# **Ceres Solver**

## 一、Ceres 简介

#### 1. Ceres 是什么

- Google 开源的 **非线性优化库**
- 专注于 非线性最小二乘问题:

```
\min_{x} \sum_{i} \|f_i(x)\|^2
```

。 可扩展到一般优化问题(有约束 / 无约束)。

#### 2. 为什么要学

在机器人和计算机视觉中,大量问题都可以建模为最小二乘优化:

- 相机标定 (Camera Calibration)
- 位姿估计(Pose Estimation, PnP)
- 捆绑调整(Bundle Adjustment, SLAM 中核心步骤)
- o 动作预测、轨迹拟合(底盘小陀螺转速拟合、能量机关角速度拟合等)

#### 3. 特性

- 自动/数值/手动求导支持
- 支持稀疏矩阵求解器,适合大规模问题

# 二、安装

#### 1. 安装方式

#### ○ 验证

```
#include <ceres/ceres.h>
#include <iostream>
int main() {
    std::cout << "Ceres installed!" << std::endl;
    return 0;
}</pre>
```

### 三、Ceres 基础概念

- 1. Residual Block (残差块)
  - 。 优化的基本单元
  - 定义 "观测值" 与 "模型预测值" 的差异
  - 。 形式: residual=observed-f(params)
- 2. Cost Function (代价函数)
  - 。 用户实现的函数, 用于计算残差
  - 需要支持 自动求导 (AutoDiff) 或手写 Jacobian
- 3. Problem (问题对象)
  - 存放优化变量和残差块
  - o 通过 problem.AddResidualBlock() 添加
- 4. Solver (求解器)
  - 。 控制优化过程
  - 。 典型流程:
    - 构造 Options
    - 调用 ceres::Solve()
    - 输出结果

## 四、一维优化

目标:让参数 x 收敛到目标值 10。

```
#include "ceres/ceres.h"
#include "glog/logging.h"

// 定义残差 functor
struct CostFunctor {
  template <typename T>
  bool operator()(const T* const x, T* residual) const {
    residual[0] = T(10.0) - x[0];
    return true;
  }
};

int main(int argc, char** argv) {
  google::InitGoogleLogging(argv[0]);

  double x = 0.0; // 初始值
  ceres::Problem problem;
```

```
// 使用 AutoDiff 包装残差函数
problem.AddResidualBlock(
    new ceres::AutoDiffCostFunction<CostFunctor, 1, 1>(new CostFunctor),
    nullptr, &x);

// 配置求解器
ceres::Solver::Options options;
options.linear_solver_type = ceres::DENSE_QR;
options.minimizer_progress_to_stdout = true;

ceres::Solver::Summary summary;
ceres::Solve(options, &problem, &summary);

std::cout << summary.BriefReport() << "\n";
std::cout << "Final x = " << x << "\n";
return 0;
}
```

#### 运行后输出:

```
iter    cost    cost_change ...
    0 100.000000
    1 0.000000 100.000000
...
Final x = 10
```

## 五、曲线拟合

任务: 拟合模型  $y = e^{ax+b}$ , 估计参数 a, b。

```
std::vector<double> x_data, y_data;
double a_true = 0.3, b_true = 0.1;
std::default_random_engine gen;
std::normal_distribution<double> noise(0.0, 0.2);
for (int i = 0; i < 100; ++i) {
    double x = i / 100.0;
    x_data.push_back(x);
    y_data.push_back(exp(a_true * x + b_true) + noise(gen));
}</pre>
```

### 定义残差

```
struct ExponentialResidual {
   ExponentialResidual(double x, double y) : x_(x), y_(y) {}
   template <typename T>
   bool operator()(const T* const ab, T* residual) const {
     residual[0] = y_ - exp(ab[0] * x_ + ab[1]);
     return true;
   }
   double x_, y_;
};
```

### 构建优化问题

```
double ab[2] = {0.0, 0.0};
ceres::Problem problem;
for (int i = 0; i < x_data.size(); ++i) {
   problem.AddResidualBlock(
      new ceres::AutoDiffCostFunction<ExponentialResidual, 1, 2>(
      new ExponentialResidual(x_data[i], y_data[i])),
      nullptr, ab);
}
```

### 运行优化

```
ceres::Solver::Options options;
options.linear_solver_type = ceres::DENSE_QR;
options.minimizer_progress_to_stdout = true;

ceres::Solver::Summary summary;
ceres::Solve(options, &problem, &summary);

std::cout << "Estimated a, b = " << ab[0] << ", " << ab[1] << std::endl;</pre>
```

结果会接近 a\_true=0.3, b\_true=0.1。

## 六、技巧

- 1. 鲁棒核函数 (Robust Loss)
  - 。 应对异常值

```
ceres::LossFunction* loss = new ceres::HuberLoss(1.0);
problem.AddResidualBlock(cost_function, loss, params);
```

#### 2. 参数约束

- o 固定参数: problem.SetParameterBlockConstant()
- o 设置上下界: problem.SetParameterLowerBound(g, 9, 11)

#### 3. 选择求解器

o 小规模问题: DENSE QR

○ 大规模稀疏问题: SPARSE SCHUR

### 七、TASK

我们提供一个视频,该视频描述了一个弹丸的飞行轨迹,假设弹道模型满足下面的公式( $t_0=0$ )

$$egin{aligned} \Delta t &= t - t_0 \ x(t) &= x_0 + rac{v_{x0}}{k}(1 - e^{-k\Delta t}) \ y(t) &= y_0 + rac{(v_{y0} + rac{g}{k})}{k}(1 - e^{-k\Delta t}) - rac{g}{k}\Delta t \end{aligned}$$

请根据视频使用ceres库拟合弹丸的初始速度(单位px/s),以及g $(px/s^2)$ 和k(1/s)),

其中,g和k的范围分别为: 100-1000 $(px/s^2)$ , 0.01-1(1/s),所提供视频FPS=60

要求拟合参数的误差在3%以内,我们会综合程序优雅性和效率给出排名。