# Lab7\_Report

申长硕 人工智能与数据科学学院 PB22020518

#### 问题引入

物理模拟在计算机图形学中起到非常重要的作用,其中数值积分的重要性不言而喻

考虑二维问题,质点初始时(t=0)位于原点,速度为0收到水平和竖直两个力,获得两个独立的加速度  $a_x(t), a_y(t)$ ,目标是计算其轨迹

$$egin{cases} v_x(t) = \int_0^t a_x(s) ds \ x(t) = \int_0^t v_x(s) ds \ = \int_0^t ds \int_0^s a_x(r) dr \end{cases}$$

现已有两个方向的加速度

$$egin{cases} a_x(t) = rac{sin(t)}{\sqrt{t}+1} \ a_y(t) = rac{log(t+1)}{t+1} \end{cases}$$

使用 Romberg积分作为数值积分方法,计算质点在时刻 $t\in linspace(0,10,100)$ 的位移(x(t),y(t)),其中初始区间数M=8(M取4, 8, 12, 16, 20)做比较

### 数学分析

Romberg积分

从复化积分公式开始:

1. 复化梯形积分,第K个子区间上的积分公式:

$$I_k = \int_{x_k}^{x_{k+1}} f(x) dx = rac{h}{2} [f(x_k) + f(x_{k+1})]$$

其截断误差

$$R_1^N(f)=-rac{b-a}{12}h^2f''(\eta)$$

2. 复化Simpson积分

$$I_k = \int_{x_{2k}}^{x_{2k+2}} f(x) dx = rac{h}{6} [f(x_{2k}) + 4f(x_{2k+1}) + f(x_{2k+2})]$$

其截断误差

$$R_2^N(f) = -rac{b-a}{2880} h^4 f^{(4)}(\eta)$$

3. 复化Cotes积分、、、

直接开始讨论Romberg公式

1. 使用梯形公式可以组合成Simpson积分:

$$I(f)pprox T_{2n}(f)+rac{1}{3}(T_{2n}(f)-T_n(f))=rac{4}{3}T_{2n}-rac{1}{3}T_n=S_n$$

2. 再通过对Simpson积分进行组合得到Cotes积分

$$I(f)pprox S_{2n}(f) + rac{1}{15}(S_{2n}(f) - S_n f) = C_n(f)$$

3. 类似的,通过对Cotes积分做组合得到Romberg积分

$$R_n(f) = C_{2n}(f) + rac{1}{63}(C_{2n}(f) - C_n(f))$$

还可以继续做下去

4. 于是,我们可以得到一个递推公式:

$$R_{k,j} = R_{k,j-1} + rac{R_{k,j-1} - R_{k-1,j-1}}{4^{j-1} - 1}, \; f = 2, 3, \ldots$$

5. 给出Romberg算法的伪代码

step1 輸入区间端点 
$$a$$
,  $b$ , 精度控制值  $e$ , 循环次数  $M$ , 定义函数  $f(x)$ , 取  $n=1$ ,  $h=b-a$  step 2  $R_{1,1}=(f(a)+f(b))h/2$  step 3 for  $k=2$  to  $M$  
$$\left\{R_{k,1}=\left(R_{k-1,1}+h_{k-1}\sum_{i=1}^{2^{k-2}}f(a+(2i-1)h_k)\right)/2 \ | h_k=h/2^{k-1} \right\}$$
 for  $j=2$  to  $k$  
$$\left\{R_{k,j}=R_{k,j-1}+(R_{k,j-1}-R_{k-1,j-1})/(4^{j-1}-1)\right\}$$
 if  $|R_{k,k}-R_{k-1,k-1}|< e$  退出循环 
$$\left\{8\right\}$$
 step 4 輸出  $R_{k,k}$ .

## 算法设计及代码实现

本实验使用Cpp完成计算部分,使用python实现可视化部分

主要是Cpp实现Romberg的函数

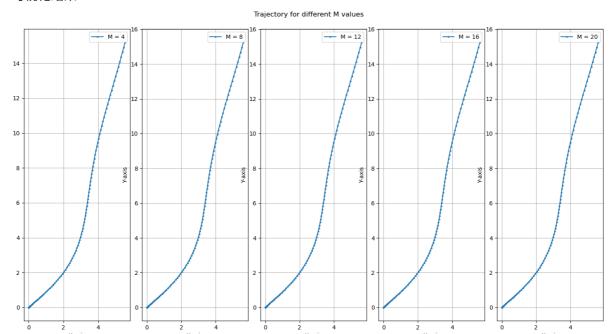
```
double Romberg(double a, double b, double e, int M, std::function<double(double)>
f, int &hit_count, int &total_count) {
    std::vector<std::vector<double>> R(M, std::vector<double>(M, 0.0));
    R[0][0] = (f(a) + f(b)) * (b - a) / 2;
    auto h = [a, b](int x) { return (b - a) / std::pow(2, x - 1); };
    // 每次进入循环, 记录总调用次数
    total_count++;
    int result_index = 0;
    for (int k = 1; k < M; k++)
    {
        result_index = k;
        double sum = 0.0;
        for (int i = 1; i <= std::pow(2, k - 1); i++) {
            sum += f(a + (2 * i - 1) * h(k + 1));
        }
        R[k][0] = (R[k - 1][0] + h(k) * sum) / 2;

        for (int j = 1; j <= k; j++) {
```

其余函数不再展示,详间src中 run.cpp 和 run.py 最终的console段输出结果

```
M = 4, 达到误差要求的比例: 15.8954%
M = 8, 达到误差要求的比例: 65.0738%
M = 12, 达到误差要求的比例: 100%
M = 16, 达到误差要求的比例: 100%
M = 20, 达到误差要求的比例: 100%
```

#### 可视化结果



# 分析与思考

- 经过观察,在M较小时,随着M的增大,Romberg 达到要求精度的比例会随之提升,不过到了某个 $M_0$ 之后就达到100了,之后也就不再需要提高M了,不过其实根据我们所说的已经控制在要求精度内,也就不会再迭代下去了
- 本次实验需要进行两次 Rombeg 积分,中间嵌套的一次感觉有些难压
- 关于选取一个合适的M,个人觉得稳妥的方式还是递归,然后分析过去几次的达到误差要求的比例是否一定程度上不再变化,如果"收敛",就达到了一个合适的M值,不需要再增加M了