金 多斯克克大者

第五章 蒙特卡罗方法及其应用

- 5.1 蒙特卡罗方法
- 5.2 蒙特卡罗方法应用
 - 一投资项目风险分析

5.1 蒙特卡罗方法

5.1.1 引言

Monte Carlo模拟的应用:

自然现象的模拟:

宇宙射线在地球大气中的传输过程;

高能物理实验中的核相互作用过程;

工程实验与数值分析:

利用Monte Carlo方法求积分

经济管理问题分析:

利用Monte Carlo方法分析投资项目的风险, 研究金融衍生产品定价和风险估算等

金 多斯女主大者

● 3 再支及大者

金 法海交流大者

● 多斯艾及大者 』

金 当神文及大者

系统仿真讲义下载网址 http://its.asom.sjtu.edu.cn/

5.1 蒙特卡罗方法

5.1.1 引言

▶ Monte—Carlo 方法的基本思想是当实验次数充分多时,某一事件出现的 频率近似于该事件发生的概率,即

$$\frac{v}{N} \approx p$$
 (当 N 充分大时)

式中 p—某一事件发生的概率;

/─实验次数;

ν─在 N次实验中该事件出现的次数。

> 当所求解的问题是某种事件发生的概率或某一随机变量的数学期望,或 其它数字特征时,通过实验方法可以得到该事件发生的样本频率或样本 均值;当实验次数足够多时,通过统计推断,可以获得样本参数代表总 体参数的置信度,或置信区间。

5.1 蒙特卡罗方法

5.1.1 引言

nte Carlo方法; 亦称统计模拟方法,statistical simulation method →利用随机数进行数值模拟的方法

- Monte Carlo名字的由来:
 是由Metropolis在二次世界大战期间提出的: Manhattan
 - 计划,研究与原子弹有关的中子输运过程; Monte Carlo是摩纳哥 (monaco)的首都,该城以赌博闻名







Monte-Carlo, Monaco

5.1 蒙特卡罗方法

5.1.1 引言

Monte Carlo算法的主要组成部分

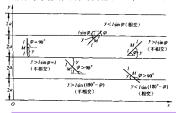
- ✓概率密度函数(pdf)— 必须给出描述一个物理系统的一组概 率密度函数;
- ✓随机数产生器—能够产生在区间[0,1]上均匀分布的随机数
- ✓ 抽样规则—如何从在区间[0,1]上均匀分布的随机数出发,随 机抽取服从给定分布函数的随机变量;
- √模拟结果记录—记录一些感兴趣的量的模拟结果
- √<u>误差估计</u>—必须确定统计误差(或方差)随模拟次数以及其 它一些量的变化;
- ✓<u>减少方差的技术</u>—利用该技术可减少模拟过程中计算的次数;
- ✓并行和矢量化—可以在先进的并行计算机上运行的有效算法

5.1 蒙特卡罗方法

● 多并文名大者 』

5.1.2 Boffon投针实验

- Boffon 在平面上绘制相距均为 2a的平行线束,在一定高度向平面上随机投下一枚长度为 2l的钢针,投针结果有两种,即与平行线相交或不相交,为了避免钢针同时与两根相邻平行线相交。
 设 a>l>0,取 M一钢针的中点; y—M点与最近平行线之间的距离;
- φ 一钢针与平行线之间的夹角($0^{\circ} \le \varphi \le 180^{\circ}$)。







5.1 蒙特卡罗方法

● 当海女及大者

● 上海艾鱼大者

5.1.3 样本量的确定

若每次投针实验的结果用随机变量 $X_{\scriptscriptstyle n}(\omega)$ 表示,由于每次投针实验的

结果与以前各次投针结果无关,故 $X_1(\omega)$, $X_2(\omega)$,……为独立同分布随机

$$\begin{split} X_{\scriptscriptstyle n}(\omega) = & \left\{ \begin{matrix} 1, & \#\omega = \{ \text{\mathbb{H}} \widetilde{\chi} & \} \\ 0, & \#\omega = \{ \text{\mathbb{T}} \text{\mathbb{H}} \widetilde{\chi} \} \end{matrix} \right\}, & & P\{X_{\scriptscriptstyle n}(\omega) = 1\} = p \quad \text{, } P\{X_{\scriptscriptstyle n}(\omega) = 0\} = q \end{split}$$

$$p + q = 1$$

当进行一系列 n次投针实验时,则 $\{X_n(\omega), n=1,2,\dots\}$ 为伯努里过程。

相应的数学期望和方差分别为 $\mathrm{E}[\mathrm{X}_n] = \sum_{i=1}^{n} k P\{X_n = k\} = p$,

$$V[X_n] = E[X_n^2] - (E[X_n])^2 = p - p^2 = pq$$

5.1 蒙特卡罗方法

5.1.2 Boffon投针实验

● 钢针与平行线相交的条件为

y≤lsinφ (5-1)

● 钢针与平行线相交的概率为 p, 则

$$p = \frac{1}{\pi \iota} \int_0^{\pi} l \sin\varphi d\varphi = \frac{2l}{\pi \iota}$$
 (5-2)

投针实验中相交的频率接近相交的概率

令 N—投针次数; ν —相交次数,则 $p \approx \frac{\nu}{N}$

$$\frac{v}{N} \approx \frac{2l}{\pi a} \rightarrow \pi \approx \frac{2lN}{av}$$

● 当英文及大者 』

不相交区

图5-2 钢针与平行线相交的条件



5.1.3 样本量的确定

设共作 N 次投针实验。定义

$$v_{\scriptscriptstyle N}(\omega) = \begin{cases} 0, & N=0 \\ X_{\scriptscriptstyle 1}(\omega) + X_{\scriptscriptstyle 2}(\omega) + \cdots + X_{\scriptscriptstyle N}(\omega), & N=1,2,\cdots \end{cases}$$

为在 N 次投针实验中出现相交的次数,显然 $u_{\scriptscriptstyle N}(\omega)$ 是一个随机变量。由于 投针实验属于伯努里实验,故有

$$\begin{split} E\big[v_N\big] &= E\big[X_1(\omega) + X_2(\omega) + \dots + X_N(\omega)\big] \\ &= E\big[X_1(\omega)\big] + E\big[X_2(\omega)\big] + \dots + E\big[X_N(\omega)\big] \\ &= Nn \end{split}$$

$$\begin{split} V \big[v_N \big] &= V \big[X_1(\omega) \big] + V \big[X_2(\omega) \big] + \dots + V \big[X_N(\omega) \big] \\ &= Npq = Np(1-p) \end{split}$$

显然,投针实验的精度取决于 $V\left|\frac{v_N}{N}\right|$,

$$V\left[\frac{v_N}{N}\right] = \frac{1}{N^2} Np(1-p) = \frac{1}{N} p(1-p)$$
 (5—8)

5.1 蒙特卡罗方法

● 上海交流大管

5.1.2 Boffon投针实验

•历史上几位学者的实验结果

Wolf (1853) N=5000,

Smith (1855) N = 3204, $\hat{\pi} \approx 3.1553$

FOX (1894) N = 1120, $\hat{\pi} \approx 3.1419$

Lazzarini (1901) N=3408, $\hat{\pi} \approx 3.1415929$

裴鹿成和张孝泽利用计算机进行投针实验,N=50×10 4 , $\hat{\pi}\approx 3.1422$

由中心极限定理,当 $\frac{v_N}{N}$ 为独立同分布随机变量,且 $\sigma eq 0$ 时,N 充分大时,统计

量 $z = \frac{(v_N/N) - p}{1 - c} \sim N(0.1)$, 因此有 $P = \{|z| \le z_{1-\alpha/2}\} = 1 - \alpha$, 式中: $1 - \alpha$ 一量信度;

 $z_{1-\alpha/2}$ ——置信度为 $1-\alpha$ 的正态分布临界值。则 P

如果要求实验的精度 $\frac{|\mathbf{v}_N|}{N} - p$ 达到 0.001,且对实验的置信程度达到 95%,

 $\alpha = 0.05$,由正态分布数值表可查得 $z_{0.975} = 1.96$,故 $Z_{1-\alpha/2} \sqrt{V \left[\frac{v_N}{N} \right]} = 0.001$

取 l = a 这一极端情况,即针的长度与平行线间距相等,则

 $p = \frac{v_N}{N} = \frac{2l}{\pi a} = 0.6366 + V \left[\frac{v_N}{N} \right] = \frac{1}{N} p(1-p) = \frac{0.2313}{N} + \frac{10.96^2 \times 0.2313}{0.001^2}$

即,进行 88.8 万次投针实验,将能以 95% 的置值程度,达到 0.001 的精度来估计 n 的真值。

5.1 蒙特卡罗方法

● 3 # 5 4 大孝

5.1.3 样本量的确定

> 计算机进行投针实验模型

①设 y 和 φ 都是随机变量,y 的取值范围为(0, 1), φ 的取值范围为(0, π):

②每次实验的结果,可以分别从 $y_i \sim U(0,a)$ 和 $\varphi_i \sim U(0,\pi)$ 中产生均匀分布的随机数,并根据针与平行线相交的条件 $y_i \leq I \sin \varphi_i$ 来判别该次投针是否在相交区内(见图 5—2)

③若满足相交条件则置v=v+1,并计算 $\hat{\pi}=\frac{2li}{av}$;

④若 $|\pi-\hat{\pi}|<\varepsilon$ (ε 为要求达到的精度),则计算停止。如果不满足相交条件或达不到精度要求,则返回产生随机数步骤②。

5.1 蒙特卡罗方法

● 3 # 久 4 人孝

5.1.4 Monte-Carlo方法的收敛性

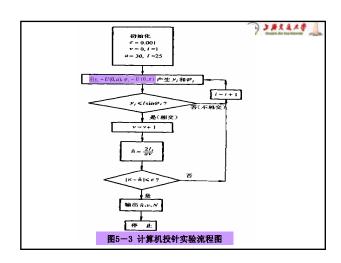
➢ Monte ─ Carlo 的误差项表明,其收敛速度和精度与系统的结构和样本元素所在空间(变量维数)无关,因而对于多变量复杂系统具有根强的适应性。例,求得 S 维中的任一数域 D,上的积分

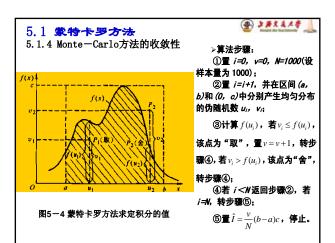
$$I = \int \cdots \int g(x_1, x_2 \cdots x_s) dx_1 dx_2 \cdots dx_s$$

不论 D, 的形状如何特殊,只要能给出描述 D, 的几何条件,如最大值、最小值、边界条件等,用 Monte—Carlo 方法总可以通过实验方法得到

$$\hat{I}_{DN} = \frac{D_s}{N} \sum_{i=1}^{N} g(x_1^{(i)}, x_2^{(i)}, \dots x_s^{(i)})$$

式中 \hat{I}_{DN} 是 / 的估计值, $(x_1^{(i)}, x_2^{(i)}, \cdots x_s^{(i)}) \in D_s$ 是第 / 次实验中各变量的 随机取值(按均匀分布在 O,上取值)。 按强大致定理和中心极限定理,当 N 充分大时, \hat{I}_{DN} 将以概率 1 收敛到 I,并以 $(1-\alpha)\%$ 的置信度达到规定的精度





5.1 蒙特卡罗方法

● 当海女主大者

5.1.4 Monte-Carlo方法的收敛性

通常 Monte—Car lo 方法采用大量重复抽样和统计推断来估计系统的参

数。样本均值 $\overline{X}_{\scriptscriptstyle N}$ 和样本方差是 ${f E}[{f X}]$ 和 ${f v}[{f X}]$ 的无偏估计。

由柯尔莫哥洛夫 (Kolmogorov) 强大数定理有 $P\left|\lim_{N\to\infty}\left|\overline{x}_N-E[X]\right|=0\right|=1$,即

平均值 $\overline{X}_{_{N}}$ 以概率 1 收敛到 $\mathbf{E}[\mathbf{X}]$,但样本量 N 必须充分地大。当样本量有限

时, $\overline{X}_{\scriptscriptstyle N}$ 和 $\mathbf{E}[\mathbf{X}]$ 之间会存在差异,按中心极限定理有:

$$p\left\{\left|\overline{x}_{N} - E[X]\right| < \frac{Z_{1-\alpha/2}\sigma}{\sqrt{N}}\right\} = 1 - \alpha$$

即 $|\overline{x}_N - E[X]| < \frac{Z_{1-\alpha,2}\sigma}{\sqrt{N}}$ 以概率 $(1-\alpha)\%$ 成立。或 \overline{X}_N 收斂到 E[X] 的速度为 $0(N^{-\frac{1}{2}})$ 。

如果定义 Monte—Car Io 方法的误差 ε ,即 $\varepsilon=rac{Z_{1:\alpha,z},\sigma}{\sqrt{N}}$,误差 ε 由 σ 和 \sqrt{N} 决定。当 σ 不变时,要提高精度 10 倍,样本量 N 需要增大到 100 倍。

5.2 蒙特卡罗模拟方法应用

《何下多模拟万法处用 —投资项目的不确定性分析

金 法海交流大者

5.2.1 蒙特卡罗风险评估的基本步骤

- (1) 确定各风险变量
- (2) 估计风险子变量的分布特征
- (3)建立随机模拟函数。利用Excel函数功能,对各风险变量(或子变量)按其分布特征设定随机模拟关系式。然后通过设定的Excel财务关系式,运用其中的"模拟运算"功能,随机模拟计算经济评价指标的若干个值,并对模拟结果加以统计分析。

● 当并文名大学 』

5.2.2 应用实例—投资项目的不确定性分析

例 某工程投资项目的几个主要参数都具有不确定性, 根据专家 的意见和调查分析,这些参数的分布和特征值如下:

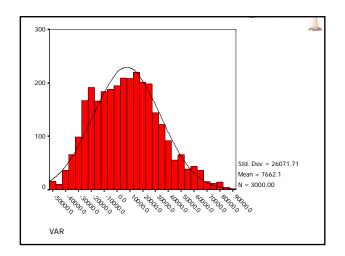
1.初始投资 正态分布, 期望值和标准差分别为 50 000万美元和1 000美元;

2.研究期(项目的寿命周期) 均匀分布, 最短10年, 最长14年;

3. 年销售收入 离散分布, 有三种可能:

年收入(美元)	概率
35 000	0. 4
40 000	0. 5
35 000	0. 1

- 4. 年经营成本(包括税收等支出)正态分布,期望值和标准差分别 是30 000美元和2000 美元。
- 5. 基准贴现率(MARR) 确定为10%。
- 试用以上参数模拟该投资项目的净现值(PW)的分布和特征值。



金 多并只名大学

● 当并充业大学

解 由于净现值与所给的参数有相当复杂的函数关系,无法用分 析的方法求净现值的分布和特征值。可用电子表格进行模拟。 根据模拟输出的样本,进行统计拟合、按净现值的分布、估计 的期望值和标准差给出净现值PW≤0的概率和置信区间。

		朔望徂	称准是			
	初始投资	\$50,000	\$1,000	年收入期望	概率	累计概率
	年经营成本	\$30,000	\$2,000	\$35,000	0.4	0.4
				\$40,000	0.5	0.9
寿命期	最短	最长	\$45,000	0.1	1.0	

(0,1)均匀 研究期 (0,1)均匀 年收入 标准正态2 年经营成本 净现值四 模拟次序 标准正态1 初始投资 -0. 7903 49210 -0. 7871 49213 0. 64101 13 0. 73543 13 -0.7894 28421 0. 2876 35000 (0. 5730) 28854

估计经济指标值在某一范围时的概率

>经济指标取值的概率分布服从正态分布

$$F(X) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \int_{-\infty}^{X} e^{-\frac{(t-\mu)^2}{2\sigma^2}} dt$$

 $\diamondsuit_z = \frac{t - \mu}{\sigma}$, 上式可化为标准正态分布函数

$$F(X) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{(X-\mu)} e^{-\frac{u^2}{2}} du = \Phi(\frac{X-\mu}{\sigma})$$

 $\diamondsuit Z = \frac{X - \mu}{\sigma}$,由标准正态分布表 ,可直接查出 $X \sim X_0$ 的概率值

$$P(X < X_0) = P(Z < \frac{X_0 - \mu}{\sigma}) = \Phi(\frac{X_0 - \mu}{\sigma})$$

函数或赋值 单元格 =NORMS INV (RAND ()) 产生标准正态分布的随机数 =(\$D\$3+ \$E\$3*B11) 产生初始投资的随机数(正态) D11 =RAND() 产生(0,1)均匀分布的随机数 产生寿命期,10~14均匀分 E11 = ROUND (\$D\$7+D11*(\$E \$7-\$D \$7), 0) F11 产生(0,1)均匀分布的随机数 =|F(F11<=|\$4, G\$4, |F(F11<=|\$5, G\$5, 产生离散分布的年销售收入随 G11

第11行单元格(背景有阴影的行)的函数和赋值 产生标准正态分布的随机数 = NORMSINV (RAND()) 111 =(\$D\$4十\$E\$4*H11) 产生经营成本的随机数(正态) .111 =-CII-PV(\$B\$I, E11, G11-I11) 计算并输出净现值



经济指标在某一范围时的概率计算公式

方案经济指标 X 小于等于某一取值 X₀时的概率为

$$P(x \le X_0) = P(Z < \frac{X_0 - E(X)}{\sigma})$$

方案经济指标 X 大于某一取值时的概率:

$$P(x > X_0) = 1 - P(x \le X_0)$$

方案经济指标 X 的取值在 X₁~X₂之间时的概率为

$$P(X_1 < x \le X_2) = P(Z < \frac{X_2 - E(X)}{\sigma}) - P(Z < \frac{X_1 - E(X)}{\sigma})$$

● >#14.4€

$$P(NPV > 0) = 1 - P(NPV \le 0)$$

$$= 1 - P(Z \le \frac{0 - \overline{X}}{\sigma})$$

$$= 1 - P(Z \le \frac{0 - 7662}{26072})$$

$$= 1 - P(Z \le -0.2939)$$

$$= 1 - 0.6141 = 0.3859$$