

数模与电算基础

(化学化工专用)

下 册

程光铖 编著

一九八〇年六月

目 次

下 册

第三篇 概率论与数理统计基础

第十一章 概率论的基本概念	(1)
第一节 随机事件的概率.....	(1)
第二节 概率的运算.....	(3)
§ 2 · 1 概率的加法法则.....	(3)
§ 2 · 2 概率的乘法法则.....	(4)
第十二章 随机变量及其描述	(6)
第一节 分布函数与密度函数.....	(6)
第二节 随机变量的数学特征.....	(9)
§ 2 · 1 数学期望.....	(9)
§ 2 · 2 方差.....	(10)
§ 2 · 3 随机变量的标准化变换.....	(12)
第三节 随机变量的几种重要分布.....	(12)
§ 3 · 1 正态分布及其计算程序.....	(12)
§ 3 · 2 χ^2 分布及其计算程序.....	(20)
§ 3 · 3 t 分布及其计算程序.....	(24)
§ 3 · 4 F 分布及其计算程序.....	(28)
第十三章 参数估计	(32)
第一节 基本概念.....	(32)
§ 1 · 1 母体与子样.....	(32)
§ 1 · 2 子样均值及其计算.....	(33)
§ 1 · 3 子样方差及其计算.....	(35)
第二节 点估计.....	(37)
第三节 区间估计.....	(40)
§ 3 · 1 正态母体数学期望 μ 的区间估计 (σ 已知的情况)	(41)
§ 3 · 2 正态母体数学期望 μ 的区间估计 (σ 未知的情况)	(44)
§ 3 · 3 正态母体 σ^2 的区间估计	(47)

第十四章 统计假设检验	(50)
第一节 正态母体 $\mu = \mu_0$ 检验 (σ 已知的情况)	(50)
第二节 进行统计假设检验的一般原则	(55)
第三节 信度	(55)
§ 3 · 1 信度的意义与确定	(55)
§ 3 · 2 子样容量与母体方差之影响	(56)
第四节 其它几种典型的统计假设检验	(57)
§ 4 · 1 正态母体 $\mu = \mu_0$ 检验 (σ 未知的情况)	(57)
§ 4 · 2 正态母体 $\sigma = \sigma_0$ 检验	(60)
§ 4 · 3 两正态母体 $\sigma_1 = \sigma_2$ 检验	(65)
参考文献	(69)

第四篇 数学模型的建立

第十五章 建立数学模型的一般途径	(71)
第十六章 数据的预处理	(75)
第一节 数据分布的统计分析	(75)
§ 1 · 1 实验数据的误差	(75)
§ 1 · 2 数据分布的数字特征	(77)
§ 1 · 3 不可靠数据的舍弃	(77)
§ 1 · 4 均值与方差的统计检验	(79)
§ 1 · 5 计算程序	(79)
§ 1 · 6 实例	(81)
第二节 因子分析	(82)
§ 2 · 1 问题的提出	(82)
§ 2 · 2 方法介绍	(83)
§ 2 · 3 计算程序	(90)
§ 2 · 4 实例——压力对反应速度之影响	(91)
第三节 插值	(93)
§ 3 · 1 问题的提出	(93)
§ 3 · 2 Lagrange (拉格朗日) 插值	(93)
§ 3 · 3 样条函数插值	(94)
§ 3 · 4 计算程序	(96)
§ 3 · 5 实例——甲烷在不同压力下的沸点	(98)
§ 3 · 6 实例——化学反应平衡常数的计算	(99)
第十七章 模型函数的选择	(103)
第一节 经验模型函数	(103)
§ 1 · 1 化直法	(103)

§ 1 · 2 典型函数对比法	(105)
第二节 理论模型	(108)
§ 2 · 1 均相反应动力学模型的实例	(108)
§ 2 · 2 气固催化反应动力学模型的实例	(109)
第三节 半经验模型	(111)
§ 3 · 1 比较计算法概要	(111)
§ 3 · 2 比较计算模型的实例——反应速度及沸点的计算	(113)
第十八章 模型的参数估计	(116)
第一节 一元线性代数模型	(116)
§ 1 · 1 一般方法	(116)
§ 1 · 2 计算程序	(133)
§ 1 · 3 实例——活化能与压力关系的回归方程	(135)
第二节 多元线性代数模型	(135)
§ 2 · 1 一般方法	(135)
§ 2 · 2 计算程序	(140)
§ 2 · 3 实例——幂级数型动力学方程之建立	(141)
第三节 非线性代数模型	(143)
§ 3 · 1 通过化为线性模型的参数估计	(143)
§ 3 · 2 不通过化为线性模型的参数估计	(154)
第四节 微分方程模型	(159)
第十九章 模型的鉴别与筛选	(161)
第一节 一般原则	(161)
第二节 鉴别与筛选的具体方法	(161)
§ 2 · 1 参数的物理意义	(161)
§ 2 · 2 模型在极限情况下的性质	(163)
§ 2 · 3 诊断参数	(167)
§ 2 · 4 方差分析	(171)
§ 2 · 5 残差分析	(186)
第二十章 实验设计简介	(189)
第一节 模型筛选实验设计	(189)
第二节 参数估计实验设计	(193)
参考文献	(196)

第三篇 概率论与数理统计基础

第十一章 概率论的基本概念

第一节 随机事件的概率

在自然界中的各种现象，概括说来可分为两类。一类称做确定性现象，此类现象的特点是只要实现一定的条件，必然会产生某种确定的结果。另一类称做随机现象，其特点是在一定的条件下，可能出现这样的结果，也可能出现那样的结果。或者说，就某一特定的结果而言，它可能出现也可能不出现。对于随机现象，虽然在进行一次观测时会出现这种不确定性或偶然性，但是当人们在同一条件下多次重复观测，就会发现，在偶然性的表面现象背后隐藏着必然性的规律，即统计规律。概率论和数理统计就是研究这些规律的学科。

我们把在一定条件下对随机现象的观测称为试验，并把试验的结果叫做事件。事件常用拉丁字母A、B、C……表示。设进行了n次试验，其中某事件A出现n_A次，则 $\frac{n_A}{n}$ 叫做该事件出现的频率记做W{A}，即

$$W\{A\} = \frac{n_A}{n} \quad (11-1)$$

对于相同的试验而言，随着试验次数n的增加，人们会发现频率将围绕某一个定数摆动，此定数称为事件A的概率，记做P{A}。P{A}是事件A出现可能性的数量表征，W{A}是P{A}的近似值。

根据频率与概率的定义，可以认为对于任何事件A恒有：

$$0 \leq P\{A\} \leq 1 \quad (11-2)$$

在试验中必须出现的事件称为必然事件，一般用U表示。由于n_U=n，故

$$W\{U\} = \frac{n_U}{n} = 1$$

于是有

$$P\{U\} = 1 \quad (11-3)$$

在试验中一定不出现的事件称为不可能事件，一般用V表示。由n_V=0，可知

$$W\{V\} = 0$$

因此

$$P\{V\} = 0 \quad (11-4)$$

如果有两个事件A与B，则在事件B发生的条件下事件A发生的概率，称做在B条件下A的概率记做 $P\{A|B\}$ 。

现讨论事件A与事件B之间可能存在的几种关系：

(1) 包含：如B发生则A必发生，我们就称A包含B记做 $B \subset A$ 。

(2) 等价：如A与B相互包含，即 $B \subset A$ 同时 $A \subset B$ ，则称A与B等价，记做 $A = B$ 。

(3) 和：A与B至少有一个发生的事件叫做事件A与事件B之和，记做 $A \cup B$ 。类似地可定义n个事件 A_1, A_2, \dots, A_n 中至少有一个发生的事件为事件 A_1, A_2, \dots, A_n 的和记做

$$A_1 \cup A_2 \cup A_3 \cup \dots \cup A_n$$

或

$$\bigcup_{i=1}^n A_i$$

同样可定义可数个事件 $A_1, A_2, \dots, A_n, \dots$ 中至少有一个发生的事件为事件 $A_1, A_2, \dots, A_n, \dots$ 的和，记做

$$\bigcup_{i=1}^{\infty} A_i$$

(4) 积：A与B都发生的事件叫做事件A与事件B之积，记做 $A \cdot B$ 。类似地可定义n个事件 A_1, A_2, \dots, A_n 都发生的事件为事件 A_1, A_2, \dots, A_n 的积记做

$$A_1 \cdot A_2 \cdot A_3 \cdot \dots \cdot A_n$$

或

$$\prod_{i=1}^n A_i$$

同样可定义可数个事件 $A_1, A_2, \dots, A_n, \dots$ 都发生的事件为可数个事件之积记做

$$\prod_{i=1}^{\infty} A_i$$

(5) 互不相容：如A与B不可能同时发生，则称A与B是互不相容的。显然，如A与B互不相容则：

$$A \cdot B = V \quad (11-5)$$

(6) 互不相容事件和：若A与B互不相容，则其和记做 $A + B$ 。推广之，若 A_1, A_2, \dots, A_n 彼此不相容，则其和记做

$$A_1 + A_2 + \dots + A_n$$

或

$$\sum_{i=1}^n A_i$$

可数个彼此互不相容的事件的和记做

$$\sum_{i=1}^{\infty} A_i$$

(7) 对立: 事件A不发生的事件, 称做A的对立事件, 记做 \bar{A} (读做“非A”), 显然, A与 \bar{A} 中必有一个发生, 而不可能同时发生:

$$A \cup \bar{A} = U \quad (11-6)$$

$$A \bar{A} = V \quad (11-7)$$

(8) 定备事件组: 如n个事件 A_1, A_2, \dots, A_n 中必有一个发生, 但任何两个都不能同时发生, 则称这n个事件构成一个定备事件组, 显然

$$A_1 \cup A_2 \cup \dots \cup A_n = U \quad (11-8)$$

$$A_i A_j = V \quad (i=1, 2, \dots, n, j=1, 2, \dots, n, i \neq j) \quad (11-9)$$

(9) 独立: 如果事件B的发生与否, 对事件A发生的概率无影响:

$$P\{A|B\} = P\{A\} \quad (11-10)$$

则称事件A独立于B。

第二节 概率的运算

§ 2·1. 概率的加法法则

概率的加法法则可表述为:

$$P\{A \cup B\} = P\{A\} + P\{B\} - P\{AB\} \quad (11-11)$$

对此法则可以这样来理解: 设如图11—1所示, 共进行了n次试验, 其中,

A出现而B不出现有 n_1 次,

A不出现而B出现有 n_2 次,

A、B都出现有 n_3 次,

A、B都不出现有 n_4 次,

由于只可能出现以上四种情况所以

$$n_1 + n_2 + n_3 + n_4 = n$$

根据频率之定义并参照图11—1可知

$$W\{A\} = \frac{n_1 + n_3}{n}$$

$$W\{B\} = \frac{n_2 + n_3}{n}$$

$$W\{AB\} = \frac{n_3}{n}$$

$$W\{A \cup B\} = \frac{n_1 + n_2 + n_3}{n}$$

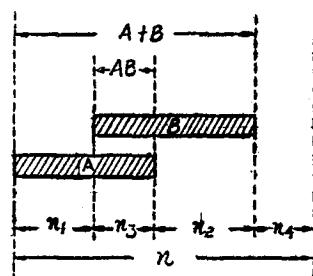


图11—1, 概率的加法法则与乘法法则

故

$$W\{A \cup B\} = W\{A\} + W\{B\} - W\{AB\} \quad (11-12)$$

在上式中, 把各事件的频率换成它的概率即得(11-11)。

下面给出加法法则的推论:

(1) 设A、B是两个互不相容事件, 则

$$P\{A+B\} = P\{A\} + P\{B\} \quad (11-13)$$

证：由假设有 $AB = V$, 而 $P\{AB\} = P\{V\} = 0$, 由 (11-11) 即得 (11-13)

(2) 设 A_1, A_2, \dots, A_n 是两两互不相容事件，则

$$P\{A_1 + A_2 + \dots + A_n\} = P\{A_1\} + P\{A_2\} + \dots + P\{A_n\} \quad (11-14)$$

或写成

$$P\left\{\sum_{i=1}^n A_i\right\} = \sum_{i=1}^n P\{A_i\}$$

$$\begin{aligned} \text{证: } P\{A_1 + A_2 + \dots + A_n\} &= P\{A_1 + (A_2 + \dots + A_n)\} = P\{A_1\} + P\{A_2 + \dots + A_n\} \\ &= \dots = P\{A_1\} + P\{A_2\} + \dots + P\{A_n\} \end{aligned}$$

此外，如我们有可数个两两互不相容的随机事件 $A_1, A_2, \dots, A_n, \dots$, 则有

$$P\left\{\sum_{i=1}^{\infty} A_i\right\} = \sum_{i=1}^{\infty} P\{A_i\}$$

(3) 如果 $A \subset B$, 则

$$P\{A\} \leq P\{B\} \quad (11-15)$$

证：因 $B = A + B\bar{A}$, 由 (11-13) 得 $P\{B\} = P\{A\} + P\{B\bar{A}\}$, 而 $P\{B\bar{A}\} \geq 0$, 故得 (11-15)。

$$(4) \quad P\{A\} = 1 - P\{\bar{A}\} \quad (11-16)$$

证：我们有 $A + \bar{A} = U$, $A\bar{A} = V$, 于是有 $P\{A + \bar{A}\} = 1$, $P\{A\} + P\{\bar{A}\} = 1$

§ 2·2 概率的乘法法则

概率的乘法法则可表述为

$$P\{AB\} = P\{A\} \cdot P\{B|A\} = P\{B\} \cdot P\{A|B\} \quad (11-17)$$

自图 11-1 可知，在事件 A 发生的条件下，事件 B 发生频率为 $n_3/(n_1 + n_3)$, 记做 $W\{B|A\}$, 称做条件频率:

$$W\{B|A\} = \frac{n_3}{n_1 + n_3} = \frac{n_3/n}{(n_1 + n_3)/n} = \frac{W\{AB\}}{W\{A\}}$$

类似地可得

$$W\{A|B\} = \frac{n_3}{n_2 + n_3} = \frac{n_3/n}{(n_2 + n_3)/n} = \frac{W\{AB\}}{W\{B\}}$$

把以上两式中各事件的频率换成概率，条件频率换成条件概率即得 (11-17)，而且有

$$P\{B|A\} = \frac{P\{AB\}}{P\{A\}} \quad (P\{A\} > 0)$$

和

$$P\{A|B\} = \frac{P\{AB\}}{P\{B\}} \quad (P\{B\} > 0)$$

下面给出乘法法则的推论

(1) 若 A 独立于 B, 则

$$P\{AB\} = P\{A\} \cdot P\{B\} \quad (11-18)$$

证：由 $P\{A|B\} = P\{A\}$ 与 $P\{AB\} = P\{B\}P\{A|B\}$ 即得。

(2) 若A独立于B，则B也独立于A。

证：由 $P\{AB\} = P\{A\}P\{B\} = P\{A\}P\{B|A\}$ 得 $P\{B|A\} = P\{B\}$ 。换言之，两事件A、B的独立性是相互的。我们可以把两事件A与B相互独立定义为：若A与B满足条件 $P\{AB\} = P\{A\}P\{B\}$ 则称A与B是相互独立的。

(3) 若A与B相互独立，则 A 与 \bar{B} ， \bar{A} 与 B ， \bar{A} 与 \bar{B} 也相互独立。

证：略

(4) 设 $A_1, A_2 \dots A_n$ 是n个事件， $i_1, i_2 \dots i_k$ 是k个自然数，而且 $1 \leq i_1 < i_2 < \dots < i_k \leq n$ ，若

$$P\{A_{i_1} A_{i_2} \dots A_{i_k}\} = P\{A_{i_1}\}P\{A_{i_2}\} \dots P\{A_{i_k}\} \quad (11-19)$$

($k = 2, 3 \dots n$)

则称 $A_1, A_2, \dots A_n$ 是整体独立的。特别是当 $k = n$ ，即 $i_1 = 1, i_2 = 2, \dots i_n = n$ 时，有

$$P\{A_1 A_2 \dots A_n\} = P\{A_1\}P\{A_2\} \dots P\{A_n\} \quad (11-20)$$

(11-19)

第十二章 随机变量及其描述

第一节 分布函数与密度函数

试验的结果（特别是在科技领域内）大多借助于试验中某个或某些变量取得之值，用数量的形式表示出来。表徵这种随机试验结果的变量称为随机变量。如果这种随机变量只有一个，则称它是一维随机变量。相反，如果涉及的随机变量有 n 个 ($n > 1$)，而在所讨论的问题中又把它们作为一组同时加以考虑，则称这一组随机变量为 n 维随机变量。如随机变量至少在某一区间可连续取值，则称之为连续型随机变量。相反如随机变量只能取有限个或可数多个值，则称之为离散型随机变量。

首先从离散型随机变量讨论起。如前所述随机变量（用 ξ 表示）是随机事件的数量特征，故离散型随机变量在某一定条件下的某一次试验中究竟取何值是难以确定的，但若进行大量试验就会发现它取某个值 x 的频率（取值 x 的次数与试验总次数之比）围绕某一值摆动，这个值就叫做 ξ 取值 x 的概率用 $P\{\xi = x\}$ 表示。对于离散型随机变量 ξ ，如果我们知道 ξ 可能取的每个值 $x_1, x_2, \dots, x_n, \dots$ 以及分别取每个值的概率

$$\begin{aligned} p_1 &= P\{\xi = x_1\} \\ p_2 &= P\{\xi = x_2\} \\ &\vdots \\ p_n &= P\{\xi = x_n\} \end{aligned} \quad (12-1)$$

或

$$p_i = P\{\xi = x_i\} \quad (i = 1, 2, \dots, n)$$

那么从统计意义上讲，我们就已对离散型随机变量进行了描述。

上式称为离散型随机变量 ξ 的概率分布。根据此式及概率的加法法则不难看出，随机变量小于某 x 值的概率 $P\{\xi < x\}$ 是随机变量等于诸 x_i (而 x_i 满足 $x_i < x$) 的概率之和 $\sum_{x_i < x}$

$P\{\xi = x_i\}$ 。由此可见 $P\{\xi < x\}$ 是 x 的函数，称作 ξ 的分布函数，记作 $F(x)$ ，于是

$$F(x) = P\{\xi < x\} = \sum_{x_i < x} P\{\xi = x_i\} = \sum_{x_i < x} p_i \quad (12-2a)$$

显然，当 ξ 只取有限个值 x_1, x_2, \dots, x_n 时， $F(x)$ 是一个阶梯型的函数，如图12-1所示

自 (12-1) 和 (12-2a) 不难看出

$$\begin{aligned} P\{x_i \leq \xi < x_j\} &= P\{\xi < x_j\} - P\{\xi < x_i\} \\ &= F(x_j) - F(x_i) \end{aligned} \quad (12-2b)$$

随着离散型随机变量每相邻值的间隔逐渐减小，图12-1中每一阶梯的宽度也逐渐减小。当相邻值间隔趋于零时，离散型随机变量就过渡到连续型随机变量，而分布函

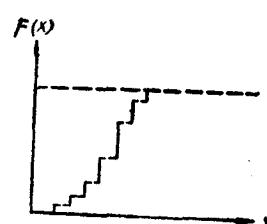


图12-1 离散型随机变量的分布函数

数曲线的形式也由阶梯过渡到一光滑曲线(图12—2)，于是(12—2a)右端的和 $\sum_{x_i < x} P_i$ 过渡到积分 $\int_{-\infty}^x f(x)dx$ ，其中 $f(x) \geq 0$ 。

设 $F(x)$ 是随机变量 ξ 的分布函数，如果存在非负函数 $f(x)$ 使得

$$F(x) = P\{\xi < x\} = \int_{-\infty}^x f(x)dx \quad (12-3)$$

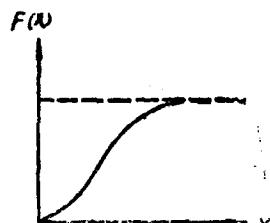


图12—2 连续随机变量的分布函数

则称 ξ 作连续型随机变量， $f(x)$ 称作连续型随机变量 ξ 的密度函数(或分布密度)。在 $f(x)$ 连续区有

$$f(x) = \frac{d}{dx} F(x) \quad (12-4a)$$

其次，当 $x_1 < x_2$ 时又有

$$\begin{aligned} P\{x_1 \leq \xi < x_2\} &= F(x_2) - F(x_1) \\ &= \int_{x_1}^{x_2} f(x)dx \end{aligned} \quad (12-4b)$$

当 dx 很小时，有

$$P\{x \leq \xi < x + dx\} = \int_x^{x+dx} f(x)dx = f(x)dx \quad (12-5)$$

如果 $dx \rightarrow 0$ ，由(12—5)可得

$$P\{\xi = x\} = 0 \quad (12-6)$$

由(12—3)还可得到

$$\int_{-\infty}^{\infty} f(x)dx = P\{\xi < \infty\} = 1$$

分布密度(密度函数)具有如图12—3之形式，自上式可知曲线与x轴所夹之面积等于1。

关于多维随机变量，我们只讨论二维的情况。设有二维随机变量 (ξ, η) ，如存在有非负的函数 $f(x, y)$ ，使得事件 $\xi < x$ 与事件 $\eta < y$ 同时发生的概率(即 $P\{\xi < x, \eta < y\}$)满足以下关系式

$$\begin{aligned} P\{\xi < x, \eta < y\} &= F(x, y) \\ &= \int_{-\infty}^x \int_{-\infty}^y f(x, y)dxdy \end{aligned} \quad (12-7)$$

则称 (ξ, η) 为二维连续型随机变量， $F(x, y)$ 称为 (ξ, η) 的联合分布函数， $f(x, y)$ 称为其联合密度函数。

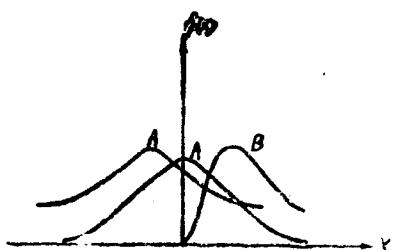


图12—3 常见的连续型随机变量密度函数示意图 A对称型 B非对称型

$F(x, y)$ 和 $f(x, y)$ 具有如下性质：

$$(1) \quad 1 \geq F(x, y) \geq 0$$

$$f(x, y) \geq 0$$

$$(2) \quad \frac{\partial^2}{\partial x \partial y} F(x, y) = f(x, y)$$

$$(3) \quad F(-\infty, y) = \lim_{x \rightarrow -\infty} F(x, y) = 0$$

$$F(x, -\infty) = \lim_{y \rightarrow -\infty} F(x, y) = 0$$

$$F(\infty, \infty) = \lim_{\substack{x \rightarrow \infty \\ y \rightarrow \infty}} F(x, y)$$

$$= P\{ \xi < \infty, \eta < \infty \} = 1$$

$$(4) \quad F(x, \infty) = \lim_{y \rightarrow \infty} F(x, y)$$

$$y \rightarrow \infty$$

$$= P\{ \xi < x, \eta < \infty \} = P\{ \xi < x \} = F_1(x) \quad (12-8)$$

在这里 $F_1(x)$ 为随机变量 ξ 取值小于 x (η 可取任意值) 之概率，因此就是 ξ 的分布函数，也可称为 (ξ, η) 的边际分布函数

令

$$f_1(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) dy \quad (12-9)$$

则

$$\begin{aligned} F_1(x) &= \int_{-\infty}^x \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) dx dy \\ &= \int_{-\infty}^x \left[\int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) dy \right] dx \\ &= \int_{-\infty}^x f_1(x) dx \end{aligned}$$

由此可知 $f_1(x)$ 就是 ξ 的密度函数。

同理

$$F(\infty, y) = P\{ \xi < \infty, \eta < y \} = P\{ \eta < y \} = F_2(y)$$

$$= \int_{-\infty}^y \left[\int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) dx \right] dy$$

$$= \int_{-\infty}^y f_2(y) dy$$

式中 $F_2(y)$ 为 η 的分布函数，或 (ξ, η) 的边际分布函数。 $f_2(y)$ 为 η 的密度函数。

(5) 如果对于任何实数 x, y ，事件 $(\xi < x)$ 和事件 $(\eta < y)$ 独立，则称 ξ 与 η 为独

立的随机变量，此时

$$P\{\xi < x, \eta < y\} = P\{\xi < x\} \cdot P\{\eta < y\}$$

$$F(x, y) = F_1(x)F_2(y)$$

$$f(x, y) = f_1(x)f_2(y)$$

$z = f(x, y)$ 是一张曲面，称为密度函数曲面（见图 12—4）它的形状象是一顶草帽。曲面与 xy 平面所夹之面积等于 1。在该图中所绘柱体之体积等于随机变量取值于 S 范围内的概率。

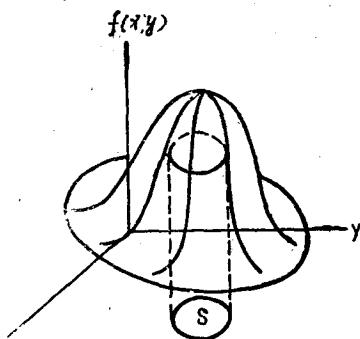


图 12—4 二维随机变量的密度函数曲面示意图

第二节 随机变量的数字特征

§ 2·1 数学期望

为了简便地描述随机变量概率的分布情况，有时我们可以不必给出其分布函数或密度函数，而只给出它们的一些特微量。这些特微量中最常用的就是数学期望和方差。

随机变量 ξ 的数学期望又叫做均值，记做 $E\{\xi\}$ 。对离散型随机变量，其定义为：

$$\begin{aligned} E\{\xi\} &= x_1 \cdot P\{\xi = x_1\} + x_2 \cdot P\{\xi = x_2\} + \dots + x_n \cdot P\{\xi = x_n\} \\ &= \sum_{i=1}^n x_i P_i \end{aligned} \quad (12-10)$$

从这一定义可以看出：数学期望就是随机变量 ξ 所取的诸值 x 的以 P_i 为权的加权平均（注意 $\sum_{i=1}^{\infty} P_i = 1$ ）。

与此相应，对连续型随机变量，其 $E\{\xi\}$ 之定义为：

$$E\{\xi\} = \int_{-\infty}^{\infty} xf(x)dx \quad (12-11)$$

显然它也是在 ξ 的全部可能取值范围 $(-\infty, \infty)$ 内，考虑到 x 为不同值时密度函数不同这一情况，所求之平均值。

对于连续型随机变量之函数，也有类似的定义。

设 $g(\xi)$ 是 ξ 的连续单值函数，则 $g(\xi)$ 之数学期望为

$$E\{g(\xi)\} = \int_{-\infty}^{\infty} g(x)f(x)dx \quad (12-12)$$

设 $\zeta(\xi)$ 是二元随机变量 (ξ, η) 的连续单值函数，则 $g(\xi, \eta)$ 之数学期望为

$$\{g(\xi, \eta)\} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} g(x, y)f(x, y)dxdy \quad (12-13)$$

数学期望有如下的性质：

(1) 设 k 为常数， k 可以看作是一个恒取值为 k 的随机变量 ξ ， $P\{\xi = k\} = 1$ ，于是有

$$E\{k\} = E\{\xi\} = kP\{\xi = k\} = k \quad (12-14)$$

以下性质只就连续型随机变量加以证明。

(2) 设 k 是一个常数，则

$$E\{k\xi\} = kE\{\xi\} \quad (12-15)$$

证：按 (12-12) 有

$$\begin{aligned} E\{k\xi\} &= \int_{-\infty}^{\infty} kx f(x) dx \\ &= k \int_{-\infty}^{\infty} x f(x) dx = kE\{\xi\} \end{aligned}$$

(3) 设 ξ, η 是随机变量，则

$$E\{\xi + \eta\} = E\{\xi\} + E\{\eta\} \quad (12-16a)$$

证：按 (12-13) 有

$$\begin{aligned} E\{\xi + \eta\} &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (x + y) f(x, y) dx dy \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} x \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) dy dx + \int_{-\infty}^{\infty} y \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) dx dy \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} x f_1(x) dx + \int_{-\infty}^{\infty} y f_2(y) dy \\ &= E\{\xi\} + E\{\eta\} \end{aligned}$$

推广：设 $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n$ 是 n 个随机变量，则

$$E\{\xi_1 + \xi_2 + \dots + \xi_n\} = E\{\xi_1\} + E\{\xi_2\} + \dots + E\{\xi_n\} \quad (12-16b)$$

(4) 设 ξ, η 是独立随机变量，则

$$E\{\xi\eta\} = E\{\xi\} E\{\eta\} \quad (12-17)$$

证：由 (12-13) 得

$$\begin{aligned} E\{\xi, \eta\} &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} xy f(x, y) dx dy \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} xy f_1(x) f_2(y) dx dy \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} x f_1(x) dx \int_{-\infty}^{\infty} y f_2(y) dy \\ &= E\{\xi\} \cdot E\{\eta\} \end{aligned}$$

§ 2 · 2 方差

数学期望作为随机变量 ξ 的特征量，描述出平均讲来 ξ 值为多少。但由于 ξ 是散布在一定范围之内的，因此还需要一个特征量来描述其分散程度。为此常采用方差，并记做 $V\{\xi\}$ 。

对离散型和连续性随机变量，其定义分别为：

$$V\{\xi\} = E\{(x_i - E\{\xi\})^2\} = \sum_{i=1}^n (x_i - E\{x\})^2 \cdot P_i \quad (12-18) \textcircled{1}$$

$$V\{\xi\} = E\{(x - E\{\xi\})^2\} = \int_{-\infty}^{\infty} (x - E\{x\})^2 f(x) dx \quad (12-19) \textcircled{1}$$

由定义可看出，其意义是先求各种可能的 x 值与数学期望值（均值） $E\{x\}$ 之差，然后求这些差数平方，最后再按 (12-10) 或 (12-11) 的方法对这些差数之平方求平均。显然 x 在其平均值 $E\{x\}$ 左右分散程度越高， $V\{\xi\}$ 越大，反之则越小。因此方差 $V\{\xi\}$ 可以表徵出随机变量之分散程度。

对于二元连续随机变量 (ξ, η) ，除了 ξ 与 η 各有自己的方差 $V\{\xi\}$ 和 $V\{\eta\}$ 外，还可以定义所谓协方差 $COV\{\xi, \eta\}$ 如下

$$\begin{aligned} COV\{\xi, \eta\} &= E\{(\xi - E\{\xi\})(\eta - E\{\eta\})\} \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (x - E\{x\})(y - E\{y\}) f(x, y) dx dy \end{aligned} \quad (12-20)$$

方差具有如下性质：

(1) 设 k 为常数，则

$$V\{k\} = 0 \quad (12-21)$$

(2) 设 k 为常数， ξ 为随机变量，则

$$V\{k\xi\} = k^2 V\{\xi\} \quad (12-22)$$

证：自 (12-19) 有

$$\begin{aligned} V\{k\xi\} &= E\{k\xi - E\{k\xi\}\}^2 \\ &= E\{k(\xi - E\{\xi\})\}^2 \\ &= k^2 E\{\xi - E\{\xi\}\}^2 = k^2 V\{\xi\} \end{aligned}$$

(3) 设 ξ, η 为两随机变量，则

$$V\{\xi + \eta\} = V\{\xi\} + 2COV\{\xi, \eta\} + V\{\eta\} \quad (12-23)$$

证： $V\{\xi + \eta\} = E\{\xi + \eta - E\{\xi + \eta\}\}^2$

$$\begin{aligned} &= E\{\xi - E\{\xi\}\}^2 + 2E\{(\xi - E\{\xi\})(\eta - E\{\eta\})\} \\ &\quad + E\{\eta - E\{\eta\}\}^2 \\ &= V\{\xi\} + 2COV\{\xi, \eta\} + V\{\eta\} \end{aligned} \quad (12-22)$$

如果 ξ, η 是独立的，则不难证明

$$COV\{\xi, \eta\} = 0$$

$$\text{于是 } V\{\xi + \eta\} = V\{\xi\} + V\{\eta\} \quad (12-24)$$

以上结果可推广至 n 维随机变量。即若 $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n$ 两两独立，则

$$\begin{aligned} &V\{\xi_1 + \xi_2 + \dots + \xi_n\} \\ &= V\{\xi_1\} + V\{\xi_2\} + \dots + V\{\xi_n\} \end{aligned} \quad (12-25)$$

(4) 方差与数学期望间存在有如下的关系

$$V\{\xi\} = E\{\xi^2\} - (E\{\xi\})^2 \quad (12-26)$$

① $E\{(\xi - E\{\xi\})^2\}$ 今后简记为 $E\{\xi - E\{\xi\}\}^2$ 。

$$\begin{aligned}
 \text{证: } V\{\xi\} &= E\{\xi - E\{\xi\}\}^2 \\
 &= E\{\xi^2 - 2\xi E\{\xi\} + (E\{\xi\})^2\} \\
 &= E\{\xi^2\} - 2E\{\xi\}E\{\xi\} + (E\{\xi\})^2 \\
 &= E\{\xi^2\} - (E\{\xi\})^2
 \end{aligned}$$

(5) 方差与数学期望间的另一个重要关系称作 Чебышев (契贝谢夫) 不等式 (证明从略):

$$P\{| \xi - E\{\xi\} | \geq \varepsilon\} \leq \frac{V\{\xi\}}{\varepsilon^2}$$

式中 ε 为一个任意的正实数。这个不等式表示随机变量与其数学期望的差的绝对值不小于某一数值 ε 之概率不超过 $V\{\xi\}/\varepsilon^2$ 。

§ 2 · 3 随机变量的标准化变换

记随机变量 ξ 的数学期望 $E\{\xi\}$ 为 μ , 方差为 σ^2 , 则随机变量

$$\eta = \frac{\xi - \mu}{\sigma} \quad (12-27)$$

称为 ξ 的标准化随机变量。自 ξ 变换为 η 称为 ξ 的标准化变换。可以证明随机变量 η 的数学期望为 0, 方差为 1。

$$\begin{aligned}
 E\{\eta\} &= E\left\{-\frac{\xi - \mu}{\sigma}\right\} = \frac{1}{\sigma}E\{\xi - \mu\} \\
 &= \frac{1}{\sigma}(E\{\xi\} - \mu) = \frac{1}{\sigma}(\mu - \mu) = 0
 \end{aligned} \quad (12-28)$$

由 (12-26) 与 (12-28) 可得

$$\begin{aligned}
 V\{\eta\} &= E\{\eta^2\} - (E\{\eta\})^2 \\
 &= E\left\{-\left(\frac{\xi - \mu}{\sigma}\right)^2\right\} \\
 &= \frac{1}{\sigma^2}E\{(\xi - \mu)^2\} \\
 &= \frac{1}{\sigma^2}\sigma^2 = 1
 \end{aligned} \quad (12-29)$$

随机变量的标准化变换是很重要的, 在后面我们常会遇到。

第三节 随机变量的几种重要分布

下面介绍几种重要的分布。这对以后的讨论是必不可少的。

§ 3 · 1 正态分布及其计算程序

正态分布是连续型随机变量概率分布中的一种, 也是最重要的一种。它不仅反映出随机现象的普遍规律性之一, 而且实践证明大多数科技范围内的实验测定值及其误差都服从这一分布。

正态分布的定义是这样的: 若连续型随机变量 ξ 的密度函数具有如下形式

$$\phi_{\mu, \sigma}(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (\sigma > 0, -\infty < x < \infty) \quad (12-30)$$

则称 ξ 服从 μ 和 σ 为参数的正态分布。正态分布记做 $N(\mu, \sigma^2)$ 。随机变量 ξ 服从正态分布可记做

$$\xi \sim N(\mu, \sigma^2) \quad (12-31)$$

只须进行如下的参量变换

$$u = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (12-32)$$

并利用几个数学公式①，便可以证明式(12-30)中的 μ 和 σ^2 就是服从正态分布的随机变量 ξ 的数学期望和方差：

$$\begin{aligned} E\{\xi\} &= \int_{-\infty}^{\infty} x \phi_{\mu, \sigma} dx \\ &= \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} x e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} dx \\ &\stackrel{②}{=} \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} (\mu + \sigma u) e^{-\frac{u^2}{2}} \sigma du \\ &= \frac{\mu}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} e^{-\frac{u^2}{2}} du + \frac{\sigma}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} ue^{-\frac{u^2}{2}} du \\ &= \frac{\mu}{\sqrt{2\pi}} \sqrt{2\pi} + 0 \\ &= \mu \end{aligned} \quad (12-33)$$

$$\begin{aligned} V\{\xi\} &= \int_{-\infty}^{\infty} (x - \mu)^2 \phi_{\mu, \sigma} dx \\ &\stackrel{②}{=} \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} \sigma^2 u^2 e^{-\frac{u^2}{2}} \sigma du \\ &= \frac{\sigma^2}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} u^2 e^{-\frac{u^2}{2}} du = \sigma^2 \end{aligned} \quad (12-34)$$

$$\textcircled{1} \int_{-\infty}^{\infty} e^{-u^2/2} du = \sqrt{2\pi}, \quad \int_{-\infty}^{\infty} ue^{-u^2/2} du = 0, \quad \int_{-\infty}^{\infty} u^2 e^{-u^2/2} du = \sqrt{2\pi}$$

②自式(12-32)可知 $x = \mu + \sigma u$, $dx = \sigma du$, $(x-\mu)^2 = \sigma^2 u^2$