11: Monte Carlo积分

许传奇 PB16021546

1 题目

用Monte-Carlo方法计算如下定积分,并讨论有效位数。

$$\int_0^2 \sqrt{x + \sqrt{x}} dx$$

$$\int_0^{\frac{9}{10}} dx \int_0^{\frac{4}{5}} dy \int_0^{\frac{9}{10}} dz \int_0^2 du \int_0^{\frac{13}{10}} dv (6 - x^2 - y^2 - z^2 - u^2 - v^2)$$

2 原理与算法

2.1 原理

2.1.1 平均值法

求解定积分时,有积分的平均值定理,如下图所示:

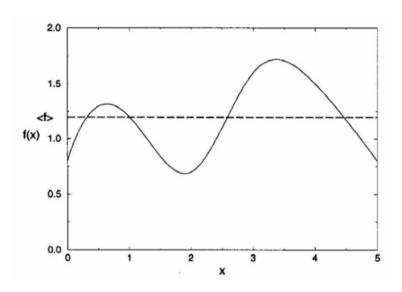


图 1: 积分的平均值定理

根据积分的平均值定理:

$$\int_{a}^{b} f(x)dx = (b-a)\langle f \rangle \tag{1}$$

2 原理与算法 2

用Monte-Carlo方法对函数f进行抽样,可以得到平均值:

$$\langle f \rangle \approx \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} f(x_i)$$
 (2)

因此,用Monte-Carlo方法对定积分区间内的自变量进行随机抽样,就能计算出定积分的近似值:

$$\int_{a}^{b} f(x)dx \approx \frac{(b-a)}{N} \sum_{i=1}^{N} f(x_i)$$
(3)

2.1.2 多重定积分

对于多变量函数的定积分,可以直接将上述的单变量情形推广至多变量的情形:

$$\int_{a_1}^{b_1} dx_1 \int_{a_2}^{b_2} dx_2 \cdots \int_{a_n}^{b_n} dx_n f(x_1, x_2, \dots, x_n) = \frac{1}{N} \left[\prod_{j=1}^n (b_j - a_j) \right] \int_{i=1}^N f(x_{1_i}, x_{2_i}, \dots, x_{n_i})$$
(4)

2.1.3 提取法和重要抽样法

由于 σ_s 正比于 σ_f ,因此将被积函数变为较平坦的函数可以有效提高Monte-Carlo方法的精度,因此采用几种抽样技巧可以减小方差,包括提取法和重要抽样法:

1. 提取法:

对于一维积分,设我们能够构造一个与被积函数f(x)形状相似的函数g(x),且它们的积分值已知:

$$|f(x) - g(x)| < \epsilon, \int_{a}^{b} g(x)dx = J$$
 (5)

就可以运用Monte-Carlo方法求一个更平坦的函数的被积函数,再得到定积分,即:

$$\int_{a}^{b} f(x)dx = \int_{a}^{b} [f(x) - g(x)] dx + J$$
 (6)

2. 重要抽样方法:

与提取法中的减法相比,实用中更为有效的重要重阳发中采用的是除法。

设有一个几率分布g(x)与f(x)形状相似,且有:

$$\frac{f(x)}{g(x)} \sim 1, \int_a^b g(x)dx = 1 \tag{7}$$

则积分可写成:

$$\int_{a}^{b} f(x)dx = \int_{a}^{b} \frac{f(x)}{g(x)} g(x)dx \tag{8}$$

如果x在[a,b]区间内的随机抽样不是均匀选取的,而是按照几率分布g(x)选取的,则重要抽样方法下的Monte-Carlo积分为:

$$\int_{a}^{b} f(x)dx = \langle \frac{f}{g} \rangle \approx \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \frac{f(x_{i})}{g(x_{i})}$$
(9)

2 原理与算法 3

2.1.4 中心极限定理与误差

概率论中的大数法则和中心极限定理是Monte-Carlo方法应用于统计计算的基础。

1. 大数法则:

如随机量序列 f_i 有期待值 μ 存在,则:

$$\lim_{N \to \infty} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} f_i \to \mu \tag{10}$$

2. 中心极限定理:

当N有限时, 平均值 $\langle f \rangle \approx \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} f(x_i)$ 式满足:

$$P\left\{ \left| \frac{\langle f \rangle - \mu}{\sigma_f / \sqrt{N}} \right| < \beta \right\} \to \Phi(\beta) \tag{11}$$

其中的 $\Phi(\beta)$ 是Gauss正态分布,因此可得:

$$\sigma_{\rm S} = |\langle f \rangle - \mu| \propto \frac{\sigma_f}{\sqrt{N}} = \frac{1}{\sqrt{N}} \sqrt{\langle f^2 \rangle - \langle f \rangle^2}$$
 (12)

3. 有效数字:

可以认为有效数字位数是用Monte Carlo方法计算出来的定积分和定积分的精确值之间的误差的最大位数,因此误差反映了有效位数的大小。误差越小,有效数字个数越大;误差越大,有效数字个数越小。

2.2 算法

2.2.1 单变量定积分

在[0,1]上抽取均匀的 ξ ,并将其扩充到[0,2]上,根据之前原理部分的叙述,得到积分的近似值:

$$\int_{0}^{2} \sqrt{x + \sqrt{x}} dx = \frac{2}{N} \sum_{i=1}^{N} \sqrt{x_{i} + \sqrt{x_{i}}}$$
 (13)

2.2.2 多变量定积分

在[0,1] 上抽取均匀的 ξ_x , ξ_y , ξ_z , ξ_u , ξ_v , 并将其扩充到[0, $\frac{9}{10}$], [0, $\frac{4}{5}$], [0, $\frac{9}{10}$], [0,2], [0, $\frac{13}{10}$]上,根据之前原理部分的叙述,得到积分的近似值:

$$\int_{0}^{\frac{9}{10}} dx \int_{0}^{\frac{4}{5}} dy \int_{0}^{\frac{9}{10}} dz \int_{0}^{2} du \int_{0}^{\frac{13}{10}} dv (6 - x^{2} - y^{2} - z^{2} - u^{2} - v^{2}) = \frac{1.6848}{N} \sum_{i=1}^{N} (6 - x_{i}^{2} - y_{i}^{2} - z_{i}^{2} - u_{i}^{2} - v_{i}^{2})$$

$$\tag{14}$$

3 源文件使用说明 4

2.2.3 有效数字的讨论

使用Mathematica计算两个定积分的精确值,如下图所示:

Out[1]= 2.6895213

Out[2]= 5.6440800

图 2: Mathematica计算得到的精确值

则误差的绝对值为:

$$|error| = |Integral - Sampling|$$
 (15)

由原理部分的叙述,在中心极限定理的限制下,有:

$$\sigma_S \propto \frac{\sigma_f}{\sqrt{N}}$$
 (16)

上式说明,误差减小到原来的十分之一,即有效数字增加一位时,需要的抽样点数应该是之前的100倍。

为了探究有效数字位数与点数是否满足以上关系,本次作业采用以下方法:

将误差打印到文件中,以 $\ln N$ 为横坐标,以 $\ln |\sigma_s|$ 为纵坐标作图,并进行线性拟合。

按照上述分析,得到的直线斜率因该是-0.5,将拟合直线的曲率与理论之-0.5进行比较,看是否在误差范围内可以认为两者一致。

若两者一致的话,我们就可以得到结论:若要使有效数字增加一位,需要将抽样点数扩大100倍。

3 源文件使用说明

编译并运行"11Integral.cpp",将弹出命令行。

命令行上会显示抽样点个数Num、计算的积分值Integral和误差Error。

同时,会将得到的误差输出到文件"中。

编译并运行"plot.py"即可绘制拟合直线图。

随机数生成器是16807随机数生成器,种子值由C语言自带的随机数生成。

4.1 单变量定积分

计算的结果如图所示:

第一个积分值	为:	
Num	Integral	error
10	2. 4808332	-0.20869
20 40	2. 5597904 2. 4126440	-0. 12973 -0. 27688
80	2. 5010139	-0. 18851
160	2. 7336523	0.04413
320	2. 7050080	0.01549
640	2. 6525179	-0.03700
1280	2. 7129489	0.02343
2560	2.6847250	-0.00480
5120	2.7031009	0.01358
10240	2.6897311	0.00021
20480	2.6873670	-0.00215
40960	2. 6875088	-0.00201
81920	2.6869922	-0.00253
163840	2.6916540	0.00213
327680	2.6907726	0.00125
655360	2. 6880259	-0.00150
1310720	2. 6896489	0.00013
2621440	2.6890225	-0.00050
5242880	2.6892860	-0.00024
10485760	2. 6895340	0.00001
20971520	2. 6892730	-0.00025

图 3: 计算得到不同随机点个数Num下的积分值和误差

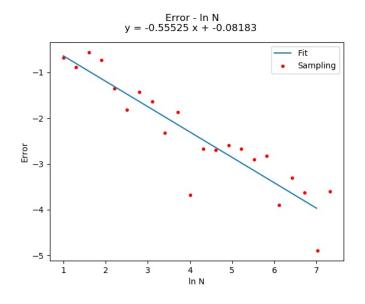


图 4: 误差的绝对值拟合得到的曲线

6	

第一个积分值为:		
Num 10 20 40 80 160 320 640 1280 2560 5120 10240 20480 40960 81920 163840 327680 655360 1310720	Integral 2. 2327495 2. 5895773 2. 6411044 2. 7190174 2. 7737812 2. 6923646 2. 6548978 2. 6814997 2. 6548001 2. 6950895 2. 6951734 2. 6871284 2. 6929308 2. 6911401 2. 6873335 2. 6898769 2. 6888092	error -0.45677 -0.09994 -0.04842 0.02950 0.08426 0.00284 -0.03462 -0.00802 -0.03472 0.00557 0.01037 0.00565 -0.00239 0.00341 0.00162 -0.00219 0.00036 -0.00071
2621440 5242880 10485760 20971520	2. 6903603 2. 6887702 2. 6894893 2. 6894941	0.00084 -0.00075 -0.00003 -0.00003

图 5: 计算得到不同随机点个数Num下的积分值和误差

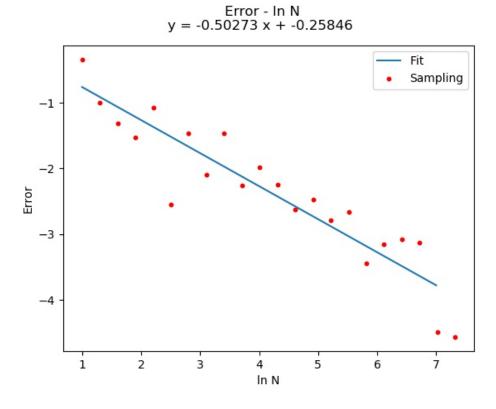


图 6: 误差的绝对值拟合得到的曲线

4.2 多变量定积分

计算的结果如图所示:

第二个积分值为	J:	
第二个积分值分 Num 10 20 40 80 160 320 640 1280 2560 5120 10240 20480 40960 81920 163840 327680	Integral 5.8052047 6.1740478 5.1789706 5.5910203 5.6735697 5.8733630 5.6124977 5.7680047 5.5587137 5.6292407 5.6703853 5.6636972 5.6610648 5.6454060 5.6422378 5.6469591	error 1.61125e-01 5.29968e-01 -4.65109e-01 -5.30597e-02 2.94897e-02 2.29283e-01 -3.15823e-02 1.23925e-01 -8.53663e-02 -1.48393e-02 2.63053e-02 1.96172e-02 1.69848e-02 1.32601e-03 -1.84224e-03 2.87908e-03
655360 1310720 2621440 5242880 10485760 20971520	5.6451509 5.6424723 5.6437995 5.6413803 5.6438216 5.6445959	1.07086e-03 -1.60772e-03 -2.80516e-04 -2.69975e-03 -2.58422e-04 5.15862e-04

图 7: 计算得到不同随机点个数Num下的积分值和误差

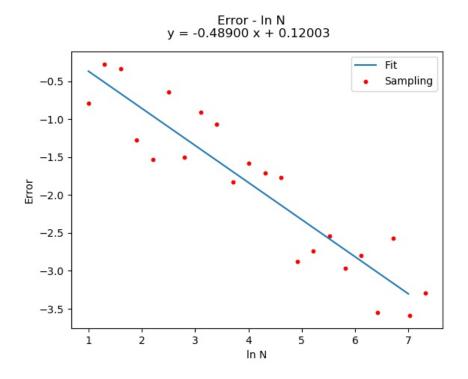


图 8: 误差的绝对值拟合得到的曲线

第二个积分值法	为:	
Num	Integra1	error
10	6. 7760311	1. 13195e+00
20	6. 2873538	6. 43274e-01
40	5. 9025919	2. 58512e-01
80	5. 7449308	1. 00851e-01
160	6. 0349239	3.90844e-01
320	5. 6271885	-1.68915e-02
640	5. 4868658	-1.57214e-01
1280	5. 6356242	-8.45576e-03
2560	5. 6232065	-2.08735e-02
5120	5. 6363260	-7. 75400e-03
10240	5. 6899297	4. 58497e-02
20480	5. 6496015	5. 52149e-03
40960	5. 6498133	5. 73334e-03
81920	5. 6427888	-1. 29124e-03
163840	5. 6395282	-4.55178e-03
327680	5. 6432560	-8.23977e-04
655360	5. 6411818	-2.89815e-03
1310720	5. 6460752	1.99525e-03
2621440	5. 6419256	-2.15437e-03
5242880	5. 6432967	-7.83251e-04
10485760	5. 6430917	-9.88315e-04
20971520	5. 6438248	-2.55221e-04

图 9: 计算得到不同随机点个数Num下的积分值和误差

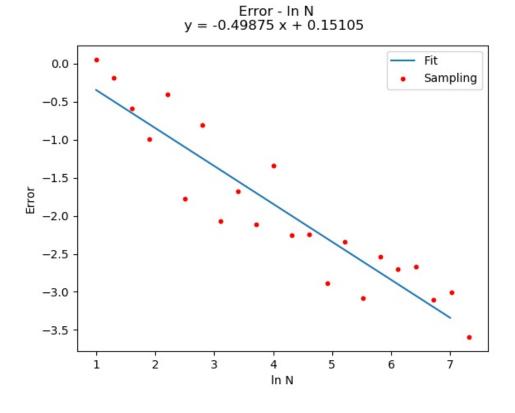


图 10: 误差的绝对值拟合得到的曲线

5 讨论

5.1 算法的改进

本题算法较简单,直接按照算法部分叙述编程即可。

本题采用的是平均值法计算定积分,但这两个函数都不是非常平整的,可以通过原理中叙述的提取 法或重要抽样方法对其进行抽样,可以有效减小误差。

即选取合适的g(x)使f(x) - g(x)更平整,从而减小误差。

$$\int_{a}^{b} f(x)dx = \int_{a}^{b} [f(x) - g(x)] dx + J$$
 (17)

如图所示:

Callout[Cant[v. Cant[v]] Cant[v]]] (v. A. 2)

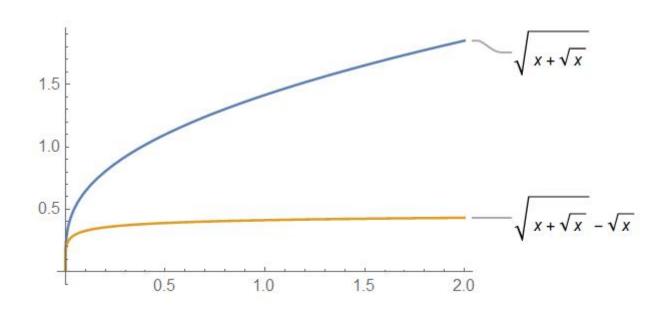


图 11: 提取法修正图

对于第一个定积分,运用提取法,设 $g(x) = \sqrt{x}$,两者之差在区间内斜率非常小,可以有效减小误差,提高有效数字位数。

且其积分比较好求:

$$\int_0^2 g(x)dx = \int_0^2 \sqrt{x}dx = \frac{2}{3}2^{\frac{3}{2}} \approx 1.8856$$
 (18)

5 讨论 10

同理,运用重要抽样方法:

$$\int_{a}^{b} f(x)dx = \int_{a}^{b} \frac{f(x)}{g(x)}g(x)dx \tag{19}$$

也可以实现将函数变得更平整,如图所示:

Plot[{Callout[Sqrt[x + Sqrt[x]]],

Callout[Sqrt[x + Sqrt[x]] / x^{1/3}]}, {x, 0, 2}]

[标注 **平**方根 **平**方根

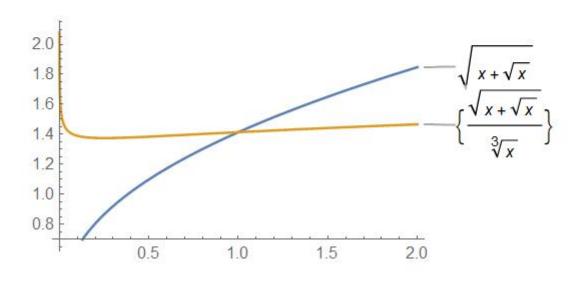


图 12: 重要抽样法修正图

设 $g(x) = \sqrt[3]{x}$,将其作为除数,也可以得到更为平整的曲线。其积分也容易求出:

$$\int_0^2 g(x)dx = \int_0^2 \sqrt[3]{x}dx = \frac{3}{4}2^{\frac{4}{3}} \approx 2.5198$$
 (20)

5.2 结果的讨论

从结果可以看出: 总体上, 随着抽样点数的增加, 得到的积分值的误差逐渐减小。

两个积分得到的拟合直线的斜率接近-0.5,与之前叙述一样,可以认为要是有效数字增大一位,需要将抽样点数扩大100倍。

此题判断存在一点缺陷:通过直接比较拟合直线斜率与理论值来判断是否符合我们的推断,但由于是统计规律,我们只能在一定程度上确定我们的观点,即需要用到假设检验的办法对我们的结果进行判断。不过鉴于命令行中的误差确实基本上呈这种规律,此题直接下定论而没有进行验证。