

概率算法 HW2

SA25011049 李宇哲

T1

求 π 近似值的算法

Ex.1 若将 $y \leftarrow \text{uniform}(0, 1)$ 改为 $y \leftarrow x$, 则上述的算法估计的值是什么?

修改算法后, 等价于在线段 $y = x, 0 \leq x \leq 1$ 内随机取点, 线段长度为 $\sqrt{2}$, 落在圆内的长度为 1。

估值 $\frac{4k}{n} = 4 \times \frac{1}{\sqrt{2}} = 2\sqrt{2}$

T2

Ex2. 在机器上用 $4 \int_0^1 \sqrt{1-x^2} dx$ 估计 π 值, 给出不同的 n 值及精度。

```
1  #include <iostream>
2  #include <cmath>
3  #include <cstdlib>
4  #include <ctime>
5  using namespace std;
6
7  double f(double x) {
8      return sqrt(1 - x * x);
9  }
10 double result(int n) {
11     double x, y;
12     int k = 0;
13     for (int i = 0; i < n; i++) {
14         x = rand() / (double)RAND_MAX;
15         y = rand() / (double)RAND_MAX;
16         if (y <= f(x)) {
17             k++;
18         }
19     }
20     return 4.0 * k / n;
21 }
22 int main(void) {
23     srand(time(NULL));
24
25     double result1 = result(10000);
26     double result2 = result(100000);
27     double result3 = result(1000000);
```

```

28     std::cout << "n = 10000, 结果为: " << result1 << std::endl;
29     std::cout << "n = 100000, 结果为: " << result2 << std::endl;
30     std::cout << "n = 1000000, 结果为: " << result3 << std::endl;
31
32     return 0;
33 }

```

运行结果如下:

```

innerpeace@innerpeace ~/algorithm/probability ./a.out
n = 10000, 结果为: 3.1388
n = 100000, 结果为: 3.14636
n = 1000000, 结果为: 3.1399

```

T3

Ex3. 设 a, b, c 和 d 是实数, 且 $a \leq b, c \leq d$, $f:[a, b] \rightarrow [c, d]$ 是一个连续函数, 写一概率算法计算积分:

$$\int_a^b f(x)dx$$

注意, 函数的参数是 a, b, c, d, n 和 f , 其中 f 用函数指针实现, 请选一连续函数做实验, 并给出实验结果。

```

1  #include <iostream>
2  #include <cmath>
3  #include <cstdlib>
4  #include <ctime>
5  using namespace std;
6
7  // 被积函数 f(x) = x^2
8  double f(double x) {
9      return x * x;
10 }
11
12 double monte_carlo_integral(double a, double b, int n) {
13     if (a >= b) {
14         cerr << "错误: a 必须小于 b" << endl;
15         return 0.0;
16     }
17     double max_val = max(f(a), f(b));
18

```

```

19     if (a <= 0 && 0 <= b) {
20         max_val = max(max_val, 0.0);
21     }
22
23     int k = 0;
24
25     for (int i = 0; i < n; i++) {
26         double x = a + (b - a) * (rand() / (double)RAND_MAX);
27         double y = max_val * (rand() / (double)RAND_MAX);
28
29         if (y <= f(x)) {
30             k++;
31         }
32     }
33
34     double rectangle_area = (b - a) * max_val;
35     return rectangle_area * k / n;
36 }
37
38 int main() {
39     srand(time(NULL));
40
41     double a, b;
42     int n;
43
44     cout << "请输入积分区间 [a, b]:" << endl;
45     cout << "a = ";
46     cin >> a;
47     cout << "b = ";
48     cin >> b;
49
50     cout << "请输入采样点数 n: ";
51     cin >> n;
52
53     double result = monte_carlo_integral(a, b, n);
54     double exact_value = (b * b * b - a * a * a) / 3.0; // 精确值:  $\int x^2 dx = x^3/3$ 
55
56     cout << "\n蒙特卡洛方法结果: " << result << endl;
57     cout << "精确值: " << exact_value << endl;
58     cout << "误差: " << abs(result - exact_value) << endl;
59     cout << "相对误差: " << abs(result - exact_value) / abs(exact_value) * 100 << "%" <<
endl;
60
61     // 测试不同采样点数
62     cout << "\n不同采样点数的结果:" << endl;
63     for (int test_n : {1000, 10000, 100000, 1000000}) {
64         double test_result = monte_carlo_integral(a, b, test_n);
65         cout << "n = " << test_n << ", 结果 = " << test_result
66             << ", 误差 = " << abs(test_result - exact_value) << endl;
67     }
68
69     return 0;
70 }

```

选择 $f(x) = x^2, x \in [1, 2]$

运行结果如下：

```
innerpeace@innerpeace ~/algorithm/probability ./a.out
请输入积分区间 [a, b]:
a = 1
b = 2
请输入采样点数 n: 100000
蒙特卡洛方法结果: 2.33208
精确值: 2.33333
误差: 0.00125333
相对误差: 0.0537143%

不同采样点数的结果:
n = 1000, 结果 = 2.456, 误差 = 0.122667
n = 10000, 结果 = 2.2908, 误差 = 0.0425333
n = 100000, 结果 = 2.32152, 误差 = 0.0118133
n = 1000000, 结果 = 2.33299, 误差 = 0.000345333 /8.3s
```

T4

***Ex4. 设 ϵ, δ 是 $(0,1)$ 之间的常数，证明：**

若 I 是 $\int_0^1 f(x)dx$ 的正确值， h 是由HitorMiss算法返回的值，则当 $n \geq I(1-I)/\epsilon^2\delta$ 时有：

$$\text{Prob}[|h-I| < \epsilon] \geq 1 - \delta$$

设 $f: [0, 1] \rightarrow [0, 1]$ 是一个连续函数，记 $I = \int_0^1 f(x)dx$

考虑随机变量 $K \sim B(n, p), p = \frac{I}{1}$

算法面积为 $h = \frac{K}{n}$ ，有

$$E[h] = E\left[\frac{K}{n}\right] = \frac{nI}{n} = I$$

$$\text{Var}[h] = \text{Var}\left[\frac{K}{n}\right] = \frac{1}{n^2} \text{Var}[K] = \frac{I(1-I)}{n}$$

由切比雪夫不等式

$$\text{Pr}[|h - E[h]| \geq \epsilon] \leq \frac{\text{Var}[h]}{\epsilon^2}$$

得到

$$\text{Pr}[|h - I| \geq \epsilon] \leq \frac{I(1-I)}{n\epsilon^2}$$

$$\text{令 } \delta \geq \frac{I(1-I)}{n\epsilon^2}, \text{ 有 } n \geq \frac{I(1-I)}{\delta\epsilon^2}$$

此时

$$\text{Pr}[|h - I| < \epsilon] \geq 1 - \delta$$

EX. 用上述算法，估计整数子集1~n的大小，并分析n对估计值的影响。

估算算法 $\hat{n} = \frac{2k^2}{n}$ ，即 $E[\hat{n}] = \frac{2E^2[k]}{n}$

考虑 $E[k]$ 的渐进表达式 $\sqrt{\frac{\pi n}{2}} + O(1)$ ，有

$$\frac{2E^2[k]}{n} = \frac{2}{n} \left(\frac{\pi}{2} n + O(\sqrt{n}) \right)$$

$$\text{相对误差} = \frac{E[\hat{n}] - n}{n} = \frac{\frac{2E^2[k]}{n} - n}{n} = O\left(\frac{1}{\sqrt{n}}\right)$$

相对误差随着 n 的增大而减小

对 n 为 [100, 500, 1000, 5000, 10000, 50000, 100000] 取 k 的均值平方作为预测结果，每轮实验重复1000次

```

1  import random
2  import math
3  import statistics
4  import matplotlib.pyplot as plt
5
6  def estimate_set_size(n, trials=1000):
7      """用随机取样 + 第一次重复公式估计集合大小
8      使用  $E[k]^2$  方法:  $n\_hat = 2 * (mean(k))^2 / \pi$ 
9      """
10     k_values = []
11
12     for _ in range(trials):
13         seen = set()
14         k = 0
15         while True:
16             k += 1
17             x = random.randint(1, n)
18             if x in seen:
19                 break
20             seen.add(x)
21             k_values.append(k)
22
23     mean_k = statistics.mean(k_values)
24     n_hat = 2 * (mean_k ** 2) / math.pi
25
26     return n_hat
27
28 # 测试不同 n 的估计效果
29 ns = [100, 500, 1000, 5000, 10000, 50000, 100000]
30
31 print("=" * 60)
32 print(f"{'真实n':<10} {'估计值':<15} {'相对误差':<15}")
33 print("=" * 60)
34
```

```

35 for n in ns:
36     n_hat = estimate_set_size(n, trials=5000)
37     error = abs(n_hat - n) / n * 100
38     print(f"{n:<10} {n_hat:<15.1f} {error:<15.2f}%")

```

innerpeace@innerpeace ~/algorithm/probability python3 5t.py

真实n	估计值	相对误差
100	111.7	11.74 %
500	524.5	4.90 %
1000	1048.5	4.85 %
5000	5090.0	1.80 %
10000	10040.8	0.41 %
50000	50435.5	0.87 %
100000	100042.9	0.04 %

T6

Ex. 分析dlogRH的工作原理，指出该算法相应的u和v

对于给定的 g , a , p 和随机选择的 r , 有

$$\log_{g,p} c \equiv \log_{g,p} a + \log_{g,p} b \pmod{p-1}$$

$$\log_{g,p} a \equiv \log_{g,p} c - \log_{g,p} b \pmod{p-1}$$

$$\log_{g,p} a \equiv \log_{g,p} c - r \pmod{p-1}$$

因此

$$u(a, r) = ag^r \pmod{p}, v(r, y) = (y - r) \pmod{p-1}$$

T7

Ex. 写一Sherwood算法C，与算法A, B, D比较，给出实验结果。

67

改写后的算法C

```

1  int val[MAXN];
2  int ptr[MAXN];
3  int n;
4  int compare_count; // 全局变量：统计比较次数
5
6  int Search(int x, int i) {
7      while (i < n && x > val[i]) {
8          compare_count += 2;

```

```
9      i = ptr[i];
10  }
11  if (i < n) {
12      compare_count += 2;
13      if (x == val[i]) {
14          compare_count++;
15      }
16  } else {
17      compare_count++;
18  }
19  return i;
20 }
21 int C(int x) {
22     int r = rand() % n;
23     int i = r;
24     return Search(x, i);
25 }
26
```

对于一个长度 $n = 10000$ 的表，宠物实验100000次后，得到的实验结果如下

=====

n = 10000, 实验次数 = 100000

=====

算法 A (线性查找):

平均时间: 0.016 毫秒
总时间: 1620.672 毫秒
平均比较次数: 10003
总比较次数: 1000307360

算法 B (跳跃查找):

平均时间: 0.017 毫秒
总时间: 1747.576 毫秒
平均比较次数: 10042
总比较次数: 1004206279

算法 D (随机起点查找):

平均时间: 0.011 毫秒
总时间: 1114.557 毫秒
平均比较次数: 6668
总比较次数: 666834682

算法 C (Sherwood算法):

平均时间: 0.005 毫秒
总时间: 539.117 毫秒
平均比较次数: 3317
总比较次数: 331711482

=====

汇总对比:

=====

算法	平均时间(ms)	平均比较次数
----	----------	--------

A (线性查找)	0.016	10003
B (跳跃查找)	0.017	10042
D (随机起点)	0.011	6668
C (Sherwood)	0.005	3317

T8

Ex.证明: 当放置 (k+1)th 皇后时, 若有多个位置是开放的, 则算法 QueensLV 选中其中任一位置的概率相等。

77

对 nb 纪行归纳假设:

nb = 1 时, 每个位置被选中的概率相等

假设 nb = n 时, 每个位置被选中的概率都相等

当 nb = n + 1 时, 对于前 n 个位置, 被选中的概率为

$$\frac{1}{n} \times \frac{1}{n+1} + \frac{n-1}{n} \times \frac{1}{n+1} = \frac{1}{n+1}$$

对于第 $n+1$ 个位置，被选中的概率为

$\frac{1}{n+1}$ ，因此每个位置被选中的概率均相等

T9

Ex. 写一算法，求 $n=12\sim 20$ 时最优的StepVegas值。

Las Vegas 随机防止前 **stepV** 个皇后，如果中途出现冲突无无法位置，则提前终止。剩余的皇后用 `backtrace()` 继续搜索，若找到解返回 `true`，否则`false`

```

1  bool backtrace(int n, int k, int col, int l, int r) {
2      if (k == n) return true;
3      int avial = ((1 << n) - 1) & ~(col | l | r);
4      for (int tmp = avial; tmp; tmp -= lowbit(tmp)) {
5          int j = lg(lowbit(tmp));
6          queen[k + 1] = j;
7          int tcol = col | 1 << (j - 1);
8          int tl = (l | 1 << (j - 1)) >> 1;
9          int tr = (r | 1 << (j - 1)) << 1;
10         if (backtrace(n, k + 1, tcol, tl, tr))
11             return true;
12     }
13     return false;
14 }
15
16 /*-----
17     Las Vegas 随机 + Backtrace 混合算法
18 -----*/
19 bool QueenLV(int n, int stepv) {
20     memset(queen, 0, sizeof(queen));
21     int col = 0, l = 0, r = 0;
22     int k = 0;
23     int m = 0;
24     int j = 0;
25
26     do {
27         m = 0;
28         j = 0;
29         int avial = ((1 << n) - 1) & ~(col | l | r);
30         for (int tmp = avial; tmp; tmp -= lowbit(tmp)) {
31             ++m;
32             uniform_int_distribution<> dis(1, m);
33             int x = dis(gen);
34             if (x == 1)
35                 j = lg(lowbit(tmp));
36         }
37         if (m > 0) {
38             ++k;
39             queen[k] = j;

```

```

40         col |= 1 << (j - 1);
41         l = (l | 1 << (j - 1)) >> 1;
42         r = (r | 1 << (j - 1)) << 1;
43     }
44     } while (m > 0 && k < stepV);
45
46     if (m > 0)
47         return backtrace(n, k, col, l, r);
48     return false;
49 }

```

对 $n = 12 \sim 20$ ，枚举 **stepV**，各执行 10000 次实验以平滑随机性，总计总运行时间，选择最小值作为最优 stepVegas

1	n	Best stepVegas	Time(s)
2	-----		
3	12	4	0.043
4	13	5	0.043
5	14	6	0.055
6	15	7	0.066
7	16	8	0.063
8	17	8	0.078
9	18	9	0.089
10	19	10	0.082
11	20	10	0.116

■ 习题

PrintPrimes{ //打印1万以内的素数

print 2, 3;

n ← 5;

repeat

if RepeatMillRab(n, $\lfloor \lg n \rfloor$) then print n;

n ← n+2;

until n=10000;

}

与确定性算法相比较，并给出100~10000以内错误的比例。

146

```

1  using ull = unsigned long long;
2  ull modpow(ull a, ull b, ull m) {
3      ull res = 1;
4      a %= m;
5      while (b > 0) {
6          if (b & 1) res = (__int128)res * a % m;
7          a = (__int128)a * a % m;
8          b >>= 1;
9      }
10     return res;
11 }
12 bool MillerRabinTest(ull n, ull a, ull d, int s) {
13     ull x = modpow(a, d, n);
14     if (x == 1 || x == n - 1) return true;
15     for (int r = 1; r < s; ++r) {
16         x = (__int128)x * x % n;
17         if (x == n - 1) return true;
18     }
19     return false;
20 }
21
22 // RepeatMillRab(n, t) -- 重复 t 次
23 bool RepeatMillRab(ull n, int t) {
24     if (n < 2) return false;
25     if (n == 2 || n == 3) return true;

```

```

26     if (n % 2 == 0) return false;
27
28     ull d = n - 1;
29     int s = 0;
30     while ((d & 1) == 0) {
31         d >>= 1;
32         ++s;
33     }
34
35     random_device rd;
36     mt19937_64 gen(rd());
37     uniform_int_distribution<ull> dist(2, n - 2);
38
39     for (int i = 0; i < t; ++i) {
40         ull a = dist(gen);
41         if (!MillerRabinTest(n, a, d, s))
42             return false;
43     }
44     return true;
45 }
46
47 // 确定性素数检测（试除法）
48 bool DeterministicPrime(int n) {
49     if (n < 2) return false;
50     if (n == 2 || n == 3) return true;
51     if (n % 2 == 0) return false;
52     for (int i = 3; i * i <= n; i += 2)
53         if (n % i == 0)
54             return false;
55     return true;
56 }

```

实验结果如下：

```

Total numbers tested: 4998
Miller-Rabin wrong decisions: 0
Error ratio = 0.000000%

```