几点跟进说明

- 作业比例需做调整30%-34%, 期末为70%
- 平时作业需要有写代码的能力
- 期末不考写代码,但会有题目考察算法的实施,会是比较简单可以手算的情况。
- 期末会需要各位同学可以读代码, matlab或者python的代码。

蒙特卡洛算法: 几个游戏

计算物理b 高阳

经典问题: 计算π

基本数学常数: π. 此为超越数, 所谓超越数是无法作为代数方程根的数字。如何估算?

级数展开的方法:

基于黎曼ζ函数:

$$\frac{\pi^2}{6} = 1 + \frac{1}{2^2} + \frac{1}{3^2} + \frac{1}{4^2} + \cdots$$

拉马努金的冥想公式

$$\frac{1}{\pi} = \frac{2\sqrt{2}}{99^2} \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(4k)!}{(k!)^4} \frac{26390k + 1103}{396^{4k}}$$

结果

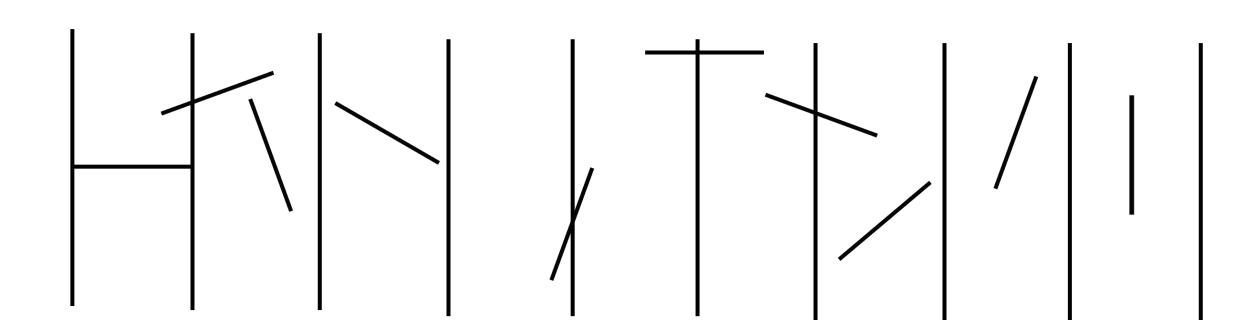
我们当然有好的确定性算法去计算π

项数	1	2	3	4	5	6	1000
方法1	2.449	2.738	2.857	2.922	2.963	2.991	3.1406
方法2	$\pi + 7.64 \\ * 10^{-8}$	$\pi + 4.44 \\ * 10^{-16}$	π	π	π	π	π

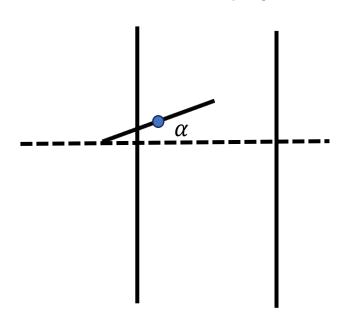
历史起源: 布冯投针

π与如下概率问题相关

基本问题:考虑二维平面的一列等距平行线(距离为ℓ),以及一根长为ℓ的针。将此针随机的投于平面之上,问:此针与平行线相交的概率为多少?



分析



当夹角为 α 时,为相交细针中心须在离平行线如下距离处: $|d| < \frac{\ell}{2} \cos \alpha$, 故概率为 $\frac{\ell}{2} \cos \alpha * \frac{2}{\ell} = \cos \alpha$ 故总概率为 $\frac{1}{\pi} \int_{-\frac{\pi}{2}}^{\pi/2} d\alpha \cos \alpha = \frac{2}{\pi}$

计算思路

- 根据概率学原理(之后会讲),当投针的次数足够多时,我们可统计针与平行线相交的次数,并用此除以总投针数,此比值应为概率 $\frac{2}{\pi}$
- 我们所需的是用计算机模拟随机投针这样的过程,然后统计与平 行线相交的次数
- 由于每次投针,针的中心应在两跟平行线之间,我们只需在一个 区间投针即可。
- 需要用到随机数生成器,代表即为[0,1]之间的随机数

算法步骤

- 初始化变量: $N_1 = 0, N_2 = 0$;
- 产生[0,1]之间的随机数x,这作为中心点的坐标。此为步骤0.
- 产生 $\left[-\frac{\pi}{2},\frac{\pi}{2}\right]$ 之间的随机角度 α
- 计算左端点 $x_1 = x \frac{1}{2} * \cos \alpha$
- 计算右端点 $x_2 = x + \frac{1}{2} * \cos \alpha$
- $N_2 \leftarrow N_2 + 1$. 若 $(x_1 < 0 \&\& x_2 > 0)$ 或者 $(x_1 < 1 \&\& x_2 > 1)$ 则 $N_1 \leftarrow N_1 + 1$
- 回到步骤0,重复之前步骤,直到重复N次。
- 根据公式 $\pi \approx \frac{2}{N_1} * N_2$ 来估算 π

代码

```
function res = buffon(N)
x0=rand([1,N]);
ang=rand([1,N])*pi-pi/2;
N1=0;
for i=1:N
x1=x0(i)-0.5*cos(ang(i));
x2=x0(i)+0.5*cos(ang(i));
if x1<0 && x2>0
N1=N1+1;
else if x1<1 && x2>1
N1=N1+1;
end
end
end
res=2/N1*N;
end
```

运行结果

• 投针100次: 3.076923, 误差 -0.0647

• 投针 10000次: 3.1392246, 误差 -0.0024

• 投针1000000次: 3.1400822, 误差 -0.0015

概率算法的表现

• 不可重复性! (当然,是理论上的)

代码运行次数	估计值
1	3.0722
2	3.0948
3	3.1646
4	3.1360
5	3.0936
6	3.0900
7	3.1128

固定循环次数为4000

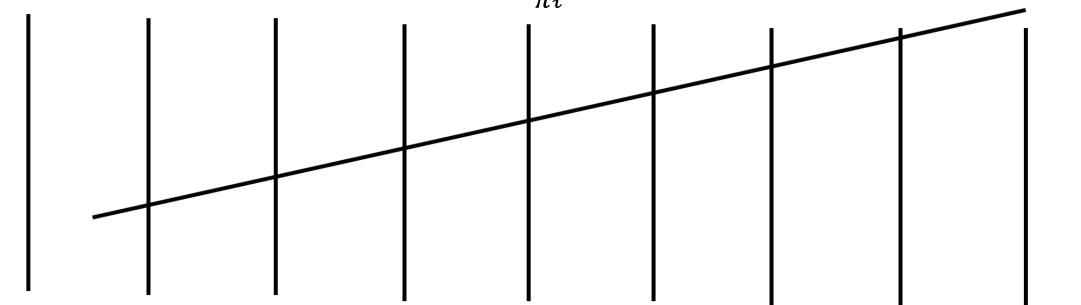
算法的问题

- 主要在这一步: 产生 $\left[-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}\right]$ 之间的随机角度 α
- 目的是计算pi但算法里需要pi

- 只适合实验,不是合理的算法
- 改进方法见后一个例子。

布冯投针实验的扩展

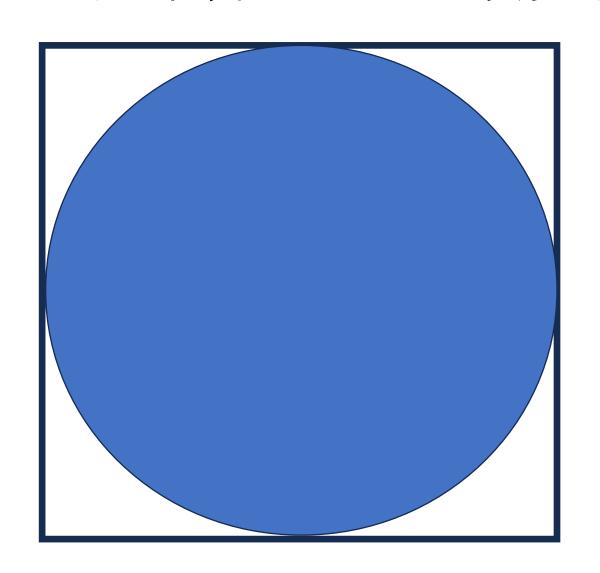
- 针上每个点与线相交的概率其实相等,考虑无穷大的针即可。
- 此结论对于怪异形状的针亦成立,只需将其连在直针之上。
- 每个点相交的概率可由上述推论简单获得:假定直线距离为2 ℓ , 考虑一个圆形针,半径为 ℓ ,投此针与直线总相交,而且相交次数总为2,故 $p*2\pi\ell=2\Rightarrow p=\frac{1}{\pi\ell}$ 。



布冯投针实验的扩展

- 考虑如下情况:
 - (1) 半径为ℓ的圆形针
 - (2) 长度为 $2\pi\ell$ 的直针
- 二者对于间距为2ℓ的平行线而言给出的平均相交次数相同, 都是2
- 但是二者的分布完全不同。(1)是均匀的, (2)最多可与平 行线相交4次。
- 这是缩减方差的范例之一。

概率算法1:直接抽样法



在正方形中的单位圆,正方形 边长为2. 随机撒点, 点在圆中的概率为 $\frac{\pi}{4}$

概率算法1: 算法思路

- 设定总撒点次数N.
- 初始化记录数Nh=0.
- 在(-1,1)之间分别获得两个随机数,记为x与y。此步标记为(3).
- 若x^2+y^2<1, *Nh* ← *Nh* + 1.
- 回到步骤(3)往下重新进行,直到总共执行N次。
- 输出 $\pi = 4 * \frac{Nh}{N}$

概率算法1: 算法引申

- 观测量O(x,y),标记在圆内或外,当点落在(x,y)上,若在圆内则O(x,y) = 1,否则O(x,y) = 0.
- 点有一个确定的概率分布p(x,y)

这个函数是通过随机抽样获得的, 而不是先验给出。这是概率算法与 确定性算法的本质不同。

• 我们需要观测量的期望值

$$\frac{N_{hit}}{N_{tot}} = \frac{1}{N_{tot}} \sum_{i} O_{i} \approx \langle O \rangle = \frac{\int_{-1}^{1} \int_{-1}^{1} dx dy \ p(x,y) O(x,y)}{\int_{-1}^{1} \int_{-1}^{1} dx dy \ p(x,y)}$$

• 为何分母是需要的?

概率算法1:对布冯投针算法的优化

- 利用上述算法的步骤,当x^2+y^2<1时,这些点(x,y)实际上是单位 圆内均匀分布的。
- 故我们不再需要对角度进行撒点
- 而且因为是在圆内的均匀分布,我们也不需直接计算三角函数。
- 当产生出圆内的随机点(x,y)之后, $\frac{x}{(x^2+y^2)^{0.5}}$ 即为cos角度的值。

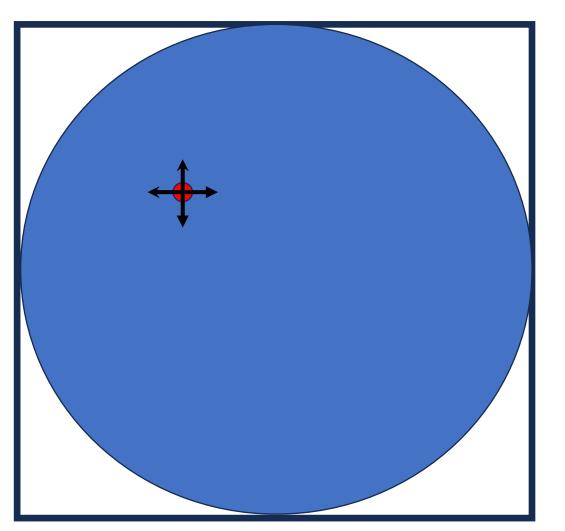
优化的布冯投针算法思路

- 初始化变量: $N_1 = 0, N_2 = 0$;
- 产生[0,1]之间的随机数x,这作为中心点的坐标。此为步骤0.
- 在[0,1]之间分别产生两个随机数x与y,此为步骤1.
- 计算 $r = (x^2 + y^2)^{0.5}$;
- 如果r > 1,回到步骤1重新执行。
- 计算左端点 x₁ = x \frac{1}{2} * \frac{x}{r}
 计算右端点 x₂ = x + \frac{1}{2} * \frac{x}{r}
- $N_2 \leftarrow N_2 + 1$. 若 $(x_1 < 0 \&\& x_2 > 0)$ 或者 $(x_1 < 1 \&\& x_2 > 1)$ 则 $N_1 \leftarrow N_1 + 1$
- 回到步骤0,重复之前步骤,直到重复N 次。
- 根据公式 $\pi \approx \frac{2}{N_1} * N_2$ 来估算 π

代码与结果

步数	结果
100	3.125
1000	3.2
10000	3.1496
100000	3.1350

概率算法2: 随机游走(马尔可夫链抽样)



假如圆的面积过大(圆形球场!) 或者你的力气太小

采取投石(投点)法

在某个点的位置时,前后投的距离随机分布在($-\epsilon$, ϵ),并且左右投的距离也随机分布在($-\epsilon$, ϵ)。前后与左右投是不相关的。此距离比圆和方形的尺寸要小很多。

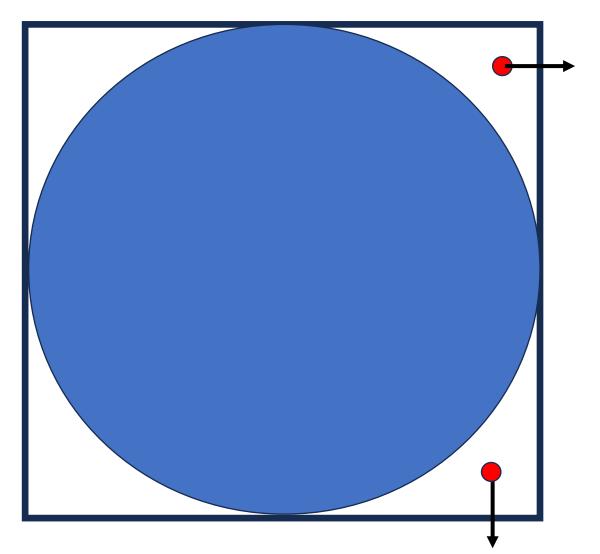
投好点之后移动到那个点, 然后接着投点。

这是一个马尔可夫过程,也即下一步 的位置只与当前步相关(虽然当前 步与前一步相关)。

概率算法2: 算法思路

- 从区域内随机某个点出发。
- 按照随机规则往左右投,再往前后投。
- 走到新的位置。如果此位置在圆内则计数器加1.
- 重复N步。
- 用计数器的值除以N, 此即为点在圆内的概率。

概率算法2: 关键问题一边界处理



在靠近边界的地方随机投石, 发现石头新位置出了边界, 怎么办???

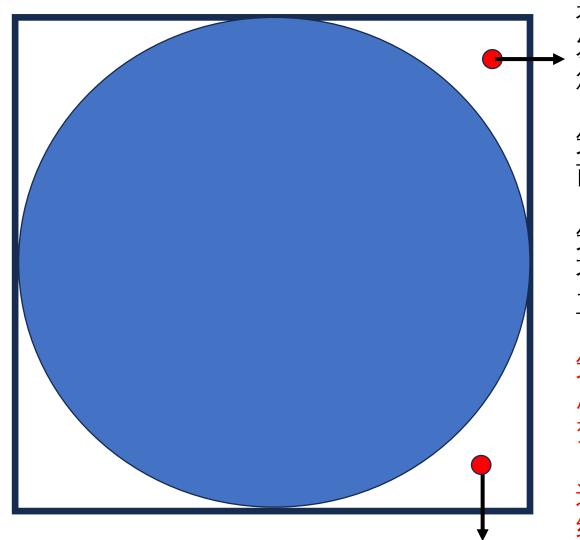
策略1:走到新位置再投,和 前面一样。

策略2:将此次投点记为无效, 不计入总投点数,然后接着 投,直至不超出边界。

策略3: 此投点仍有效, 仍记入总投点数(堆石法), 但位置不变继续投, 直至位置可以变化。

哪个是正确的??

概率算法2: 关键问题一边界处理



在靠近边界的地方随机投石, 发现石头新位置出了边界, 怎么办???

策略1:走到新位置再投,和前面一样。

策略2:将此次投点记为无效, 不计入总投点数,然后接着投, 直至不超出边界。

策略3: 此投点仍有效, 仍记入 总投点数(堆石法), 但位置不 变继续投, 直至位置可以变化。

这是Metropolis算法,其本质是 细致平衡条件。

概率算法2: 算法步骤

- 初始化循环次数N。初始化投石最大距离 ϵ . 初始化计数器Nh = 0; 获得初始位置(x,y), x, y = (-1,1)内的两个不相关随机数。
- 左右方向投 $dx = (-\epsilon, \epsilon)$ 内的随机数;前后方向投 $dy = (-\epsilon, \epsilon)$ 内的随机数.此步即为步骤1.

- 循环执行N次。
- 用计数器Nh的值除以N, 此即为点在圆内的概率。

代码与结果

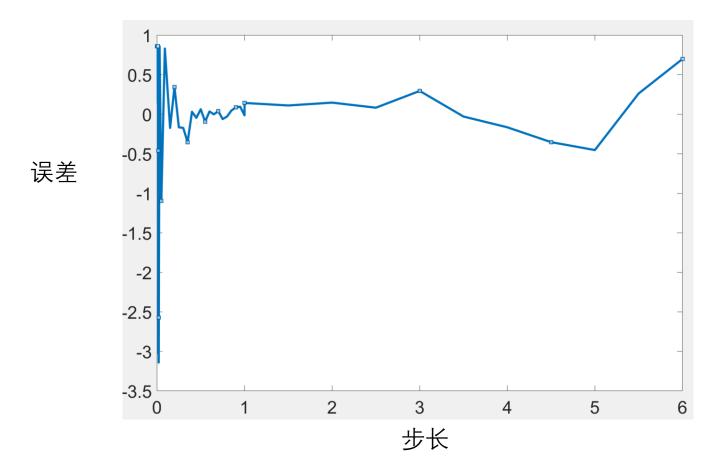
```
randomwalk.m 💥 🛨
       function [px,py,res] = randomwalk(N,epsl)
       %RANDOMWALK 此处显示有关此函数的摘要
      % 此处显示详细说明
 3
4
5
6
7
      Nh=0;
      x=rand*2-1;
      y=2*rand-1;
 8
       px=zeros(1,N+1);
      py=px;
10
      px(1)=x;
11
      py(1)=y;
12
13 🗀
      for i=1:N
14
            dx=2*eps1*rand-eps1;
15
            dy=2*epsl*rand-epsl;
16
            px(i+1)=x;
17
           py(i+1)=y;
            if abs(x+dx)<1 && abs(y+dy)<1
18
19
               x=x+dx;
20
               y=y+dy;
21
               px(i+1)=x;
22
                py(i+1)=y;
23
            end
24
            if x^2+y^2<1
25
                   Nh=Nh+1;
26
            end
27
       end
28
29
      res=4*Nh/N;
30
31
       end
32
```

投石距离为 $\epsilon = 0.3$

步数	结果
1000	3.4320
10000	3.0968
100000	3.0903
1000000	3.1336

概率算法2:步长(投石距离)选择

- 步长不可太大, 否则投点很容易出界, 没有有效的进圆点。
- 步长不可太小, 否则投点会局域在初始点附近, 无法在整个区域均匀分布。



N=1000

概率算法2: 初始值问题

- 算法里, 初始值是在正方形里随机生成的。
- 这种方法和随机游走的内核是不相符的:如果可以在正方形里随机生成,那用直接抽样法即可,无须随机游走。随机游走应处理不能直接抽样的情形。
- 策略1:人为定规则选某个初始值,其唯一的目的只是这个点是合理的(在 正方形区域内)
- 策略2: 蒙卡算法一般是嵌套进更大的问题中的, 我们可以用前面代码给出的某个位置做初始位点。

随机游走与直接抽样数学内涵相同

- 观测量O(x,y),标记在圆内或外,当点落在(x,y)上,若在圆内则O(x,y) = 1,否则O(x,y) = 0.
- 点有一个确定的概率分布p(x,y)
- 我们需要观测量的期望值

$$\frac{N_{hit}}{N_{tot}} = \frac{1}{N_{tot}} \sum_{i} O_{i} \approx \langle O \rangle = \frac{\int_{-1}^{1} \int_{-1}^{1} dx dy \, p(x, y) O(x, y)}{\int_{-1}^{1} \int_{-1}^{1} dx dy \, p(x, y)}$$

概率方法计算e

另一个基本数学常数: e. 超越数. 是否有概率算法进行估算?

如下方法可以:

考虑满足如下条件的最小的n, $\sum_{i=1}^{n} r_i > 1$,其中 r_i 是n个在[0,1]区间上的随机数,则n的期望值为e

算法思路

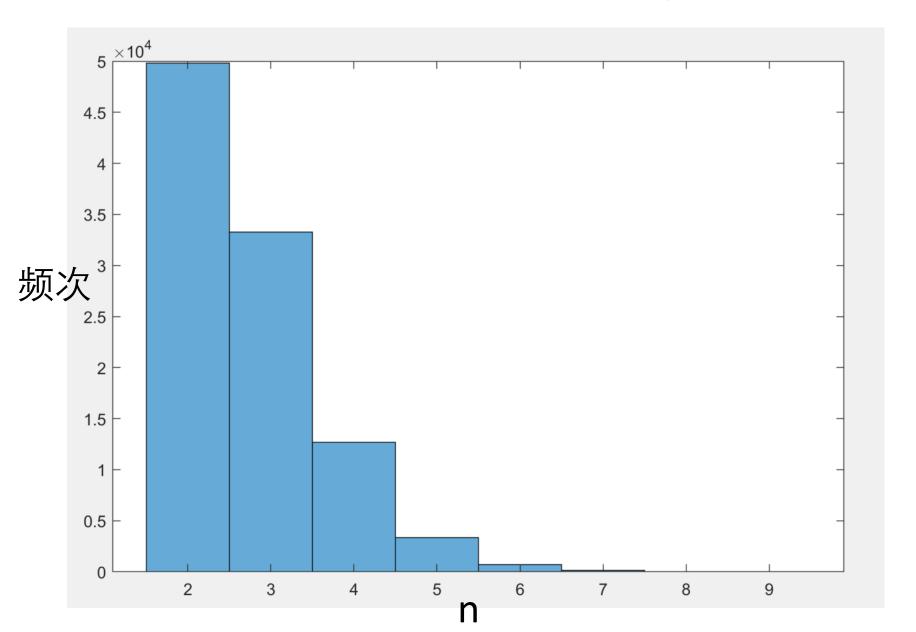
- 1 设定步数N。生成长度为N的数组a,并将其所有 元素初始化为零。
- 2 设置计数器Sout=1;
- 3 设置S=0;设置计数器Nh=0;
- 4 生成[0,1]区间的随机数r1。 $S \leftarrow S + r1$
- 5 当S<=1时, Nh ← Nh + 1, 并回到步骤4继续执行; 否则a(Sout) ← Nh, Sout ← Sout + 1; Sout > N,则跳出循环进行第6步, 否则回到步骤3继续执行。
- 6 输出结果:将a数组所有元素加和并除以N。

代码与结果

```
estimatee.m × +
      function [a,res] = estimatee(N)
      %ESTIMATEE 此处显示有关此函数的摘要
          此处显示详细说明
 5
       a=zeros(1,N);
      for i=1:N
          S=0;
          Nh=0;
 9 白
          while S<1
10
              r1=rand;
11
              S=S+r1;
12
              Nh=Nh+1;
13
          end
14
          a(i)=Nh;
15
       end
16
      res=sum(a)/N;
17
18
19
       end
20
21
```

步数	结果
1000	2.7260
10000	2.7262
100000	2.7163
1000000	2.7187

分布直方图



样本总量为100000

作业

- 1. 请利用软件里的随机数生成代码,设定N=3,按照第16页的算法思路执行三步,并手动计算出 π 的值。
- 2. 请将16页的算法写成代码,并分别设定N=100, N=1000, N=10000获得 π 的值。
- 3. (附加)证明课件中给出的估算e的算法是正确的,也即证明此方法定义的n的期望值确实是e。