

# 高级计量经济学

## Appendix 1: Review of Probability

Hansen, B. (2022). Probability & Statistics for Economists. Princeton University Press.

**黄嘉平**

工学博士 经济学博士  
深圳大学中国经济特区研究中心 讲师

**办公室** 粤海校区汇文楼1510  
**E-mail** [huangjp@szu.edu.cn](mailto:huangjp@szu.edu.cn)  
**Website** <https://huangjp.com>

# 概率论

# 样本空间与事件

## Sample space and events

- 具有随机性的事情称作试验 (experiment/trial) : 抛硬币、掷骰子、明天的最高气温等。
- 试验的所有可能结果 (outcome) 的集合称为**样本空间 (sample space)** :
  - “抛一次硬币得到的面”  $\rightarrow \{H, T\}$
  - “同时掷两个骰子得到的数字”  $\rightarrow \{11, 12, 21, 13, 31, 22, \dots, 66\}$
- 样本空间的子集称为**事件 (event)** :
  - “掷两个骰子的到的数字之和不大于4”  $\rightarrow \{11, 12, 21, 13, 31, 22\}$
  - $A$  和  $B$  是样本空间  $S$  上的事件, 则  $A \cup B, A \cap B, A^c, A - B$  也都是  $S$  上的事件
  - 一个事件发生了, 指的是该事件的集合中某一个结果实现了
  - 样本空间本身也是事件, 其含义为进行了试验 (或事情发生了)

# 概率函数

## Probability function

令样本空间  $S$  上的事件的集合为  $\mathcal{A}$ ，定义在  $\mathcal{A}$  上的实数值函数  $\Pr : \mathcal{A} \rightarrow \mathbb{R}$  如果满足下列公理，则称为**概率函数 (probability function)**

1.  $\Pr(A) \geq 0$  for  $A \in \mathcal{A}$ .

2.  $\Pr(S) = 1$ .

3. 如果  $A_1, A_2, \dots$  两两不相交，则  $\Pr\left(\bigcup_{i=1}^{\infty} A_i\right) = \sum_{i=1}^{\infty} \Pr(A_i)$ .

若集合  $A$  与  $B$  满足  $A \cap B = \emptyset$ ，  
则称它们不相交 (disjoint)

- 事件的概率就是衡量它发生可能性大小的测度。概率一定为非负，试验产生任意结果的概率为 1，不相交的事件发生其一的概率等于各自发生概率之和。
- 以“抛一个公正的骰子”为例：
  - $S = \{1, 2, 3, 4, 5, 6\}$ ,  $\Pr(\{i\}) = 1/6$
  - 根据概率的公理,  $\Pr(\{1, 2\}) = \Pr(\{1\}) + \Pr(\{2\}) = 1/3$

# 概率函数的性质

## Properties of the probability function

针对事件  $A$  和  $B$ ，下面的性质成立

1.  $\Pr(A^c) = 1 - \Pr(A)$

2.  $\Pr(\emptyset) = 0$

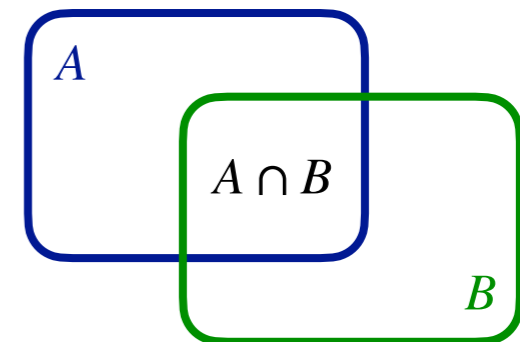
3.  $\Pr(A) \leq 1$

4.  $A \subseteq B \Rightarrow \Pr(A) \leq \Pr(B)$

5.  $\Pr(A \cup B) = \Pr(A) + \Pr(B) - \Pr(A \cap B)$

6. Boole's Inequality:  $\Pr(A \cup B) \leq \Pr(A) + \Pr(B)$

7. Benferroni's Inequality:  $\Pr(A \cap B) \geq \Pr(A) + \Pr(B) - 1$



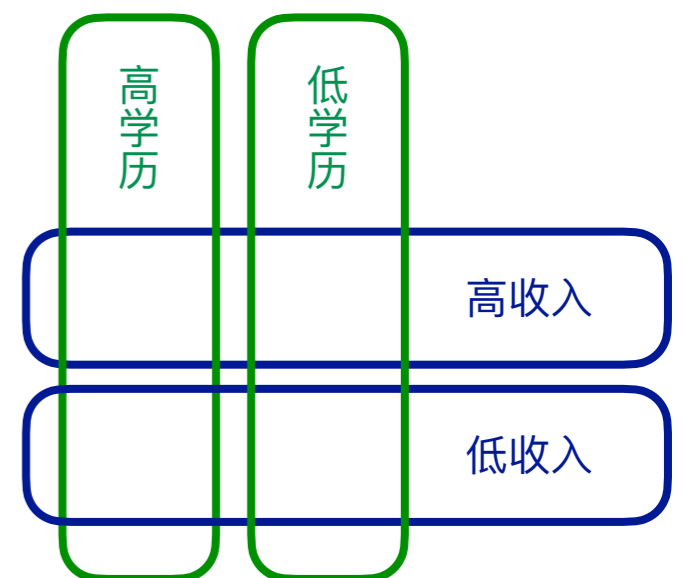
# 联合事件

## Joint Events

- 若两个事件同时发生，我们称之为联合事件
  - 假设你毕业后结识的第一个朋友叫小明，他的收入和学历的样本空间是  
 $S = \{\{\text{高收入, 高学历}\}, \{\text{高收入, 低学历}\}, \{\text{低收入, 高学历}\}, \{\text{低收入, 低学历}\}\}$
  - 令事件  
 $H = \{\text{高收入}\} = \{\text{高收入, 高学历}\} \cup \{\text{高收入, 低学历}\},$   
 $C = \{\text{高学历}\} = \{\text{高收入, 高学历}\} \cup \{\text{低收入, 高学历}\}$
  - 则  $H \cap C = \{\text{高收入, 高学历}\}$  是联合事件，其概率称为**联合概率 (joint probability)**
- 联合概率的直观理解

	高学历	低学历	任意学历
高收入	0.19	0.12	0.31
低收入	0.17	0.52	0.69
任意收入	0.36	0.64	1

联合概率

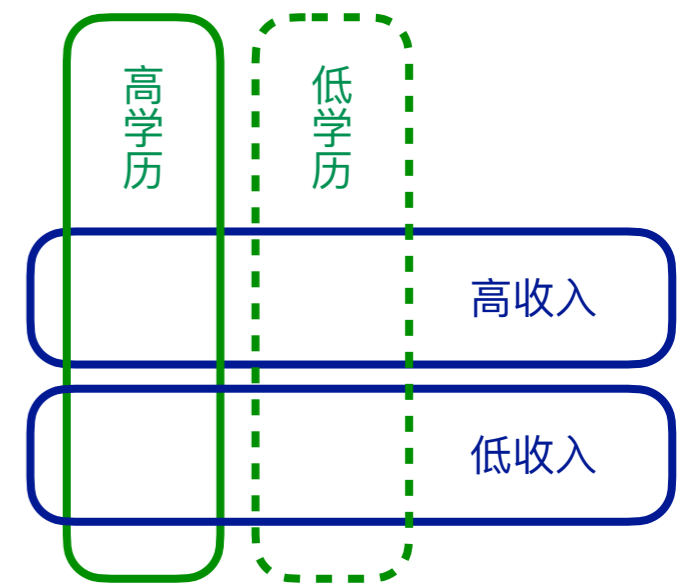


# 条件概率

## Conditional probability

- 当你和小明逐渐熟悉，你了解到他是研究生毕业（高学历），此时，他收入的概率就发生了变化

	高学历	低学历	任意学历
高收入	0.19	0.12	0.31
低收入	0.17	0.52	0.69
任意收入	0.36	0.64	1



- 任意学历下高收入的概率为  $\Pr(\text{高收入}) = 0.31$
- 已知高学历时，高收入的**条件概率**为  $\Pr(\text{高收入} | \text{高学历}) = 0.19/0.36 = 0.53$

当  $\Pr(B) > 0$  时，条件概率  $\Pr(A | B)$  定义为

$$\Pr(A | B) = \frac{\Pr(A \cap B)}{\Pr(B)}$$

# 独立性

## Independence

一个事件发生的概率如果不影响另一个事件发生的条件概率，我们说这两个事件是独立的。因此，独立事件的定义为

$$\left\{ \begin{array}{l} \Pr(A | B) = \Pr(A), \\ \Pr(B | A) = \Pr(B) \end{array} \right\} \Leftrightarrow \Pr(A \cap B) = \Pr(A) \Pr(B)$$

- 例如两个人分别抛一枚硬币，如果两个人的胳膊没有被连接在一起，一般情况下我们可以认为两枚硬币出现的面是独立的（两者之间没有关联）
- 由定义可知，独立事件的联合概率是各自概率的乘积。若令第一枚硬币的面为  $H_1$  和  $T_1$ ，第二枚硬币的面为  $H_2$  和  $T_2$ ，并令  $\Pr(H_1) = p$ ， $\Pr(H_2) = q$ ，则有

	$H_1$	$T_1$	
$H_2$	$pq$	$(1-p)q$	$q$
$T_2$	$p(1-q)$	$(1-p)(1-q)$	$1-q$
	$p$	$1-p$	$1$

- 小明的收入和学历是独立的吗？
- 不相交的事件  $A$  与  $B$  不是独立事件，为什么？

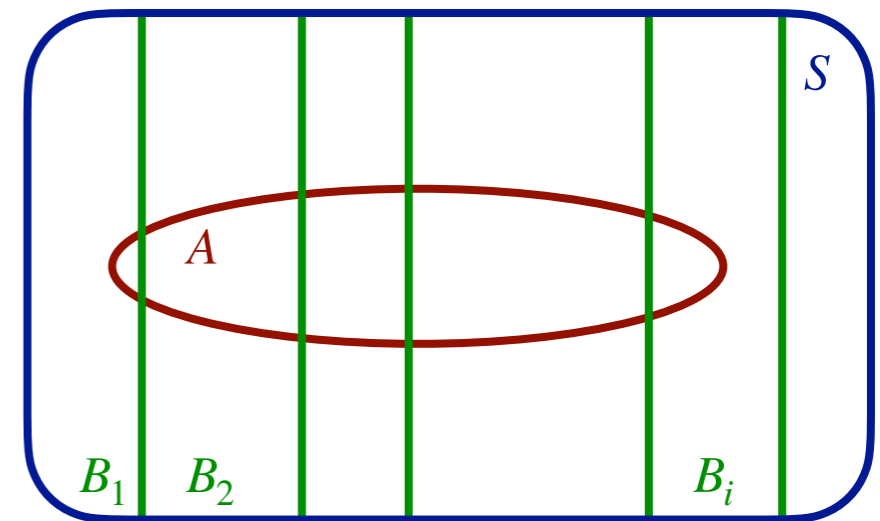


# 全概率公式

## Law of total probability

- 若样本空间  $S$  中的事件  $B_1, B_2, \dots$  互不相交, 且  $\bigcup_{i=1}^{\infty} B_i = S$ , 我们说  $B_1, B_2, \dots$  是  $S$  的分割 (partition)
- 若  $A$  也是  $S$  中的事件, 则

$$A = \bigcup_{i=1}^{\infty} (A \cap B_i)$$



- $\{A \cap B_i\}$  互不相交, 因此由概率公理第三条可得  $\Pr(A) = \sum_{i=1}^{\infty} \Pr(A \cap B_i)$ , 带入条件概率公式可得下面的公式

全概率公式: 若  $\{B_1, B_2, \dots\}$  是  $S$  的分割, 且所有  $\Pr(B_i) > 0$ , 则

$$\Pr(A) = \sum_{i=1}^{\infty} \Pr(A | B_i) \Pr(B_i)$$

# 贝叶斯公式

## The Bayes rule

- 贝叶斯公式是关于条件概率计算的便利公式

- 根据条件概率的定义可知

$$\Pr(A \cap B) = \Pr(A | B) \Pr(B) = \Pr(B | A) \Pr(A)$$

- 解第二个等式可得

$$\Pr(A | B) = \frac{\Pr(B | A) \Pr(A)}{\Pr(B)}$$

- $A$  和  $A^c$  是样本空间  $A$  的分割，因此，对  $B$  使用全概率公式可得

$$\Pr(B) = \Pr(B | A) \Pr(A) + \Pr(B | A^c) \Pr(A^c)$$

带入上式可得贝叶斯公式

贝叶斯公式：如果  $\Pr(A) > 0$ ， $\Pr(B) > 0$ ，则

$$\Pr(A | B) = \frac{\Pr(B | A) \Pr(A)}{\Pr(B | A) \Pr(A) + \Pr(B | A^c) \Pr(A^c)}$$

# 贝叶斯公式

## The Bayes rule: an example

贝叶斯公式:

$$\Pr(A | B) = \frac{\Pr(B | A) \Pr(A)}{\Pr(B | A) \Pr(A) + \Pr(B | A^c) \Pr(A^c)}$$

- 假设大学毕业生分为认真工作 ( $E$ ) 和不认真工作 ( $N$ ) 两种, 从历年的行业调研可知  $\Pr(E) = 1/4$ ,  $\Pr(N) = 3/4$
- 企业希望能够雇佣更多认真工作的员工, 于是开发了一种测试系统, 并通过早期实验得知不同员工在该测试中得分高 ( $H$ ) 与低 ( $L$ ) 的概率分别为

$$\Pr(H | E) = 4/5, \Pr(L | E) = 1/5$$

$$\Pr(H | N) = 1/3, \Pr(L | N) = 2/3$$

- 企业能否通过测试成绩鉴别优秀毕业生呢?

$$\Pr(E | H) = \frac{\Pr(H | E) \Pr(E)}{\Pr(H | E) \Pr(E) + \Pr(H | N) \Pr(N)} = \frac{(4/5) \times (1/4)}{(4/5) \times (1/4) + (1/3) \times (3/4)} = \frac{4}{9}$$

$$\Pr(E | L) = \frac{\Pr(L | E) \Pr(E)}{\Pr(L | E) \Pr(E) + \Pr(L | N) \Pr(N)} = \frac{(1/5) \times (1/4)}{(1/5) \times (1/4) + (2/3) \times (3/4)} = \frac{1}{11}$$

- 可见, 企业在招聘中采用这种测试系统是可以获得一定收益的: 在测试中获得高分的毕业生, 其认真工作的可能性为  $4/9$ , 大于不采用测试时的概率  $1/4$ ; 而在测试中获得低分的毕业生, 其认真工作的可能性为  $1/11$ , 远小于不采用测试时的概率  $3/4$ 。

# 随机变量

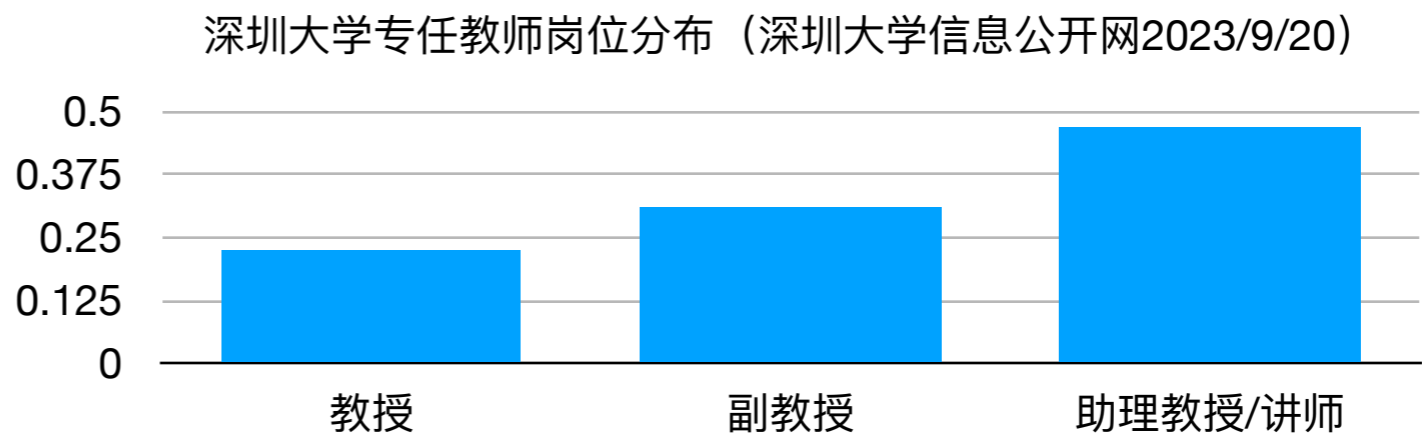
## Random variable

随机变量是从样本空间  $S$  映射向实数  $\mathbb{R}$  的函数。

- “抛一枚硬币”的样本空间是  $S = \{H, T\}$ ，我们可以定义随机变量  $X$ ：

$$X = \begin{cases} 1 & \text{if } H \\ 0 & \text{if } T \end{cases}$$

- 如果随机变量  $X$  的取值为离散值，我们称之为**离散随机变量**
- 对于离散随机变量  $X$ ，其**概率函数 (probability mass function)** 为  $\pi(x) = \Pr(X = x)$ 。这里的概率  $\Pr(X = x)$  是基于  $X = x$  时发生的事件定义的。概率为正的取值称为**支撑点 (support point)**，支撑点的集合称为**支撑 (support)**。
- 概率函数可以通过柱形图描绘



# 期望值

## Expectation/Expected value

支撑为  $\mathcal{X}$  的离散随机变量  $X$  的期望值定义为

$$E[X] = \sum_{x \in \mathcal{X}} x \pi(x) = \sum_{x \in \mathcal{X}} x \Pr(X = x)$$

- 期望值也称均值 (average/mean) , 因为他是随机变量的取值用其发生概率进行加权平均后得到的值
- “掷一个公正骰子”得到的数字的期望值是

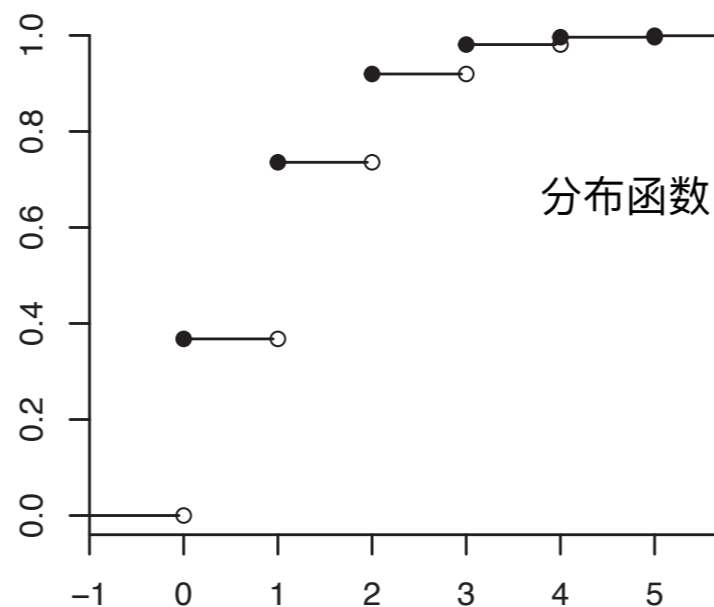
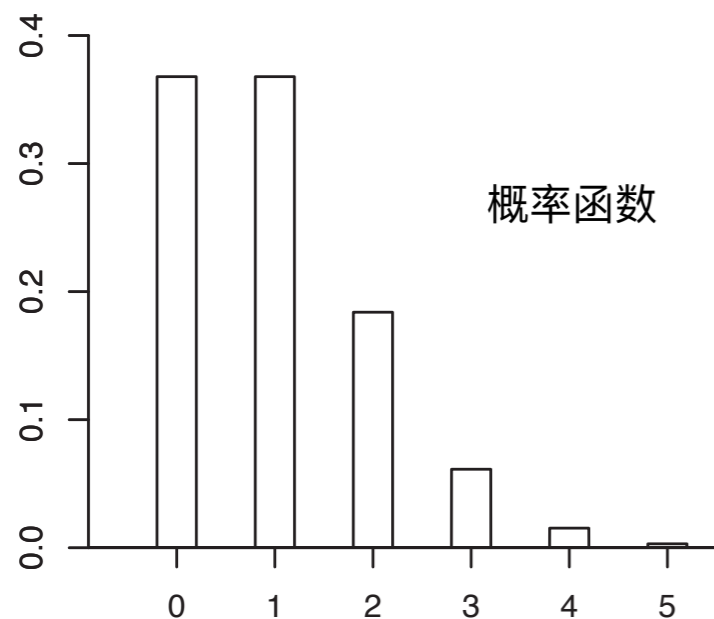
$$\sum_{i=1}^6 i \times \frac{1}{6} = \frac{1+2+3+4+5+6}{6} = \frac{7}{2}$$

- 当支撑包含无限个点时, 期望值可能不存在
  - 圣彼得堡悖论 (St. Petersburg Paradox) : 反复抛一枚硬币直至出现  $H$  为止。如果在第  $k$  轮出现了  $H$ , 则你可以获得  $2^k$  元现金。那么你愿意为参加这个游戏付多少钱呢?
  - 令游戏的持续轮数为  $K$ , 则  $K$  是随机变量, 其概率函数为  $\Pr(K = k) = 2^{-k}$
  - 游戏回报的期望值是  $\sum_{i=1}^{\infty} 2^k 2^{-k} = \sum_{i=1}^{\infty} 1 = \infty$ , 即不存在 (级数是发散的)

# 累积分布函数

## Cumulative distribution function (CDF)

随机变量  $X$  的累积分布函数定义为  $F(x) = \Pr(X \leq x)$ ，写为  $X \sim F(x)$



- 概率函数的部分和是分布函数:

$$F(x) = \sum_{a \in \mathcal{X}, a \leq x} \Pr(X = a)$$

- 分布函数的差分是概率函数:

$$\Pr(X = x) = F(x) - \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} F(x - \varepsilon)$$

- 分布函数  $F(x)$  的一般性质

1.  $F(x)$  是非减少函数

2.  $\lim_{x \rightarrow -\infty} F(x) = 0$ ,  $\lim_{x \rightarrow \infty} F(x) = 1$

3.  $F(x)$  是右连续函数, 即  $\lim_{x \downarrow a} F(x) = F(a)$

# 连续随机变量

## Continuous random variable

如果随机变量  $X$  的取值为连续值，我们称之为**连续随机变量**。下面通过分布函数给出一个等价的定义：

当  $X \sim F(x)$  且  $F(x)$  为连续函数时，称  $X$  为连续随机变量

- 服从均匀分布 (uniform distribution) 的随机变量是连续的：

$$F(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x < 0 \\ x & \text{if } 0 \leq x \leq 1 \\ 1 & \text{if } x > 1 \end{cases}$$

尝试画出这个函数的图像

- 区间概率： $\Pr(a < X \leq b) = F(b) - F(a)$
- 连续随机变量取任意特定值的概率都为零：

$$\Pr(X = x) = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \Pr(x - \varepsilon < X \leq x) = F(x) - \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} F(x - \varepsilon) = 0$$

- 因此， $\Pr(X \leq x) = \Pr(X < x) = F(x)$

# 概率密度函数

## Probability density function (PDF)

- 连续随机变量没有对应的概率函数（因为取特定值的概率为零），但是我们可以通过分布函数定义和概率函数相对应的**密度函数**

当连续随机变量  $X$  的分布函数是  $F(x)$ ，且可微分（differentiable）时，其密度函数为  $f(x) = \frac{d}{dx}F(x)$

- 任意函数  $f(x)$  是密度函数的充分必要条件是：

1.  $f(x) \geq 0$  for all  $x$

2.  $\int_{-\infty}^{\infty} f(x) dx = 1$

- 区间概率：

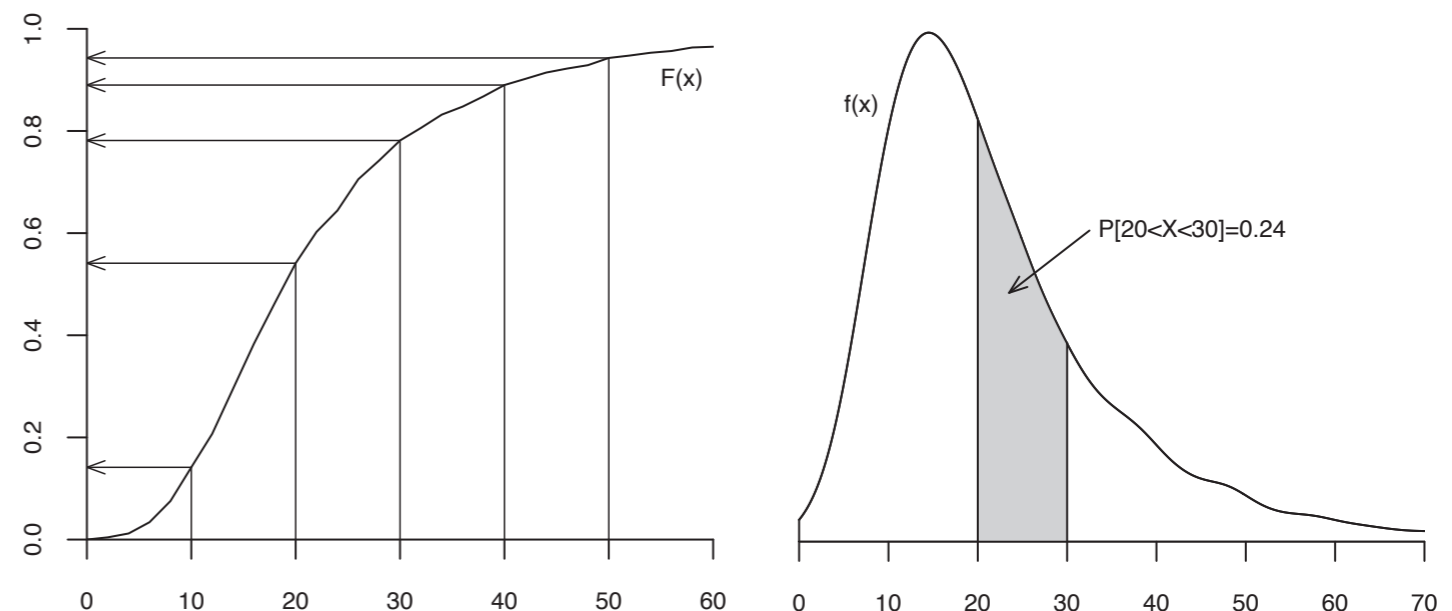
$$\Pr(a < X \leq b) = \int_a^b f(x) dx$$

- 期望值：  $E(X) = \int_{-\infty}^{\infty} xf(x) dx$

- 正态分布（normal distribution）的密度函数：

$$f(x | \mu, \sigma^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(x - \mu)^2}{2\sigma^2}\right)$$

2009年美国时薪的分布函数（左）与密度函数（右）





# 矩

## Moments

随机变量  $X$  的  $k$  阶矩 ( $k$ -th moment) 是  $E[X^k]$

- 若  $X$  是离散变量, 则  $E[X^k] = \sum_{x \in \mathcal{X}} x^k \Pr(X = x)$
- 若  $X$  是连续变量, 则  $E[X^k] = \int_{-\infty}^{\infty} x^k f(x) dx$

当  $k > 1$  时, 随机变量  $X$  的  $k$  阶中心矩 ( $k$ -th central moment) 是  $E[(X - E[X])^k]$ , 同时定义  $E[X]$  为一阶中心矩

- 2, 3, 4 阶中心矩分别称为方差 (**variance**), 偏度 (**skewness**) 和峰度 (**kurtosis**), 其中方差写为  $\text{Var}[X]$  或  $\text{var}[X]$ , 其算术平方根称为标准偏差 (**standard deviation**)
- 矩的一些性质:

1.  $E[a + bX] = a + bE[X]$

2.  $\text{Var}[X] = E[X^2] - (E[X])^2$

3.  $\text{Var}[a + bX] = b^2 \text{Var}[X]$

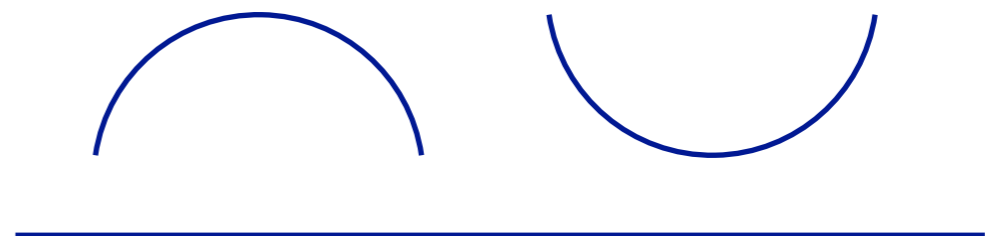
4. Jensen's inequality:

如果  $g(x)$  是凸函数, 则  $g(E[X]) \leq E[g(x)]$ ;

如果  $g(x)$  是凹函数, 则  $g(E[X]) \geq E[g(x)]$

凹函数

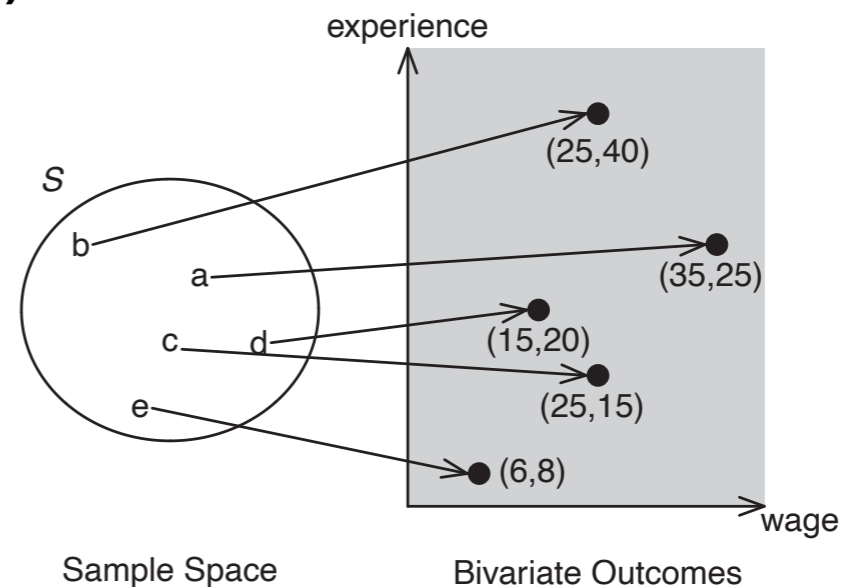
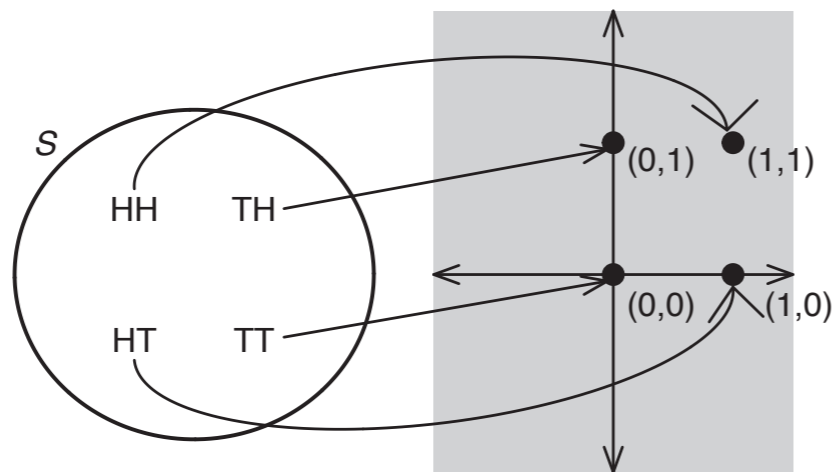
凸函数



# 联合分布

## Joint distributions

- 在之前的讨论中，我们把样本空间  $S$  投影到  $\mathbb{R}$  得到了随机变量。如果我们将  $S$  投影到多维欧氏空间，则可获得**随机向量 (random vector)**



二维随机向量  $(X, Y)$  的**联合分布 (joint distribution)** 是

$$F_{X,Y}(x, y) = \Pr(X \leq x, Y \leq y) = \Pr[\{X \leq x\} \cap \{Y \leq y\}]$$

联合分布函数为连续且可导时，可以定义**联合密度 (joint density)** 函数

$$f_{X,Y}(x, y) = \frac{\partial^2}{\partial x \partial y} F_{X,Y}(x, y)$$

在不产生误解的情况下，可简写为  $F(x, y)$  和  $f(x, y)$

# 边际分布

## Marginal distribution

- 边际分布是指在给出联合分布的前提下，每个随机变量各自的分布

对于  $(X, Y) \sim F(x, y)$ ， $X$  的边际分布是

$$F_X(x) = \Pr(X \leq x) = \Pr(X \leq x, Y < \infty) = \lim_{y \rightarrow \infty} F(x, y)$$

- 从定义可推出  $F_X(x) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^x f(u, v) du dv$
- 边际密度函数为  $f_X(x) = \frac{d}{dx} F_X(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) dy$

边际概率函数

	$H_1$	$T_1$	
$H_2$	$pq$	$(1-p)q$	$q$
$T_2$	$p(q-1)$	$(1-p)(1-q)$	$1-q$
	$p$	$1-p$	$1$

# 条件分布

## Conditional distribution

- 条件分布是指某一随机变量 ( $Y$ ) 在其他随机变量取特定值 ( $X = x$ ) 时的分布。条件分布的定义因条件中变量是离散还是连续而不同

- $X$  是离散随机变量时, 若  $\Pr(X = x) > 0$ , 则  $Y$  关于  $X = x$  的条件分布和条件密度函数分别是

$$F_{Y|X}(y | x) = \Pr(Y \leq y | X = x), \quad f_{Y|X}(y | x) = \frac{\partial}{\partial y} F_{Y|X}(y | x)$$

- $X$  是连续随机变量时,  $\Pr(X = x) = 0$ 。若  $f_X(x) > 0$ , 则定义  $Y$  关于  $X = x$  的条件密度函数为

$$f_{Y|X}(y | x) = \frac{f(x, y)}{f_X(x)}$$

如果联合分布函数  $F(x, y)$  关于  $x$  可导, 且  $f_X(x) > 0$ , 则  $Y$  关于  $X = x$  的条件分布函数为

$$F_{Y|X}(y | x) = \frac{\frac{\partial}{\partial x} F(x, y)}{f_X(x)}$$

# 独立性 (续)

## Independence (cont.)

- 事件  $A$  和  $B$  独立  $\Leftrightarrow \Pr(A \cap B) = \Pr(A) \Pr(B)$
- 若令  $A = \{X \leq x\}$ ,  $B = \{Y \leq y\}$ , 则可用分布函数定义随机变量的独立性

随机变量  $X$  和  $Y$  在统计学上独立 (**statistically independent**) 的定义是, 所有  $(x, y)$  满足下式

$$F(x, y) = F_X(x)F_Y(y)$$

写作  $X \perp\!\!\!\perp Y$ 。

- 如果存在概率函数或密度函数, 则独立的定义可以写成

$$\pi(x, y) = \pi_X(x)\pi_Y(y) \quad \text{或} \quad f(x, y) = f_X(x)f_Y(y)$$

- 定理: 如果  $X \perp\!\!\!\perp Y$  且两者都是连续变量, 则条件密度等于边际密度

$$f_{Y|X}(y | x) = f_Y(y), \quad f_{X|Y}(x | y) = f_X(x)$$

证明这个定理

# 协方差与相关系数

## Covariance and correlation coefficient

- 协方差和相关系数都是衡量两个随机变量间关系的指标

如果随机变量  $X$  和  $Y$  的方差皆为有限，则两者间的协方差 (covariance) 是

$$\text{Cov}[X, Y] = E[(X - E[X])(Y - E[Y])] = E[XY] - E[X]E[Y]$$

两者间的相关系数 (correlation coefficient) 是

$$\text{Corr}[X, Y] = \frac{\text{Cov}[X, Y]}{\sqrt{\text{Var}[X] \text{Var}[Y]}}$$

$$-1 \leq \text{Corr}[X, Y] \leq 1$$

- 如果  $\text{Cov}[X, Y] = 0$ ，我们称  $X$  和  $Y$  不相关 (uncorrelated)
- 定理：  $X \perp Y \begin{matrix} \Rightarrow \\ \Leftrightarrow \end{matrix} \text{Cov}[X, Y] = 0$
- 定理：  $\text{Var}[X + Y] = \text{Var}[X] + \text{Var}[Y] + 2\text{Cov}[X, Y]$

# 条件期望

## Conditional expectation

随机变量  $Y$  关于  $X = x$  的条件期望是条件分布  $F_{Y|X}(y | x)$  的期望值，记为  $m(x) = E[Y | X = x]$

- 如果  $X$  和  $Y$  均为离散变量，则  $E[Y | X = x] = \frac{\sum_i y_i \pi(x, y_i)}{\pi_X(x)}$
- 如果  $Y$  是连续变量，则  $E[Y | X = x] = \int_{-\infty}^{\infty} y f_{Y|X}(y | x) dy$

需注意： $X$  为离散和连续变量时，条件密度  $f_{Y|X}(y | x)$  的定义不同

- 条件期望可以描述不同组别内的期望值，例如当  $X$  代表教育程度（高中、本科、硕士、博士）， $Y$  代表收入时， $E[Y | X = \text{博士}]$  就是博士毕业生的平均收入
- 条件期望是计量经济学的核心概念，在回归模型中，回归函数可以解释为条件期望

# 迭代期望定律

## Law of iterated expectation

- 条件期望  $m(x) = E[Y | X = x]$  是  $x$  的确定函数，但如果我们没有确定  $X = x$  已经发生，则  $X = x$  伴随着概率  $\pi_X(x)$
- 如果我们考虑所有可能的  $X$  的取值及其概率分布，则条件期望可以看作随机变量  $X$  的函数，其本身也是随机变量，写作  $m(X) = E[Y | X]$
- $E[Y | X]$  是随机变量，因此可以计算期望值。一个非常重要的结果是下面的迭代期望定律

迭代期望定律：如果  $E[Y] < \infty$ ，则  $E[E[Y | X]] = E[Y]$

$X$  和  $Y$  均为连续变量时的证明：

$$\begin{aligned} E[E[Y | X]] &= \int_{-\infty}^{\infty} E[Y | X = x] f_X(x) dx = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} y f_{Y|X}(y | x) f_X(x) dy dx \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} y f(x, y) dy dx = E[Y] \end{aligned}$$



# 均值独立

## Mean independence

均值独立性：当  $E[Y | X] = E[Y]$  时，称  $Y$  均值独立于  $X$

- 注意：均值独立性并不是对称概念，“ $Y$  均值独立于  $X$ ”不等于“ $X$  均值独立于  $Y$ ”

$$\text{定理： } X \perp\!\!\!\perp Y \quad \begin{array}{l} \Rightarrow \\ \Leftrightarrow \end{array} \left\{ \begin{array}{l} E[Y | X] = E[Y] \\ E[X | Y] = E[X] \end{array} \right\} \quad \begin{array}{l} \Rightarrow \\ \Leftrightarrow \end{array} \text{Cov}[X, Y] = 0$$

- 证明可参考 <https://www.econometrics.blog/post/why-econometrics-is-confusing-part-ii-the-independence-zoo/>
- 这个定理告诉我们，均值独立性比统计学上的独立性弱。在回归模型中，我们经常会用到均值独立性作为假设条件

# 条件方差与方差分解公式

## Conditional variance and variance decomposition

- $Y$  关于  $X = x$  的条件方差定义为  $\text{Var}[Y | X = x] = E[(Y - m(x))^2 | X = x]$
- 由定义可知  $\text{Var}[Y | X = x] = E[Y^2 | X = x] - m(x)^2$
- $\text{Var}[Y | X]$  也是随机变量  $X$  的函数

方差的分解公式:  $\text{Var}[Y] = E[\text{Var}[Y | X]] + \text{Var}[E[Y | X]]$

总方差 = 组内方差 + 组间方差

$X$  和  $Y$  均为连续变量时的证明:

$$\begin{aligned} E[\text{Var}[Y | X]] &= \int_{-\infty}^{\infty} \text{Var}[Y | X = x] f_X(x) dx \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \left\{ E[Y^2 | X = x] - m(x)^2 \right\} f_X(x) dx = \int_{-\infty}^{\infty} E[Y^2 | X = x] f_X(x) dx - \int_{-\infty}^{\infty} m(x)^2 f_X(x) dx \\ &= E[E[Y^2 | X]] - E[m(X)^2] = E[Y^2] - E[m(X)^2] \quad \text{迭代期望定律} \end{aligned}$$

已知  $\text{Var}[Y] = E[Y^2] - (E[Y])^2$ ,  $\text{Var}[m(X)] = E[m(X)^2] - (E[m(X)])^2 = E[m(X)^2] - (E[Y])^2$ , 可得

$$E[\text{Var}[Y | X]] = \text{Var}[Y] - \text{Var}[m(X)]$$