$ ”, 其值我们就可以认为是 1.



即:

标准正态分布	概率函数 $\varphi_0(x)$	累加函数 $\Phi_0(x)$
当 $x \leq -5$ 时	$y \approx 0$	$y \approx 0$
当 $x \geq 5$ 时	$y \approx 0$	$y \approx 1$

### 3 普通的“正态分布”，怎样转化成“标准正态分布”？

3.1 “概率函数”的转化公式是：

$$\varphi(x) = \frac{1}{\sigma} \cdot \varphi_0\left(\frac{x - \mu}{\sigma}\right)$$

普通“正态分布”的概率函数公式是：

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

我们来给它做一下变形（注意标出颜色的地方的变化）：

$$\begin{aligned} \varphi(x) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot \sigma} e^{-\frac{\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2}{2}} \\ &= \frac{1}{\sigma} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2}{2}} \end{aligned}$$

即：

$$\underbrace{\varphi(x)}_{\substack{\text{正态分布} \\ \text{的概率函数}}} = \frac{1}{\sigma} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2}{2}}$$

变到这里后，你来和“标准正态分布”的概率函数

$$\underbrace{\varphi_0(x)}_{\substack{\text{标准正态分布} \\ \text{的概率函数}}} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}}$$

来做对比。会发现：两者的差别只在于红色标出的地方。

所以，两者“概率函数”的转化公式，就是：

$$\underbrace{\varphi(x)}_{\substack{\text{正态分布} \\ \text{的概率函数}}} = \frac{1}{\sigma} \cdot \underbrace{\varphi_0\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)}_{\substack{\text{标准正态分布} \\ \text{的概率函数}}}$$

这一块，就是  
标准正态分布的  $x$  值

3.2 “累加函数”的转化公式是：

$$\Phi(x) = \Phi_0\left(\frac{x - \mu}{\sigma}\right)$$

普通“正态分布”的“累加函数”公式是：

$$\Phi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot \sigma} \int_{-\infty}^x \left[ e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \right] dx$$

我们来给它做一下变形（注意标出颜色的地方的变化）：

$$\begin{aligned} \Phi(x) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot \sigma} \int_{-\infty}^x \left[ e^{-\frac{\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2}{2}} \right] dx \\ &= \frac{1}{\sigma} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x \left[ e^{-\frac{\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2}{2}} \right] d(x - \underbrace{\mu}_{\text{常数}}) \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x \left[ e^{-\frac{\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2}{2}} \right] d\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right) \end{aligned}$$

即：

$$\underbrace{\Phi(x)}_{\substack{\text{正态分布} \\ \text{的累加函数}}} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x \left[ e^{-\frac{\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2}{2}} \right] d\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)$$

变到这里后，你来和“标准正态分布”的“累加函数”

$$\underbrace{\Phi_0(x)}_{\substack{\text{标准正态分布} \\ \text{的累加函数}}} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x \left[ e^{-\frac{x^2}{2}} \right] dx$$

来做对比，会发现：两者的差别只在于红色标出的地方。

所以，两者概率函数的转化公式，就是：

$$\underbrace{\Phi(x)}_{\substack{\text{正态分布} \\ \text{的累加函数}}} = \underbrace{\Phi_0\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)}_{\substack{\text{标准正态分布} \\ \text{的累加函数}}}$$

例

有  $X \sim N(1, 4)$ ，即  $\mu = 1, \sigma^2 = 4, \sigma = 2$   
到注意：这只是一个普通的正态分布，我们必须先把它转成“标准正态分布”再来做。