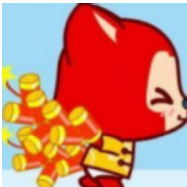


ACdreamer

欢迎关注知乎：https://www.zhihu.com/people/acdreamers/activities

目录视图摘要视图RSS 订阅

个人资料



ACdreamers

关注发私信



访问：2426469次
积分：24300
等级：BLOG 7
排名：第302名

原创：472篇 转载：42篇
译文：0篇 评论：498条

文章搜索

Q

文章分类

- 数论 (69)
- 图论 (30)
- 搜索 (14)
- 字符串 (22)
- 基础数学 (76)
- 计算几何 (40)
- 组合数学 (26)
- 动态规划 (28)
- 数据结构 (61)
- 文学类 (39)
- C/C++ (29)
- HTML5 (8)
- Python (17)
- Java编程 (15)
- 人工智能 (22)

图灵赠书——程序员11月书单【思考】Python这么厉害的原因竟然是！感恩节赠书：《深度学习》等异步社区优秀图书和作译者评选启动！每周荐书：京东架构、Linux内核、Python全栈

蒙特卡洛算法

2015-04-12 17:2327726人阅读评论(3)

分类：数学之美 (10)

版权声明：本文为博主原创文章，未经博主允许不得转载。

从今天开始要研究Sampling Methods，主要是MCMC算法。本文是开篇文章，先来了解蒙特卡洛算法。

Contents

1. 蒙特卡洛介绍
2. 蒙特卡洛的应用
3. 蒙特卡洛积分

1. 蒙特卡洛介绍

蒙特卡罗方法（Monte Carlo method），四十年代中期由于科学技术的
发展和电子计算机的发明，而被提出的一种以
重要的数值计算方法。是指使
用随机数（或伪随机数）来解决很多计算问题
法。蒙特卡罗方法在金融工程
学，宏观经济学，计算物理学（如粒子输运计
学计算）等领域应用广泛。

JD.COM 京东

12.27-11元旦特惠场 年末限时抢

12.31

关闭

技术拓展 (6)
数学之美 (11)

文章存档
2015年10月 (1)
2015年06月 (4)
2015年05月 (3)
2015年04月 (4)
2015年03月 (33)
展开

阅读排行
BP神经网络 (105373)
模拟退火算法 (67185)
决策树之ID3算法 (53880)
协同过滤算法 (46139)
决策树之CART算法 (44368)
莫比乌斯反演 (40829)
相对熵（KL散度） (40107)
softmax回归 (38019)
逆元详解 (37667)
石子合并问题 (32839)

评论排行
BP神经网络 (39)
深度理解链式前向星 (24)
莫比乌斯反演 (18)
决策树之ID3算法 (16)
softmax回归 (16)
网络刷神器 (15)
逆元详解 (14)
协同过滤算法 (14)
决策树之CART算法 (13)
BFGS算法 (12)

推荐文章
* 【2017年11月27日】CSDN博客更新周报
* 【CSDN】邀请您来GitChat赚钱啦！
* 【GitChat】精选——JavaScript进阶指南
* 改做人工智能之前，90%的人都没能给自己定位
* TensorFlow 人脸识别网络与对抗网络搭建
* Vue 移动端项目生产环境优化
* 面试必考的计算机网络知识点梳理

蒙特卡罗方法于20世纪40年代美国在第二次世界大战中研制原子弹的“曼哈顿计划”计划的成员S.M.乌拉姆

和J.冯·诺伊曼首先提出。数学家冯·诺伊曼用驰名世界的赌城—摩纳哥的Monte Carlo—来命名这种方法，

为它蒙上了一层神秘色彩。在这之前，蒙特卡罗方法就已经存在。1777年，法国数学家布丰提出用投针实验

的方法求圆周率，这被认为是蒙特卡罗方法的起源。

另外，拟蒙特卡洛算法在近几年也获得迅速发展。这种方法是用均匀分布代替蒙特卡洛算法中的

随机数序列，对于某些特定问题计算速度比普通的蒙特卡洛算法高几百倍

由于产生随机数的随机性，当我们用N个随机点以蒙特卡罗方法来求解具体问题

时，其计算得到近似解的误差值有大有小，但是肯定有一个确定的平均值，即一些误差大于此值，而其余误差小于此值。鉴于此，显然肯定存在这样的N个点，使得误差的绝对值不大于平均值。如果我们能够构造这样的点集，就可以对原有的方法进行较大的改进。拟蒙特卡罗方法就是至于此而提出的，它致力于构造其误差比平均误差显著要好的那种点集，

而其求解形式与蒙特卡罗方法一致，只不过所用的随机数不一样。用蒙特卡罗方法求解问题时，影响结果好坏

的主要是随机数序列的均匀性。而拟蒙特卡罗方法中的具有低偏差的一致分布点集较伪随机数序列更为均匀，

而且用拟蒙特卡罗方法求解得到的是真正的误差，避免了蒙特卡罗方法得到概率误差的缺陷。

由此可见用拟蒙特卡罗方法求解问题的关键是如何找到一个均匀散布的点集。目前常用的点集有GLP点集(好格子点集, good lattice point set)、GP点集(好点集, good point set)、Halton点集及其变体、Hammersley点集等。

蒙特卡洛方法的理论基础是大数定律。大数定律是描述相当多次数重复试验的结果的定律，根据这个定律知道

样本数量越多，其平均就越趋近于真实值。

关闭

最新评论

SVD原理及其应用导论

Rachel_J : 讲的很清楚 !

广义Fibonacci数列找循环节

Enigmo : 我想问一下, 一个 2×2 的矩阵是 $c=96$ 是模3的二次剩余, $n = (3-1) * (3+1) = \dots$

softmax回归

SZU_Hadooper : 我不相信这样可以用梯度下降求出 θ , 一般都是梯度下降和bp才能求 你求不出

协同过滤算法

hello_world_000 : 不错 不错

决策树之ID3算法

xmh8023 : 真是学习了, 看懂了理论知识, 谢谢 !

决策树之CART算法

dcynicenice : 请问主程序是什么啊

BP神经网络

weixin_41331556 : 请问, 在第4部分反向传递子过程中, 假设函数 $f(x)$ 的公式是什么啊? 那个字母太小了看不清, 求高手解答, ..

多项式乘法运算终极版

WenDavidOI : @qq_37084505: 因为反过来就相当于倒着算吧.....

SVD分解的并行实现

woniui199166 : 这个代码跑不了没有头文件
#include <matrix.h>

相对熵 (KL散度)

WOTGL : @chinabing: 对

2. 蒙特卡洛的应用

最经典的应用就是利用蒙特卡洛算法求圆周率。代码如下

代码：

```
[cpp]
01. #include <bits/stdc++.h>
02.
03. #define MAX_ITERS 1000000
04.
05. using namespace std;
06.
07. double Rand(double L, double R)
08. {
09.     return L + (R - L) * rand() * 1.0 / RAND_MAX;
10. }
11.
12. double GetPi()
13. {
14.     srand(time(NULL));
15.     int cnt = 0;
16.     for(int i = 0; i < MAX_ITERS; i++)
17.     {
18.         double x = Rand(-1, 1);
19.         double y = Rand(-1, 1);
20.         if(x * x + y * y <= 1)
21.             cnt++;
22.     }
23.     return cnt * 4.0 / MAX_ITERS;
24. }
25.
26. int main()
27. {
28.     for(int i = 0; i < 10; i++)
29.         cout << GetPi() << endl;
30.     return 0;
31. }
```

3. 蒙特卡洛积分

关于蒙特卡洛求积分, 可以先参照如下文章。

链接：<http://cos.name/2010/03/monte-carlo-method-to-compute-integration/>

接下来用蒙特卡洛积分求自然常数 e 。这是2015年阿里的一道笔试题。

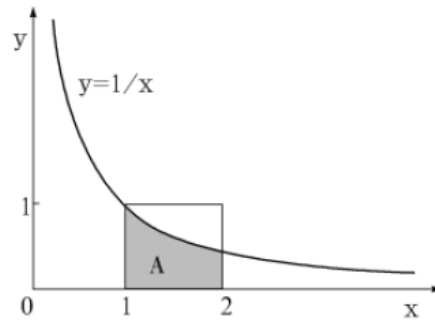
关闭

首先考虑如下积分

$$S = \int_1^2 \frac{1}{x} dx$$

接下来分别用蒙特卡洛积分和牛顿莱布尼兹公式计算，在蒙特卡洛方法中样本很多时，它们的值应该相等。

利用蒙特卡洛方法，图像大致如下



上述积分的目的是求阴影部分的面积，所以先在所标矩形内取 n 对随机点 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$ ，

对于每一对 (x_i, y_i) ，考察是否满足如下条件

$$\frac{1}{x_i} \geq y_i$$

假设满足上述条件的点有 m 个，而全部的点有 n 个，所以得到近似公式为

$$S = \int_1^2 \frac{1}{x} dx \approx \frac{m}{n} \times (2 - 1) \times (1 - 0)$$

关闭

而依据牛顿莱布尼兹公式可以得到

$$S = \int_1^2 \frac{1}{x} dx = \ln 2 - \ln 1 = \ln 2$$

这两种方法结果应该是相等的，即有

$$\ln 2 = \frac{m}{n} \Rightarrow \log_2 e = \frac{n}{m} \Rightarrow e = 2^{\frac{n}{m}}$$

接下来写写代码吧！

代码：

```
[cpp]
01. #include <bits/stdc++.h>
02.
03. #define MAX_ITERS 10000000
04.
05. using namespace std;
06.
07. struct Point
08. {
09.     double x, y;
10. };
11.
12. double Rand(double L, double R)
13. {
14.     return L + (R - L) * rand() * 1.0 / RAND_MAX;
15. }
16.
17. Point getPoint()
18. {
19.     Point t;
20.     t.x = Rand(1.0, 2.0);
21.     t.y = Rand(0.0, 1.0);
22.     return t;
23. }
24.
25. double getResult()
26. {
27.     int m = 0;
28.     int n = MAX_ITERS;
29.     srand(time(NULL));
30.     for(int i = 0; i < n; i++)
31.     {
32.         Point t = getPoint();
33.         double res = t.x * t.y;
34.         if(res <= 1.0)
35.             m++;
36.     }
37.     return pow(2.0, 1.0 * n / m);
38. }
39.
40. int main()
41. {
42.     for(int i = 0; i < 20; i++)
43.         cout << fixed << setprecision(6) << getResult() << endl;
44.     return 0;
45. }
```

关闭

观察一下运行结果，效果还是不错的。如下图

```
[root@localhost Acem]# g++ Mote.cpp -o Mote
[root@localhost Acem]# ./Mote
2.717856
2.719343
2.717872
2.717916
2.718223
2.719079
2.717925
2.717272
2.719333
2.719088
2.718012
2.718971
2.719150
2.718757
2.718112
2.719629
2.718088
2.717651
2.718683
2.718300
```

顶 踩

10 1

- [上一篇](#) 关于欧拉工程的一道递推题
- [下一篇](#) 协方差与协方差矩阵

相关文章推荐

- 蒙特卡洛方法到底有什么用
- MySQL在微信支付下的高可用运营-莫晓东
- 简单易学的机器学习算法——马尔可夫链蒙特卡罗...
- 容器技术在58同城的实践-姚远
- 蒙特卡洛算法和matlab程序
- SDCC 2017之容器技术实战线上峰会
- 从伪随机数的产生到高大上的蒙特卡洛算法（C语...
- SDCC 2017之数据库技术实战线上峰会

- Metropolis 采样与蒙特卡洛算法
- 腾讯云服务器架构实现介绍-董晓杰
- 强化学习中的蒙特卡洛 (monte carlo) 算法和时...
- 微博热点事件背后的数据库运维心得-张冬洪
- ROS探索总结（十五）——amcl（导航与定位）
- 蒙特卡洛移动定位算法的代码
- 蒙特卡洛算法实例整理
- 蒙特卡洛模拟计算pi值的c++实现，给不懂方法的...

关闭



如何自己建网站



人脸识别



人脸识别技术



客户管理系统



红帽认证

查看评论



SaverioSun

3楼 2017-03-23 10:50发表

太强了，之前居然不知道这个算法



zhangsu2

2楼 2016-03-27

好文章



响马0709

1楼 2016-03-10 02:20发表

马克

您还没有登录,请[登录](#)或[注册](#)

* 以上用户言论只代表其个人观点，不代表CSDN网站的观点或立场

关闭