

数学概貌丛书

概率论概貌

王寿仁著

科学技术文献出版社

数学概貌丛书

概 率 论 概 貌

王寿仁 著

科学技术文献出版社

提 要

概率论是研究随机现象的一门科学。概率论发端于十六世纪,当时还只用于研究赌博。但进入十八世纪以后,概率论在生产实践中找到了非常广泛的应用,取得了飞速的发展。在概率论中,已大量运用了各种数学工具,形成了数学的一门独立分支。本书概要介绍概率论的基本内容,全书计分四章,即:概率定义、基本性质、极限理论、随机过程。本书基本上是介绍性的,通俗易懂,读者可从中对概率论这一数学分支有一个大致的了解。

本书的主要读者对象是大学数学系、物理系师生,旁学科的科学工作者,数学爱好者。

数学概貌丛书

概率论概貌

王寿仁 著

*

科学技术文献出版社出版

(北京市复兴路15号)

商务印书馆上海印刷厂印刷

新华书店北京发行所发行 各地新华书店经售

*

开本 850×1156 1/32 印张 2 字数 47,000

1991年5月第1版 1991年5月第1次印刷

印数 1—2,500本

ISBN 7-5023-0662-5/O·52 定价: 0.96元

目 录

一、概率定义	1
1. 样本空间	2
2. 古典概率	4
3. 几何概率	6
4. 概率的一般定义	8
二、基本性质	12
1. 事件的独立性	12
2. 随机变量及分布函数	14
3. 数学期望	20
4. 条件概率及条件期望	24
三、极限理论	28
1. 中心极限定理	28
2. 中心极限定理的发展	32
3. 普遍极限定理	34
四、随机过程	38
1. 随机过程	38
2. 随机过程的分类	43
3. 随机游动与调和函数	47

一、概 率 定 义

从本世纪三十年代起, 概率论由一个很窄小的主题, 发展成为一个宽广而与数学中许多其他领域有重要联系的分支. 概率论是对客观存在的随机现象的数学抽象, 正如几何学和力学一样, 它同样也正确地反映了客观现实, 具有广泛的应用. 但是, 概率论与几何学、力学在研究问题的方法上具有较大的差别, 它所处理的不是决定性现象, 而是随机现象, 于是它有自己独特的概念和方法, 在处理许多实际问题时具有独特的作用.

什么是“随机现象”呢? 有这样一类现象, 当人们对它加以观察或进行实验时, 观察或实验的结果是许多可能结果中的某一个, 而且这个或那个结果出现的机会是这个现象本身所固有的性质, 我们把这种现象叫做随机现象, 并把这些结果出现的机会的测度叫做概率. 在初等水平上看这个问题, 就是计算所出现的结果(叫做事件)的可能性大小. 一个典型的例子是打桥牌, 52 张牌分到四家, 如果牌洗得彻底均匀, 我们就可以计算某一家拿到 13 张不同点的牌的概率. 计算这个概率, 自然地会想到它应该等于下面这个比例:

$$\frac{\text{分 52 张牌时, 某家拿到 13 张不同点的牌的可能情况的个数}}{\text{分 52 张牌时, 这一家拿到 13 张牌的可能情况的个数}}.$$

接下来再求分子、分母的值, 这只是计算个数的问题, 属于组合数学的范畴了. 由此可见, 当我们谈概率时, 总是把它结合着某种实

验来说的. 实验(或观察)的结果称为事件. 例如, 在掷两个骰子的实验中, “总和为 6 点”、“双 6”、“两个都是奇数点”都是可能掷出的结果, 所以它们都是事件. 在这个实验里, 最终可能的结果是: $(1, 1), (1, 2), \dots, (1, 6), (2, 1), (2, 2), \dots, (2, 6), \dots, (6, 1), (6, 2), \dots, (6, 6)$, 一共三十六种. 事件“双 6”, 就是最后那个情形; 而事件“总和为六点”, 是指出现 $(1, 5)$ 或 $(2, 4)$ 或 $(3, 3)$ 或 $(4, 2)$ 或 $(5, 1)$ 中的任何一个. 由此可见, 事件可以区分为简单事件与复合事件. 例如“总和为 6 点”是个复合事件, 它是由 5 个简单事件构成的; 而“双 6”本身就是一个简单事件.

对以上例子加以抽象, 我们看到: 简单事件即是该实验的所有各种可能结果(这些简单事件叫做样本点, 或简称为点); 复合事件可以分解为一些简单事件(也就是说, 复合事件是由多个点组成的集合). 实验中的每一个不再可分解的结果就是点; 由所有这些样本点构成一个总集合, 称之为样本空间. 由以上讨论可知, 当谈到概率论时, 首要的概念就是样本空间, 其中的点为简单事件, 这些点规定了该实验的所有可能结果, 而且只有从实验的每个可能结果(点)都能够清楚地判定某一事件 E 是发生或不发生时, 谈起 E 来才有确切的意义. 判定“ E 发生了”这个事件的那些点, 构成一个集合, 它完全确定事件“ E 发生了”; 反过来, 含一个或多个点的给定集合 E 都可以当作一个事件, 这个事件是否发生就由实验的结果(点)是否落在 E 中而定. 在概率中, 常说“事件 E 由某些点构成”, 就意味着这些点便是在实验中能使 E 发生的那些结果.

1. 样本空间

我们用 Ω 表示样本空间, 其中的点用 ω 表示; 事件是样本空间的子集合, 用 $A, B, \dots$ 等表示. 在一个实验中, 谈到事件时, 总是有不可能出现的事件, 这反映在子集合上就是不包含 Ω 中任何点的子集, 即空集, 用符号 $\emptyset$ 表示. 若 A 是一个事件, 则“ A 不

发生”也是一个事件, 它由 Ω 中 A 以外的诸点组成, 记作 A^c , 称为 A 的补事件. 实际问题中提出的各种各样的事件及其相互关系, 均可反映为样本空间 Ω 的点组成的各种子集合及其相互关系上, 因而, 可以把概率论的语言与集合论的语言相互对照如下:

事件及其相互关系	集合及其相互关系	符 号
样本空间	空间	Ω
简单事件	点	ω
事件	集合	$A, B, \dots$
不可能事件	空集	$\emptyset$
必然事件	整个空间	Ω
A 发生蕴含 B 发生	A 是 B 的子集	$A \subset B$, 包含运算
A 与 B 同时发生	A 与 B 之交	$A \cap B$ 或 AB , 乘运算
A 与 B 至少其中之一发生	A 与 B 之并	$A \cup B$, 并运算
A 发生但 B 不发生	A 与 B 之差	$A \setminus B$, 差运算
A 不发生(A 的补事件)	A 的补集	A^c
A 与 B 不同时发生(不相容)	A 与 B 不交	$A \cap B = \emptyset$

事件间的关系, 可以表为图 1.

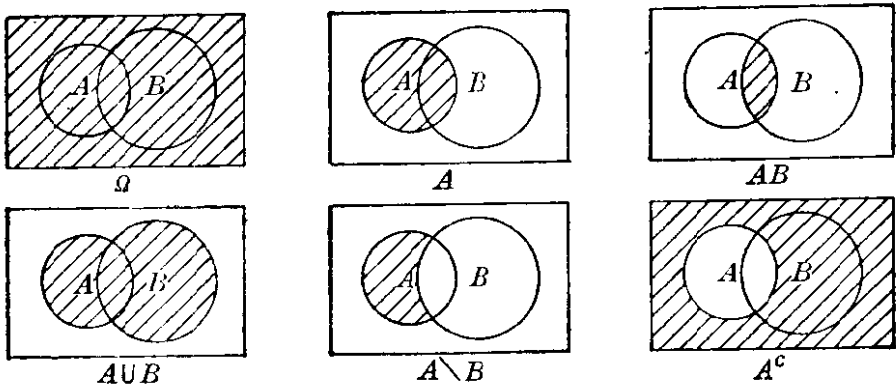


图 1

对于一串事件 $A_1, A_2, A_3, \dots$, 可定义两个新事件(即两个运算):

(i) 属于全部给定集合的点所组成的集合, 用 $\bigcap_{i=1}^{\infty} A_i$ 表示, 即

$$\bigcap_{i=1}^{\infty} A_i = \{\omega \mid \omega \in A_i, i=1, 2, \dots\}.$$

或记 $\bigcap_{i=1}^{\infty} A_i = A_1 A_2 A_3 \dots$, 称之为交. 它表示 $A_1, A_2, A_3, \dots$ 诸事件同时发生;

(ii) 由至少属于给定集中之一的诸点所组成的集合, 用 $\bigcup_{i=1}^{\infty} A_i$ 表示, 即

$$\bigcup_{i=1}^{\infty} A_i = \{\omega \mid \omega \in A_i, \text{至少对某一个 } i\}.$$

或记 $\bigcup_{i=1}^{\infty} A_i = A_1 \cup A_2 \cup \dots$, 称之为并. 它表示事件 $A_1, A_2, A_3, \dots$ 中至少有一个发生. 我们还可以用很明显的极限形式表达以上两个事件

$$\bigcup_{i=1}^{\infty} A_i = \lim_{n \rightarrow \infty} \bigcup_{i=1}^n A_i, \quad \bigcap_{i=1}^{\infty} A_i = \lim_{n \rightarrow \infty} \bigcap_{i=1}^n A_i.$$

显见, 当 $n \rightarrow \infty$ 时, $\bigcup_{i=1}^n A_i$ 不降 (即 $\bigcup_{i=1}^n A_i \subseteq \bigcup_{i=1}^{n+1} A_i$), 而 $\bigcap_{i=1}^n A_i$ 不增.

所以, 前者涨到 $\bigcup_{i=1}^{\infty} A_i$, 后者缩到 $\bigcap_{i=1}^{\infty} A_i$.

此外, 对事件 (A_i) 为有穷个或无穷个事件时, 都成立以下的运算:

$$\left(\bigcup_i A_i\right) B = \bigcup_i (A_i B),$$

$$\left(\bigcap_i A_i\right)^c = \bigcup_i A_i^c.$$

2. 古典概率

古典概率讨论的对象, 限于实验所有可能结果为有穷个等可能的情形. 这时, 样本空间 Ω 由 n 个简单事件组成. 若事件 B 由

m 个简单事件组成, 由直觉可以计算 E 的概率 $P(E) = \frac{m}{n}$, 这就是法国数学家拉普拉斯(P. S. M. de Laplace, 1749~1827)对古典概率作的定义. 让我们来计算打桥牌时, 分到西家一副 13 张不同点的牌之概率. 首先, 分到西家 13 张牌所有可能情况的副数等于 $O_{52}^{13} = \frac{52 \cdot 51 \cdot \dots \cdot 40}{13!} = 635013559600$ 副; 分到西家 13 张不同点的牌所有可能情况的个数即从 4 张 A 中抽一张, 4 张 K 中抽一张, ……., 所以总共可抽得 4^{13} 副不同点的牌. 从而, 所欲计算的概率等于

$$P = \frac{4^{13}}{O_{52}^{13}} \approx 0.0001057.$$

下面再举一个历史上有名的“得分问题”. 甲、乙两人各出同样的赌注, 用扔硬币为赌博手段. 若正面朝上(记为“+”), 甲得 1 分, 乙不得分; 若反面朝上(记为“-”), 乙得 1 分, 甲不得分. 谁先得到事前约定的分数, 谁就赢得全部赌注. 当进行到甲还差两分, 乙还差三分才能达到约定分数时, 他们不愿继续赌下去, 问这时如何公平分配全部赌注? 解此问题, 显然, 为确保能分出胜负, 最多需要再扔 4 次, 这 4 次的所有可能结果为: $\{(++++) , (+++-) , (++-+) , (++)- , (+-++) , (-+++), (+-+-) , (-++-), (-+-+), (---+), (---) , (+---) , (-+-+), (-+-+), (-+++) , (+---) , (-+-+), (---+)\}$, 其中使甲获胜(即至少两个“+”的情形)有 11 种, 使乙获胜(即至少三个“-”的情形)有 5 种, 故甲胜的概率为 $\frac{11}{16}$, 乙胜的概率为 $\frac{5}{16}$, 因而甲应得全部赌注的 $\frac{11}{16}$, 乙应得 $\frac{5}{16}$. 实际上, 前四种情形表示只需扔两次就可分胜负, 往下的六种情形表示需扔三次即可分胜负, 最后的六种表示非要扔四次才能决定胜负. 但如果这样考虑, 就不利于用古典概率进行计算了.

计算古典概率, 可以像上例那样, 采用穷举法数清事件里面所

含简单事件的个数. 借助于组合计算, 可以简化计算过程. 如上例中, “甲胜”事件所含简单事件个数为 $C_4^1 + C_4^3 + C_4^2 = 11$. 需要强调的是, 这里应十分注意“等可能”这个性质, 即每个简单事件具有相同的概率. 历史上, 法国数学家达朗贝尔(J. L. R. D'Alembert, 1717~1783)在考虑掷两个硬币的实验中, 曾错误地认为“出现一个正面朝上一个反面朝上”的概率为 $\frac{1}{3}$. 事实上, 此实验有 $\{(++), (+-), (-+), (--)\}$ 四个等可能的简单事件, 而事件一反一正含 $(+-)$ 、 $(-+)$ 两个简单事件, 其概率应为 $\frac{1}{2}$.

在古典概率模型中, 可把事件 A 的概率 $P(A)$ 看成事件 A 的函数, 它具有下列三个性质:

(i) 对于任意事件 A , 有 $0 \leq P(A) \leq 1$;

(ii) 必然事件 Ω 的概率 $P(\Omega) = 1$;

(iii) 若 A 、 B 不相容, 其中至少一个发生即 $A \cup B$ (或记为 $A+B$, 对不相容的情形) 的概率为 $P(A+B) = P(A) + P(B)$.

性质(iii)是计算概率的重要法则. 例如, 有一批产品, 总数为 1000 件, 其中 10 件为废品, 从这 1000 件中随意抽出 20 件, 求这 20 件中有废品的概率. 用 A 表示这一事件, 如直接计算 A 的概率, 就要依次计算 20 件中恰有 1 个、2 个、……直至 10 个为废品的概率, 再求这些概率之和. 但 A 的补事件 A^c 是这 20 件中无一废品. 由性质(ii)、(iii)知 $P(A) + P(A^c) = P(\Omega) = 1$, 于是 $P(A) = 1 - P(A^c)$, 而计算 $P(A^c)$ 是很容易的, 它等于 $\frac{C_{990}^{20}}{C_{1000}^{20}}$, 故 $P(A) = 1 - \frac{C_{990}^{20}}{C_{1000}^{20}}$.

3. 几何概率

在建立古典概率的同时, 人们就注意到只考虑有穷个简单事件构成的样本空间是不够用的. 把等可能思想应用到含无穷个点

的样本空间, 就产生了几何概率. 其基本思想可以表述为: 设 Ω 是平面上一个可求面积的区域, 其面积记为 $\mu(\Omega)$. 设 Ω 中的子集 A (即事件) 的面积为 $\mu(A)$. 随意扔一个点到 Ω 中, 按照等可能性的思想, 可以认为落入 Ω 中子集 A 的概率等于这个子集的面积与 $\mu(\Omega)$ 之比, 即

$$P(A) = \frac{\mu(A)}{\mu(\Omega)}.$$

下面的蒲丰 (G. L. de Buffon, 1707~1788) 投针问题是一个应用几何概率的典型例子. 设平面上有一族平行线, 每相邻两条之间的距离为 2 单位. 取单位长的针一枚, 随意把它扔到平面上, 求针与直线相交的概率. 用 x 表示针的中点到离它最近的一条平行线的距离, 用 θ 表示针与此平行线的夹角 (如图 2). (x, θ) 完全决定针所落的位置. 针的所有可能位置为 $0 \leq x \leq 1, 0 \leq \theta < \pi$ (即图 3 所示的矩形里的每一个点), 矩形的面积为 π . 针与直线相交的充分必要条件是 $x \leq \frac{1}{2} \sin \theta$, 这一不等式相应于图 3 中的阴影部分, 其面积等于 $\frac{1}{2} \int_0^\pi \sin \theta d\theta = 1$. 用 A 表示事件“针与直线相交”, 则 $P(A) = \frac{1}{\pi}$. 利用这一公式, 重复 n 次投针, 计数它与直线相交的次数 m , 则当 n 很大时, 相交的频率 $\frac{m}{n}$ 可以作为 $P(A) = \frac{1}{\pi}$ 的近似 (参看下节的讨论). 虽然这样做既费时, 又不精确, 但这一思想有可取之处, 特别在有了电子计算机之后, 可以用电子计算机模拟投针试验, 计算 π 的近似值, 这就显出其优越性了. 许多与此

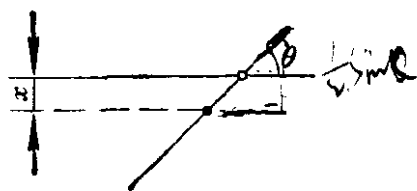


图 2

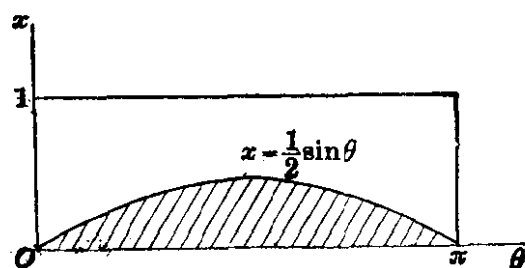


图 3

例相象的问题,表面上看来和概率毫不相干,但可用几何概率加以解决.

4. 概率的一般定义

数学科学的发展,总是结合着实际,把具体的对象扩展到抽象的对象,把特殊的事物推广到一般的事物.首先我们来考虑等可能性的假设.因为利用等可能性曾经遇到了悖论,从而引起人们注意到在一般情形下,等可能性这个前提是否必要.下面先介绍这个悖论(贝特朗(Bertrand)悖论):

在半径为 1 的圆内随意取一弦,计算此弦的长超过圆内接等边三角形边长 $\sqrt{3}$ 的概率.

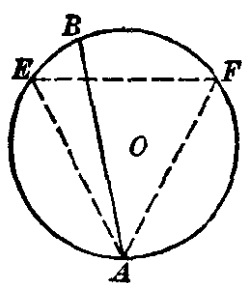


图 4

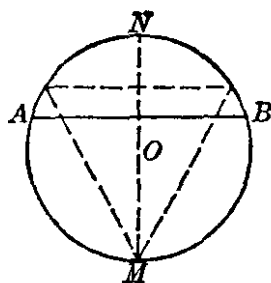


图 5

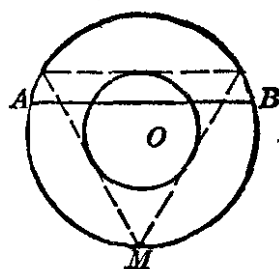


图 6

解此题有三种考虑方法:

如图 4, AB 为弦. 不失一般性, 把弦的一端 A 固定, 令点 B 在圆周上移动. 显然, 当 B 点在 $\widehat{EF}$ 上时, AB 的长超过 $\sqrt{3}$, 而 $\widehat{EF}$ 为圆周的 $\frac{1}{3}$, 故所求概率为 $\frac{1}{3}$.

如图 5, 弦 AB 的长与它与圆心 O 的距离有关, 而与它的方向无关. 因此, 可设它垂直于某个直径, 不妨设此直径为 MN . 由图 5 看出, 当且仅当弦与圆心的距离小于 $\frac{1}{2}$ 时, 弦的长大于 $\sqrt{3}$. 因此, 所求概率为 $\frac{1}{2}$.

如图 6, 弦的长被它的中点所决定, 从图中可以看出, 当且仅

当中点在半径为 $\frac{1}{2}$ 的同心圆内时, 弦长大于 $\sqrt{3}$. 但这个同心圆的面积为大圆面积的 $\frac{1}{4}$, 故所求概率为 $\frac{1}{4}$.

这个悖论的根源, 在于取弦时采用了不同的等可能性, 图 4 是把 B 点在圆周上看成有等可能性, 图 5 是把弦中点在直径上看成有等可能性, 而图 6 则把弦的中点在圆内看成有等可能性. 由此例看出, 等可能性引起了怪现象!

在一些具体的例子如掷骰子实验中, 人们还对事物加以理想化, 如假设骰子为一个绝对对称的正六面体. 但是, 现实中这种纯而又纯的事物是不存在的. 更深一步, 即使存在绝对对称的骰子, 但由于各人的掷法不同, 也会破坏等可能性. 此外, 我们对每个点出现的概率规定为 $\frac{1}{6}$, 这是出于人们的常识. 但对常识需要有直观的解释, $\frac{1}{6}$ 应该给出每个点大概要出现的机会的一个度量, 而这个度量在经验上与多次掷骰子时某个点出现的频率相联系. 更一般地, 令 E 表示“所出现的结果小于 5 点”, 设我们重复掷 n 次骰子, 令 $N_n(E)$ 表示这 n 次结果中 E 出现的次数, 于是 E 出现的频率 $Q_n(E) = N_n(E)/n$, 我们有理由取 $Q_n(E)$ 作为事件 E 出现的度量. 当然 $Q_n(E)$ 与 n 有关, 而且当 n 增多时, $Q_n(E)$ 不断地在摆动, 甚至摆动很大. 但若 n 趋于无穷, 随着 n 的增大, 序列 $Q_n(E)$ 是否能在一个固定值的很小范围内摆动呢? 也就是 $Q_n(E)$ 是否稳定到一个固定值呢? 深究起来, 我们不能答覆此问题, 因为这是一个永不完结的实验. 但在数学上, 我们可以理想化而规定这个极限存在, 并记其极限为 $Q(E)$, 这就是 $Q(E) = \lim_{n \rightarrow \infty} Q_n(E)$, 并称 $Q(E)$ 为事件 E 的直觉极限频率. 但这个极限, 更深究起来, 仍然与所取的具体的实验序列有关, 即对第一个人作的实验(假定可以作)与第二个人, 第三个人……所作的实验来说, 不能保证他们能得到相同极限. 然而, 从实际的直觉, 我们需要有一个衡量事件 E 出现的机会的度量, 而这个度量将比只作一次 $n \rightarrow \infty$ 的实验所得

的记录要含有更多的东西. 一个能够维持下去的以频率为基础的理论需要假定: 对一切“相类似”的序列而言, 上述极限都是一样的等于 $Q(E)$. 但这一假设里, “相类似”的含义还是不明确的. 所以, 这种办法只在一定范围内可以有效, 而且, 在直觉的常识范围内它具有诱惑力. 这里, 我们不去穷追此问题. 下面将对事件 E 的概率给以合理的定义, 在此定义下所得到的概率理论中可以证明一个基本定理: 在某些条件下, 事件 E 的频率 $\frac{N_n(E)}{n}$, 对实际所有能考虑到的序列而言, 它的极限是存在的, 且等于事件 E 的概率. 这个定理就是大数定理, 它是一切实验科学应用概率论的基础, 而且, 在理论上验证了以频率来解释概率的直觉观念.

设 Ω 为样本空间, 其中的事件具有样本空间里关于事件间的一切关系及运算. 我们定义每个事件 E 的概率 $P(E)$ 为 0 与 1 之间的实数, 它度量 E 发生的机会. 这种度量, 犹如力学中的质量的度量或几何学中距离的度量, 是事件所固有的性质. 至于这些度量等于什么, 怎样测出来的, 用不着再作其它假定. 但当人们真需要知道概率数值时, 就需要人们的经验及统计方法来定出. 为了演算和推理, 概率或称概率测度应具有初等概率所具有的三个性质, 我们把这三个性质作为规定(公理):

(i) 对每个事件 $E(\subset \Omega)$, $P(E) \geq 0$;

(ii) 对任意两个不相容事件 E_1, E_2 , 它们的并(即至少有一个发生的事件) $E_1 + E_2$ 的概率满足:

$$P(E_1 + E_2) = P(E_1) + P(E_2);$$

(iii) $P(\Omega) = 1$.

由以上三条公理, 可以推出以下的性质:

(iv) 对任意事件 E , $P(E) \leq 1$.

这是因为, E 与其补事件 E^c 之并等于样本空间 Ω , 即 $E + E^c = \Omega$; 于是, 由 (ii) 知 $P(E) + P(E^c) = P(\Omega) = 1$, 从而, 由 (i) 知 $P(E) = 1 - P(E^c) \leq 1$.

(v) 对任意两个事件 E_1, E_2 , 且 $E_1 \subset E_2$, 则有

$$P(E_1) \leq P(E_2), \quad P(E_2 \setminus E_1) = P(E_2) - P(E_1).$$

这是因为 $E_2 = E_1 + (E_2 \setminus E_1)$, 于是 $P(E_2) = P(E_1) + P(E_2 \setminus E_1) \geq P(E_1)$.

(vi) 对任意有穷个事件 $E_1, E_2, \dots, E_n$ 且两两不相容, 有下列的有穷可加性:

$$P(E_1 + E_2 + \dots + E_n) = P(E_1) + P(E_2) + \dots + P(E_n).$$

(vii) 对任意有穷个事件 $E_1, E_2, \dots, E_n$, 恒成立下列布尔不等式:

$$P(E_1 \cup E_2 \cup \dots \cup E_n) \leq P(E_1) + \dots + P(E_n).$$

这是因为, 当 $n=2$ 时, $E_1 \cup E_2 = E_1 \cup E_1^c E_2$, 对右边可用公理(ii), 得 $P(E_1 \cup E_2) = P(E_1) + P(E_1^c E_2)$; 但 $E_1^c E_2 \subset E_2$, 再用公理(v), 即得 $P(E_1 \cup E_2) \leq P(E_1) + P(E_2)$. 对一般的 n , 可用数学归纳法来证.

(viii) 对任意两个事件 E_1, E_2 , 有

$$P(E_1 \cup E_2) + P(E_1 \cap E_2) = P(E_1) + P(E_2).$$

这是因为, $P(E_1 \cup E_2) = P(E_1) + P(E_1^c E_2)$, 但 $E_1^c E_2 = E_2 \setminus E_1 \cap E_2$, 故有 $P(E_1 \cup E_2) = P(E_1) + P(E_2) - P(E_1 \cap E_2)$.

为了应付更广泛的情形, 我们将把公理(ii)加以强化. 这种强化是符合客观实际的, 而且由它推得的结论也是合理的. 公理(ii)及其直接推论(vi)可强化为“可列可加性”公理:

(ii*) 对两两不相容的事件的无穷序列 E_i (其中 $i=1, 2, \dots$), 有

$$P\left(\bigcup_{i=1}^{\infty} E_i\right) = \sum_{i=1}^{\infty} P(E_i).$$

注意, $\bigcup_{i=1}^{\infty} E_i$ 仍是事件, 它是诸 E_i (其中 $i=1, 2, \dots$) 中至少一个发生的事件.

如果 Ω 为有穷个点构成的, 则(ii*)化为(ii). 但是, 重要的是可列可加性不能由有穷可加性(vi)令 $n \rightarrow \infty$ 而得到. 现在让我们

看一看: 有穷可加性可写为

$$P\left(\bigcup_{i=1}^n E_i\right) = \sum_{i=1}^n P(E_i), \quad E_i \text{ 两两不相容 } (i=1, \dots, n).$$

当 n 增加时, 右方是非降的, 而且其和不超过 1, 故右方有极限

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{i=1}^n P(E_i) = \sum_{i=1}^{\infty} P(E_i). \quad \text{于是, 由上式得}$$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P\left(\bigcup_{i=1}^n E_i\right) = \sum_{i=1}^{\infty} P(E_i).$$

欲使此等式化为可列可加性, 需成立下列关系:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P\left(\bigcup_{i=1}^n E_i\right) = P\left(\bigcup_{i=1}^{\infty} E_i\right) = P\left(\lim_{n \rightarrow \infty} \bigcup_{i=1}^n E_i\right).$$

但是, 此式两端需要运算 “ $\lim$ ” 与 “ P ” 可以互换. 如果读者学过微积分, 就会知道这种互换不是随便可以进行的, 而是有条件的.

二、基本性质

1. 事件的独立性

独立性是概率论特有的概念. 考虑“甲扔硬币, 乙掷骰子”的实验, 求事件“硬币出现正面、并且骰子出现 5 或 6 点”的概率, 若把“硬币出现正面”记作事件 A , “骰子出现 5 或 6 点”记作事件 B , 则欲求的概率就是事件 $A \cap B$ 的概率. 整个实验的简单事件的总个数为 12, 而且是等可能的. A 所含简单事件的个数为 6, B 所含简单事件的个数为 4 (即, (正, 5), (反, 5), (正, 6), (反, 6)), 而 $A \cap B$ 所含简单事件的个数为 2, 于是 $P(A) = \frac{6}{12} = \frac{1}{2}$, $P(B) = \frac{4}{12} = \frac{1}{3}$, $P(A \cap B) = \frac{2}{12} = \frac{1}{6}$. 由此可知 $P(A \cap B) = P(A)P(B)$. 对于任意两个事件 A 和 B , 如果它们各自发生的概

率与它们同时发生的概率满足 $P(A \cap B) = P(A)P(B)$, 则称它们为相互独立的. 结合上例, 独立性这一定义与直观是一致的, 因为甲和乙作实验是单独进行而互不影响的.

对于 n 个事件 $A_1, A_2, \dots, A_n$, $n \geq 2$, 如果对所有可能的 $1 \leq i_1 < i_2 < \dots < i_l \leq n$ (其中 $2 \leq l \leq n$), 都成立

$$P\left(\bigcap_{j=1}^l A_{i_j}\right) = \prod_{j=1}^l P(A_{i_j}),$$

则称这 n 个事件相互独立. 以上的关系式需要对 $l=2, \dots, n$ 和任意 $1 \leq i_1 < i_2 < \dots < i_l \leq n$ 都成立, 缺一不可. 这可由下面的例子说明: A, B, C 三个事件是两两相互独立, 但非相互独立. 考虑一个正四面体, 一面为红色, 一面为蓝色, 一面为黄色, 剩下的那面为红、蓝、黄三色. 以 A, B, C 分别表示掷四面体时, 朝下的一面出现红、蓝、黄的事件. 于是 $P(A) = P(B) = P(C) = \frac{1}{2}$, 且 $P(AB) = P(AC) = P(BC) = \frac{1}{4}$. 由此知 A, B, C 两两相互独立. 但 $P(ABC) = \frac{1}{4}$, $P(A)P(B)P(C) = \frac{1}{8}$, 不满足 $n=l=3$ 所要求的条件, 所以事件 A, B, C 不相互独立.

[例] (伯努利(Jacob Bernoulli, 1654~1705)实验)对相同条件下重复的同一实验, 独立性是很有用的. 例如重复扔硬币 n 次, $n \geq 2$, 则整个重复试验的结果是由“正面”、“反面”组成的长为 n 的序列, 我们常常把“正”、“反”分别量化为“1”, “0”, 或“1”, “-1”. 现采取前面一种量化, 于是重复扔硬币 n 次的实验结果是由“0”、“1”组成的长为 n 的序列. 例如 $n=9$, (110010100) 就是一个结果. 对重复扔 n 次, 一共有 2^n 个这样的序列. 由对称性假设及独立性, 每一个简单事件即出现某一“0”、“1” n 序列的概率为 $\frac{1}{2^n}$. 如果把对称性假设去掉(有这类的实际问题), 并设出现 1 的概率为 $p \left(\neq \frac{1}{2} \right)$, 而出现 0 的概率自然是 $1-p$ (记为 q), 现在用数学公式来表示, 设 X_i 为这 n 次重复试验中的第 i 次的结果,