暨南大学本科实验报告专用纸

课程名称 运筹学 成绩评定
实验项目名称 求一维函数最小值 指导老师 吴乐秦
实验项目编号 2 实验项目类型 设计性 实验地点 数学系机房
学生姓名 郭彦培 学号 2022101149
学院 信息科学技术学院 系 数学系 专业 信息管理与信息系统
实验时间 2024 年 4 月 15 日上午 ~4 月 18 日晚上 温度 33℃湿度 95%

目录

1. 实验目的

实现利用迭代方法计算一维函数最小值的自定义函数。函数能处理最基本的异常，并比较这些方法在收敛速度上的表现。

2. 实验原理与理论分析

本次实验选用**最速下降法**，**牛顿法**和**割线法**。

2.1. 最速下降法

对于当前搜索点x_k，有梯度$d_k = -\nabla f(x_k)$。取合适的步长因子$\alpha_k s.t. f(x_k + \alpha_k d_k) < f(x_k)$ 则

$$x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k \tag{1}$$

2.2. 牛顿法

对于二次可微函数$f(x)$，取二次 Taylor 展开

$$f(x_k + s) \approx q(k)(s) = f(x_k) + \nabla f(x_k)^T s + \frac{1}{2} s^T \nabla^2 f(x_k) s \tag{2}$$

将上式右侧极小化，有迭代方程

$$x_{k+1} = x_k - \left[\nabla^2 f(x_k)\right]^{-1} \nabla f(x_k) \tag{3}$$

2.3. 割线法

利用两次迭代值x_k，x_{k-1}在导函数图像上与 x 轴形成的交点作为新的迭代点，近似替代牛顿法中导函数的作用，即

$$x_{k+1} = x_k - \frac{x_k - x_{k-1}}{\nabla f(x_n) - \nabla f(x_{n-1})} \nabla f(x_n) \tag{4}$$

3. 代码框架

编码利用 `C++` 完成，遵循 `C++17` 标准

规定命名空间 `lineSearch` 内的函数原型

```
std::pair<double,double> find_mininum(
  double (*func)(double x),  // 原函数
  double (*dfunc)(double x), // 一阶导函数
  double l = -_inf,          // 下界
  double r = _inf,           // 上界
  double acc = _acc,         // 搜索精度
  double x = 0.0,            // 初始点
  int mod = DESCENT          // 搜索方法
  double (*ddfunc)(double x) = nullptr,// 二阶导函数(可选)
)
```

其中:

参数	用途	默认值
`func`	目标优化函数	无，必须提供
`dfunc`	目标函数一阶导	无，必须提供
`ddfunc`	目标函数二阶导	空函数
`l`	函数下界	10^{299}
`r`	函数上界	-10^{299}
`acc`	搜索精度	10^{-3}
`x`	初始搜索点	0
`mod`	搜索模式	`DESCENT`（最速下降法）

返回值为一个 `std::pair<double,double>` 类型对象，分别存储了搜索到的 x_{km} 与对应的最小函数值 $f_{\min}$

关于模式选择，命名空间 `ODSearch` 内提供了三个可选模式:

`DESCENT`	最速下降法
`NEWTON`	牛顿法
`SECANT`	割线法

当参数不合法时，程序会抛出异常，并返回固定值`-1`：

`Illegal Range Execption`	区间不合法
`Illegal Initial Value`	不合法的初始搜索点
`Derivative Function NOT Provided`	选择牛顿法时未提供二阶导
`Unexpection Search Mod Exception`	未知的搜索模式
`Unknown Exception`	其他预料外错误

以下是一些函数调用例子：

```
auto ans = ODSearch::find_mininum(f, df, l, r, acc, 0.0,
ODSearch::DESCENT);
//用最速下降法进行搜索
lineSearch::find_mininum(f,df,114,514,0.0019,0.0,lineSearch::SECANT,
ddf)
//用割线法搜索函数 f 的[114,514]区间，从初始值 x 出发，精度为 0.0019
```

4. 核心代码构成

完整代码见 7.附录

4.1. 最速下降法

```
    double alpha = 0.1;//初始步长因子
    double curx = x;//当前搜索点
    double fmin = func(x);//当前函数值最小值
    double grad = dfunc(x);//当前梯度

    while(abs(grad) > acc)
    {
      //二分线性搜索确定可选步长因子
      while(!(func(curx - alpha * grad) < func(curx)))
        alpha = alpha / 2.0;
      fmin = func(curx - alpha * grad);
      curx -= alpha * grad;
      grad = dfunc(curx);
      alpha = 0.1;
    }
    return {curx,fmin};
```

4.2. 牛顿法

```
/*
 *@brief 计算近似二阶泰勒的 build in lambda function
*/
auto Taylor = [&](double xk) -> double
{
  return dfunc(xk) / (ddfunc(xk) * ddfunc(xk));
};

double curx = x;//当前搜索点
double fmin = func(x);//当前函数值最小值
double grad = dfunc(x);//当前梯度

while(abs(grad) > acc)
{
  fmin = func(curx - Taylor(curx));
  curx -= Taylor(curx);
  grad = dfunc(curx);
}
return {curx,fmin};
```

4.3. 割线法

```
double curx = x;//当前搜索点
double prfx = (l + x)/ 2.0;//上一个搜索点
double fmin = func(x);//当前函数值最小值
double grad = dfunc(x);//当前梯度

/*
 *@brief 计算替代二阶导的割线斜率的 build in lambda function
*/
auto getSec = [&]() -> double{
  return (curx - prfx) * dfunc(curx) / (dfunc(curx) -
dfunc(prfx));
};


while(abs(grad) > acc)
{
```

```
        fmin = func(curx - getSec());
        curx -= getSec();
        grad = dfunc(curx);
      }
      return {curx,fmin};
```

5. 正确性测试

见附录 `TOFtest.cpp`

5.1. 测试数据准备

测试用的目标函数为一个在 `x` 轴平移了 `dev` 的二次函数，即：

```
double dev = 0.03; // deviation
double f(double a)
{
    return (a - dev) * (a - dev);
}
```

测试程序将随机生成一系列的偏移值 `dev`，和对应的合法搜索区间 `l`,`r`、准确度 `acc`，并分别调用

```
ODSearch::find_mininum(f,df,l,r,acc,0.0, ODSearch::DESCENT);
ODSearch::find_mininum(f,df,l,r,acc,0.0, ODSearch::NEWTON, ddf);
ODSearch::find_mininum(f,df,l,r,acc,0.0, ODSearch::SECANT, ddf);
```

随后分析并输出结果。

规定理论值为 `thn`，当前答案为 `ans`

下面是 10 次测试的结果，其中当前精准度

$$\mathrm{acc}_{\text{当前}} = \frac{\mathrm{acc}}{|\mathrm{thn} - \mathrm{ans}|} \times 100\% \tag{5}$$

反映了搜索的准确度。其中偏差量

$$\mathrm{dev} = \frac{\max(0, |\mathrm{thn} - \mathrm{ans}| - \mathrm{acc})}{\mathrm{acc}} \times 100\% \tag{6}$$

反应了搜索结果与目标的偏差是否在可接受范围内。

$\mathrm{acc} > 100\%$且$\mathrm{dev} = 0$时可以视为解是可接受的。

5.2. 测试结果

测试次数取 5 时输出如下:

```
Cases1----
< search data > l:-3.38 r:3.96 acc:1e-09
< Theoretical > ans:0.24 acc:inf
[DESCENT] ans:0 at:0.24 acc:inf dev:0%
[NEWTON ] ans:1.9984e-19 at:0.24 acc:223.696 dev:0%
[SECANT ] ans:0 at:0.24 acc:inf dev:0%

----Test Cases2----
< search data > l:-1.76 r:3.4 acc:1e-07
< Theoretical > ans:1.38 acc:inf
[DESCENT] ans:0 at:1.38 acc:inf dev:0%
[NEWTON ] ans:1.69145e-15 at:1.38 acc:243.148 dev:0%
[SECANT ] ans:1.97215e-31 at:1.38 acc:2.2518e+10 dev:0%

----Test Cases3----
< search data > l:-1.64 r:2.58 acc:0.0001
< Theoretical > ans:0.56 acc:inf
[DESCENT] ans:0 at:0.56 acc:inf dev:0%
[NEWTON ] ans:1.16825e-09 at:0.559966 acc:292.571 dev:0%
[SECANT ] ans:0 at:0.56 acc:inf dev:0%

----Test Cases4----
< search data > l:-1.12 r:3.38 acc:0.001
< Theoretical > ans:1.24 acc:inf
[DESCENT] ans:0 at:1.24 acc:inf dev:0%
[NEWTON ] ans:9.16481e-08 at:1.2397 acc:330.323 dev:0%
[SECANT ] ans:4.93038e-32 at:1.24 acc:4.5036e+14 dev:0%

----Test Cases5----
< search data > l:-2.5 r:2.86 acc:1e-05
< Theoretical > ans:0.74 acc:inf
[DESCENT] ans:0 at:0.74 acc:inf dev:0%
[NEWTON ] ans:7.96863e-12 at:0.739997 acc:354.249 dev:0%
[SECANT ] ans:0 at:0.74 acc:inf dev:0%
```

可以看到对于不同的参数，程序的`acc`与`dev`均在可接受范围内，因此可以认为搜索算法实现正确。

6. 各方法不同情况下的性能表现与分析

完整测试代码见 7.附录

6.1. 对于复杂目标函数进行搜索：

见附录`CMFtest.cpp`

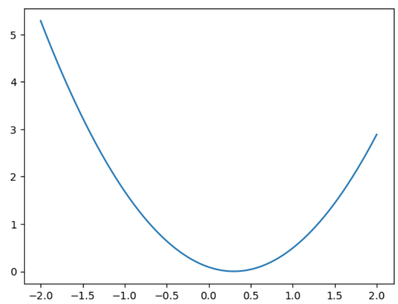
这一项测试针对在绝大部分实用数学模型的求解时的场景，即目标函数十分复杂难以计算，需要尽量减少计算函数值的次数，是最主要的应用环境，考察算法解决复杂问题的能力。

6.1.1. 测试过程：

测试函数:

$$f(x) = (x-0.3)^2 + \min\left(\left(\frac{1}{x-0.3}\right)^{10^5}, 0.001\right) \tag{7}$$

图像如下:



其导函数与二阶导函数

$$\nabla f(x) \simeq 2x - 0.6\min\left(\left(\frac{1}{x-0.3}\right)^{10^5}, 0.001\right) \tag{8}$$

$$\nabla^2 f(x) \simeq 2 + \min\left(\left(\frac{1}{x-0.3}\right)^{10^5}, 0.001\right) \tag{9}$$

测试函数性质：每次计算函数值会涉及无法被优化的10^5次乘方运算，可以较好的模拟实际模型中的复杂情况。数学上，$f(x)$在$\mathbb{R}$上为单谷函数，最小值在$x = 0.3$处取得，$f(0.3) = 0$

测试内容：给定相同的测试参数，分别进行 50 次搜索，统计总时间消耗。

测试参数：$l = -1 \times 10^5, r = 1 \times 10^5, x_0 = 15, \mathrm{acc} = 1 \times 10^{-5}$

搜索结果正确无误：

```
[DESCENT] ans:0 at:0.3 acc:inf dev:0%
[NEWTON ] ans:9.31323e-12 at:0.300003 acc:327.68 dev:0%
[SECANT ] ans:0 at:0.3 acc:inf dev:0%
```

时间测试结果：

```
[DESCENT] cost:1.98s
[NEWTON ] cost:1.101s
[SECANT ] cost:0.028s
```

各项迭代次数：

```
[DESCENT] tc:74
[NEWTON ] tc:22
[SECANT ] tc:21
```

6.1.2. 测试分析：

测试结果比较符合预期，最速下降法的下降速度较慢，而牛顿法由于其对二阶导函数的频繁使用降低了其速度，因此兼顾了较小的迭代次数和较少的调用次数的割线法成为最优方法。

6.2. 对于简单函数的快速搜索：

见附录 `LGNtest.cpp`

这一项测试针对在小规模数据的密集计算中常用的场景，即搜索区间较小，精度要求较低，函数较为简单。考察算法初期下降速率与常数级别优化。

6.2.1. 测试过程：

测试函数：

$$f(x) = x + \frac{0.35}{x} \tag{10}$$

其导函数与二阶导函数为：

$$\nabla f(x) = \frac{20x^2 - 7}{20x^2} \tag{11}$$

$$\nabla^2 f(x) = \frac{7}{10x^3} \tag{12}$$

测试函数性质：在$\mathbb{R}^+$上为单谷函数，最小值在$x \simeq 0.5916079778272$处取得，$f(-0.48) \simeq 1.1832159566199$

测试内容：给定相同的测试参数，分别进行1×10^5次搜索，统计总时间消耗。

测试参数：$l = 0, r = 10^3, x_0 = 0.3, \mathrm{acc} = 1 \times 10^{-3}$

搜索结果正确无误:

```
[DESCENT] ans:1.18322 at:0.591313 acc:338.813 dev:0%
[NEWTON ] ans:1.18322 at:0.591347 acc:382.695 dev:0%
[SECANT ] ans:1.18322 at:0.591321 acc:349.049 dev:0%
```

时间测试结果:

```
[DESCENT] cost:0.023s
[NEWTON ] cost:0.074s
[SECANT ] cost:0.083s
```

各项迭代次数:

```
[DESCENT] tc:114
[NEWTON ] tc:94
[SECANT ] tc:138
```

6.2.2. 测试分析:

从测试结果来看，在小规模函数与小规模区间下，牛顿法与割线法速度相似，最速下降法虽迭代次数略大于牛顿法，但由于其较小的计算复杂度，时间上仍占据优势

7. 附录

7.1. 代码

7.1.1. 核心 `core.h`

```
/**
 * @author
 * JNU,Guo Yanpei,github@GYPpro
 * https://github.com/GYPpro/optimizeLec
 * @file
 * /optimizeLec/WEEK2/core.h
 * @brief
 * a functional lib solving One-dimensional search
 */

#ifndef _ONE_DIMENSIONAL_SEARCH_
#define _ONE_DIMENSIONAL_SEARCH_

#include <math.h>
#include <algorithm>
#include <vector>

#include <iostream>


namespace ODSearch{

  const int DESCENT = 1;      //最速下降法
  const int NEWTON = 2;       //牛顿法
  const int SECANT = 3;         //割线法

  const double _inf = 1e299;    //最坏边界
  const double _acc = 1e-3;   //默认精度



  // /*
  //   * @britf
  //   * Set Descent Rate of DESCTNE method
  //   * */
  // void setDescentAlpha(double _a)
  // {
```

```
  //  alpha = _a;
  // }

      /**
   * @attention
   * function will return -1 and throw exceptions while getting
illegal input
   * @brief
   * Finding the minnum num of a One-dimensional function
   */
  std::pair<double,double> find_mininum(
    double (*func)(double x),  // 原函数
    double (*dfunc)(double x), // 一阶导函数
    double l = -_inf,          // 下界
    double r = _inf,           // 上界
    double acc = _acc,           // 搜索精度
        double x = 0.0,                    // 初始点
    int mod = DESCENT,           // 搜索方法
    double (*ddfunc)(double x) = nullptr// 二阶导函数(可选)
  ) {
    if (l > r) {throw "Illegal Range Execption";return {-1,-1};}
        if (x < l || x > r) {throw "Illegal Initial Value";return
{-1,-1};}
        if (mod == NEWTON && ddfunc == nullptr) {throw
"Derivative Function NOT Provided";return {-1,-1};}
        switch (mod)
        {
        case DESCENT:
        {
      double alpha = 0.1;//初始步长因子
      double curx = x;//当前搜索点
      double fmin = func(x);//当前函数值最小值
      double grad = dfunc(x);//当前梯度

      // int tc = 0;
      while(abs(grad) > acc)
      {
        //二分线性搜索确定可选步长因子
        while(!(func(curx - alpha * grad) < func(curx)))
          alpha = alpha / 2.0;
        fmin = func(curx - alpha * grad);
```

```
        curx -= alpha * grad;
        grad = dfunc(curx);
        alpha = 0.1;
        // tc ++;
      }
      // std::cout << "tc:" << tc << "\n";
      return {curx,fmin};
    } break;

    case NEWTON:
    {
      /*
       *@brief 计算近似二阶泰勒的 build in lambda function
      */
      auto Taylor = [&](double xk) -> double
      {
        return dfunc(xk) / (ddfunc(xk) * ddfunc(xk));
      };

      double curx = x;//当前搜索点
      double fmin = func(x);//当前函数值最小值
      double grad = dfunc(x);//当前梯度

      // int tc = 0;
      while(abs(grad) > acc)
      {
        fmin = func(curx - Taylor(curx));
        curx -= Taylor(curx);
        grad = dfunc(curx);
        // tc ++;
      }
      // std::cout << "tc:" << tc << "\n";
      return {curx,fmin};
    } break;

    case SECANT:
    {

      double curx = x;//当前搜索点
      double prfx = (l + x)/ 2.0;//上一个搜索点
      double fmin = func(x);//当前函数值最小值
      double grad = dfunc(x);//当前梯度
```

```
      /*
       *@brief 计算替代二阶导的割线斜率的 build in lambda function
      */
      auto getSec = [&]() -> double{
        return (curx - prfx) * dfunc(curx) / (dfunc(curx) -
dfunc(prfx));
      };

      // int tc = 0;

      while(abs(grad) > acc)
      {
        fmin = func(curx - getSec());
        curx -= getSec();
        grad = dfunc(curx);
        // tc ++;
      }
      // std::cout << "tc:" << tc << "\n";
      return {curx,fmin};

        } break;


    default:
    {
      throw "Unexpection Search Mod Exception";
      return {-1,-1};
    }
      break;
    }
    throw "Unknown Exception";
    return {-1,-1};
    }
}
#endif
```

7.1.2. 测试代码

7.1.2.1. `TOFtest.cpp`

```
```

```cpp
/**
 * @file TOFtest.cpp
 * @brief True or False test
 */

#include <iostream>
#include <stdlib.h>
#include "core.h"
using namespace std;

int tc = 10;        // test case
double dev = 0.03; // deviation

double f(double a)
{
    return (a - dev) * (a - dev);
}
double df(double a)
{
    return 2 * a - 2 * dev;
}
double ddf(double a)
{
    return 2.0;
}
int main()
{
    double l = -1,
           r = 1.0,
           acc = 0.001;
    double thn = 0.03;
    srand(1145);

    auto randint = [](int l, int r) -> int
    {
        return (int)((rand() * (r - l)) / (RAND_MAX) + l);
    };

    while (tc--)
    {

        dev = ((double)randint(1, 100)) / 50.0;
```

```
        thn = dev;
        l = dev - ((double)randint(100, 200)) / 50.0;
        r = dev + ((double)randint(100, 200)) / 50.0;
        acc = pow(0.1, abs(randint(1, 10)));

        cout << "\n----Test Cases" << 10 - tc << "----\n";

        cout << "< search data > l:" << l << " r:" << r << "
acc:" << acc << "\n";

        cout << "< Theoretical > ans:" << thn << " acc:"
             << "inf\n";

        auto ans = ODSearch::find_mininum(f, df, l, r, acc, 0.0,
ODSearch::DESCENT);
        cout << "[DESCENT] ans:" << ans.second << " at:" <<
ans.first << " acc:" << (acc / abs(thn - ans.first)) * 100 << "
dev:" << max(0.0, abs(thn - ans.first) - acc) / acc * 100 << "%
\n";
        ans = ODSearch::find_mininum(f, df, l, r, acc, 0.0,
ODSearch::NEWTON, ddf);
        cout << "[NEWTON ] ans:" << ans.second << " at:" <<
ans.first << " acc:" << (acc / abs(thn - ans.first)) * 100 << "
dev:" << max(0.0, abs(thn - ans.first) - acc) / acc * 100 << "%
\n";
        ans = ODSearch::find_mininum(f, df, l, r, acc, 0.0,
ODSearch::SECANT, ddf);
        cout << "[SECANT ] ans:" << ans.second << " at:" <<
ans.first << " acc:" << (acc / abs(thn - ans.first)) * 100 << "
dev:" << max(0.0, abs(thn - ans.first) - acc) / acc * 100 << "%
\n";
    }
    system("pause");
}
```

7.1.2.2. `CMFtest.cpp`

```
/**
 * @file CMFtest.cpp
 * @brief Complex Model Funtion test
 */
```

```cpp
#include <iostream>
#include <stdlib.h>
#include "core.h"
#include <time.h>
using namespace std;

int N = 50;         // test case
double dev = 0.03; // deviation
int k = 1e5;

double f(double x)
{
    double pf = x-0.3;
    for(int i = 0;i < k -1;i ++)
        pf *= (x-0.3);
    pf = min(pf,0.001);
    return (x-0.3) * (x-0.3) + pf;
}
double df(double x)
{
    // double pf = x-0.3;
    // for(int i = 0;i < k -1;i ++)
    //     pf *= (x-0.3);
    // pf = min(pf,0.001);
    return 2 * x - 0.6;
}
double ddf(double x)
{
    double pf = x-0.3;
    for(int i = 0;i < k -1;i ++)
        pf *= (x-0.3);
    pf = min(pf,0.001);
    return 2.0 + pf;
}
int main()
{
    // cout << f();
    int tc = 0;
    double l = -1e5, r = 1e5, acc = 1e-5;
    double thn = 0.3;
```

```
    auto ans = ODSearch::find_mininum(f, df, l, r, acc, 15,
ODSearch::DESCENT);
    cout << "[DESCENT] ans:" << ans.second << " at:" <<
ans.first<< " acc:" << (acc / abs(thn - ans.first)) * 100 << "
dev:" << max(0.0, abs(thn - ans.first) - acc) / acc * 100 << "%
\n";
    ans = ODSearch::find_mininum(f, df, l, r, acc, 15,
ODSearch::NEWTON, ddf);
    cout << "[NEWTON ] ans:" << ans.second << " at:" <<
ans.first<< " acc:" << (acc / abs(thn - ans.first)) * 100 << "
dev:" << max(0.0, abs(thn - ans.first) - acc) / acc * 100 << "%
\n";
    ans = ODSearch::find_mininum(f, df, l, r, acc, 15,
ODSearch::SECANT, ddf);
    cout << "[SECANT ] ans:" << ans.second << " at:" <<
ans.first<< " acc:" << (acc / abs(thn - ans.first)) * 100 << "
dev:" << max(0.0, abs(thn - ans.first) - acc) / acc * 100 << "%
\n";
    int begin = clock();
    while (N > tc++)
    {

        ans = ODSearch::find_mininum(f, df, l, r, acc, 0.5,
ODSearch::DESCENT);
    }
    int end = clock();
    tc = 0;
    cout << "[DESCENT] cost:" << double(end-begin)/CLOCKS_PER_SEC
<< "s" << "\n";
    begin = clock();
    while (N > tc++)
    {

        ans = ODSearch::find_mininum(f, df, l, r, acc, 0.5,
ODSearch::NEWTON, ddf);
    }
    end = clock();
    tc = 0;
    cout << "[NEWTON ] cost:" << double(end-begin)/CLOCKS_PER_SEC
<< "s" << "\n";
    begin = clock();
    while (N > tc++)
```

```
    {
        ans = ODSearch::find_mininum(f, df, l, r, acc, 0.5,
ODSearch::SECANT, ddf);
    }
    end = clock();
    tc = 10;
    cout << "[SECANT ] cost:" << double(end-begin)/CLOCKS_PER_SEC
<< "s" << "\n";
    cout << ans.first << "\n";
    system("pause");
}
```

7.1.2.3. `LGNtest.cpp`

```
/**
 * @file LGNtest.cpp
 * @brief 大量数据测试
 */

#include <iostream>
#include <stdlib.h>
#include "core.h"
#include <time.h>
#include <math.h>
using namespace std;

int N = 1e5;        // test case
double dev = 0.5916079778; // deviation

double f(double x)
{
    return x + 0.35/x;
}
double df(double x)
{
    return (20.0 * x * x - 7.0) / (20.0 * x * x);
}
double ddf(double x)
{
    return 7.0 / (10.0 * x * x * x);
}
```

```
int main()
{
    int tc = 0;
    double l = 0, r = 1.5, acc = 1e-3;
    double thn =0.5916079778;
    // double ans;
    auto ans = ODSearch::find_mininum(f, df, l, r, acc, 0.2,
ODSearch::DESCENT);
    cout << "[DESCENT] ans:" << ans.second << " at:" <<
ans.first<< " acc:" << (acc / abs(thn - ans.first)) * 100 << "
dev:" << max(0.0, abs(thn - ans.first) - acc) / acc * 100 << "%
\n";
    ans = ODSearch::find_mininum(f, df, l, r, acc, 0.2,
ODSearch::NEWTON, ddf);
    cout << "[NEWTON ] ans:" << ans.second << " at:" <<
ans.first<< " acc:" << (acc / abs(thn - ans.first)) * 100 << "
dev:" << max(0.0, abs(thn - ans.first) - acc) / acc * 100 << "%
\n";
    ans = ODSearch::find_mininum(f, df, l, r, acc, 0.2,
ODSearch::SECANT, ddf);
    cout << "[SECANT ] ans:" << ans.second << " at:" <<
ans.first<< " acc:" << (acc / abs(thn - ans.first)) * 100 << "
dev:" << max(0.0, abs(thn - ans.first) - acc) / acc * 100 << "%
\n";
    int begin = clock();
    while (N > tc++)
    {

        ans = ODSearch::find_mininum(f, df, l, r, acc, 0.5,
ODSearch::DESCENT);
    }
    int end = clock();
    tc = 0;
    cout << "[DESCENT] cost:" << double(end-begin)/CLOCKS_PER_SEC
<< "s" << "\n";
    begin = clock();
    while (N > tc++)
    {

        ans = ODSearch::find_mininum(f, df, l, r, acc, 0.5,
ODSearch::NEWTON, ddf);
    }
```

```
    end = clock();
    tc = 0;
    cout << "[NEWTON ] cost:" << double(end-begin)/CLOCKS_PER_SEC
<< "s" << "\n";
    begin = clock();
    while (N > tc++)
    {

        ans = ODSearch::find_mininum(f, df, l, r, acc, 0.5,
ODSearch::SECANT, ddf);
    }
    end = clock();
    tc = 10;
    cout << "[SECANT ] cost:" << double(end-begin)/CLOCKS_PER_SEC
<< "s" << "\n";
    cout << ans.first << "\n";
    system("pause");
}
```

7.2. 仓库

全部代码、与 x86 可执行程序均同步在本人的`github`：

`https://github.com/GYPpro/optimizeLec`

本次实验报告存放在`/WEE2`文件夹下