

第七章作业

Student name: Francisk

Due date: March 13th, 2022

1 第 1 题

已阅。

2 第 2 题

2.1 为何说 Bundle Adjustment is slow 是不对的？

文献 [1] 中提到: The claimed slowness is almost always due to the unthinking use of a general-purpose optimization routine that completely ignores the problem structure and sparseness. Real bundle routines are much more efficient than this, and usually considerably more efficient and flexible than the newly suggested method.

之前认为 BA 慢的原因是人们没有意识到问题的结构和稀疏性，直接对 H 求逆的计算量非常大，也就显得比较慢，但是实际上 H 具有稀疏性，是可以通过诸如使用 Shur 消元对 H 进行 Marginalization，从而大大降低计算量，而经过处理之后的 BA 问题的效率通常比很多新的方法的效率更高，更灵活。

2.2 BA 中有哪些需要注意参数化的地方？Pose 和 Point 各有 哪些参数化方式？有何优缺点。

1. 需要参数化的有 3D points(路标点 y), 3D Rotation(相机外参数 (R, t) 或者说是相机的位姿), 相机校准 (camera calibration) 也就是相机的内参数、投影后的像素坐标。

2. Pose: 变换矩阵, 欧拉角 (Euler Angles), 四元数 (Quaternions)

(a) 变换矩阵: 优点: 旋转轴可以是任意向量缺点: 旋转其实只需要知道一个向量 + 一个角度 (共 4 自由度), 但矩阵却用了 16 个元素 (消耗时间和内存)。

(b) 欧拉角:

优点: 容易理解, 形象直观; 三个值分别对应 x 、 y 、 z 轴的旋转角度。

缺点: 欧拉角这种方法是要按照一个固定的坐标轴的顺序旋转的, 因此不同的顺序会造成不同结果; 欧拉角旋转会造成万向锁现象, 这种现象的发生就是由于上述固定的坐标轴旋转顺序造成的。由于万向锁的存在, 欧拉旋转无法实现球面平滑插值。

(c) 四元数:

优点: 可以避免万向锁问题; 只需要一个 4 维的四元数就可以执行绕任意过原点的向量的旋转, 方便快捷, 在某些实现下比旋转矩阵效率更高; 而且四元数旋转可以提供平滑插值。

缺点: 比欧拉旋转稍微复杂了一点, 因为多了一个维度, 理解更困难, 不直观。带有约束条件。

3. Point: 三维坐标点 (X, Y, Z) , 逆深度。

Open VINS 文档中给出了五种特征参数化表示: Global XYZ, Global Inverse Depth, Anchored XYZ, Anchored Inverse Depth, Anchored Inverse Depth (MSCKF Version), 区别在于:

(a) Global vs Anchored: 特征点的表示是全局坐标系的坐标还是局部相机坐标系的坐标。

(b) XYZ vs Inverse Depth: 使用的 XYZ 还是逆深度。

(c) Two different Inverse Depth: 两种不同类型的逆深度参数。

2.3 * 本文写于 2000 年，但是文中提到的很多内容在后面十几年的研究中得到了印证。你能看到哪些方向在后续工作中有所体现？请举例说明。

3.4 节的 Intensity- based methods 就是 BA 在直接法中的应用。第 5 节 Network Structure 可以对应到 SLAM 中的图优化模型；H 的稀疏性可以实现 BA 实时，在 07 年的 PTAM 上实现。

2.4 BAL-dataset

总结一下 BA 过程：

1. 首先选择你想要的图里的节点与边的类型，确定它们的参数化形式；
2. 往图里加入实际的节点和边；
3. 选择初值，开始迭代；
4. 每一步迭代中，计算对应于当前估计值的雅可比矩阵和海塞矩阵；
5. 求解稀疏线性方程 $Hk\Delta x = -bk$ ，得到梯度方向；
6. 继续用 GN 或 LM 进行迭代。如果迭代结束，返回优化值。

这里选择了教材上的例程中的数据 problem-16-22106-pre.txt 文件核心代码如 Listing1 所示：

```
1 //
2 // Created by wrk on 2022/3/28.
3 //
4
5 #include <g2o/core/base_vertex.h>
6 #include <g2o/core/base_binary_edge.h>
7 #include <g2o/core/block_solver.h>
8 #include <g2o/core/optimization_algorithm_levenberg.h>
9 #include <g2o/solvers/csparse/linear_solver_csparse.h>
10 #include <g2o/core/robust_kernel_impl.h>
11 #include <iostream>
12
13 #include "common.h"
14 #include "sophus/se3.hpp"
15
16 using namespace Sophus;
17 using namespace Eigen;
```

```

18 using namespace std;
19
20 /*
21  * 问题梳理:
22  * 1.首先, 我们需要同时优化相机的位姿和路标点, 相机位姿和路标点分别是顶点,
23  * 2.然后, 误差=观测-预测, 采用重投影误差来当做误差
24  * 3.最后, 将所有的边和顶点插入到图中, 构建g2o优化问题求解即可
25  * 问题是第二步怎么求重投影? 没有深度信息得不到3d点, 还是说直接就给了3d的?
26  * */
27
28 //先定义如何存放姿态, 内参, 畸变系数
29 struct PoseAndIntrinsics
30 {
31     PoseAndIntrinsics() {} //构造函数
32
33     explicit PoseAndIntrinsics(double *data_addr) //explicit之后只能用()进行
        初始化, 不能用等号进行赋值
34     {
35         rotation = S03d::exp(Vector3d(data_addr[0], data_addr[1], data_addr
        [2])); //指数映射转换成S03, 罗德里格斯公式
36         translation = Vector3d(data_addr[3], data_addr[4], data_addr[5]);
37         focal = data_addr[6];
38         k1 = data_addr[7];
39         k2 = data_addr[8];
40     }
41
42     //将估计值放入内存
43     void set_to(double *data_addr)
44     {
45         auto r = rotation.log(); //对数变换得se3
46         for(int i=0;i<3;++i) data_addr[i] = r[i];
47         for(int i=0;i<3;++i) data_addr[i+3] = translation[i];
48         data_addr[6] = focal;
49         data_addr[7] = k1;
50         data_addr[8] = k2;
51     }
52
53     S03d rotation; //旋转S03
54     Vector3d translation; //平移向量
55     double focal = 0; // 焦距
56     double k1=0,k2=0; //畸变系数
57 };
58
59 class VertexPoseAndIntrinsics: public g2o::BaseVertex<9, PoseAndIntrinsics>{
60 public:
61     EIGEN_MAKE_ALIGNED_OPERATOR_NEW; //重写new, 使内存对齐

```

```

62
63     VertexPoseAndIntrinsics() {}
64
65     //
66     virtual void setToOriginImpl() override
67     {
68         _estimate = PoseAndIntrinsics(); //这就是要估计的对象：9维数据都需要被估计
69     }
70
71     // 估计更新
72     virtual void oplusImpl(const double *update) override{
73         _estimate.rotation = S03d::exp(Vector3d(update[0], update[1], update
74         [2])) * _estimate.rotation;
75         _estimate.translation += Vector3d(update[3], update[4], update[5]);
76         _estimate.focal += update[6];
77         _estimate.k1 += update[7];
78         _estimate.k2 += update[8];
79     }
80
81     //根据估计值投影一个点(估计的是相机系下的3d点)
82     Vector2d project(const Vector3d &point){
83         Vector3d pc = _estimate.rotation * point + _estimate.translation;
84         pc = -pc / pc[2];
85         /*
86          * 这个畸变的我没看懂
87          * */
88         double r2 = pc.squaredNorm();
89         double distortion = 1.0 + r2 * (_estimate.k1 + _estimate.k2 * r2);
90         return Vector2d(_estimate.focal * distortion * pc[0],
91             _estimate.focal * distortion * pc[1]);
92     }
93
94     virtual bool read(istream &in) {}
95
96     virtual bool write(ostream &out) const {}
97 };
98
99 class VertexLandMark: public g2o::BaseVertex<3, Eigen::Vector3d>{
100 public:
101     EIGEN_MAKE_ALIGNED_OPERATOR_NEW; //重写new, 使内存对齐
102
103     VertexLandMark() {}
104
105     virtual void setToOriginImpl() override
106     {

```

```

106     _estimate = Eigen::Vector3d(0,0,0); //这就是要估计的对象：9维数据都
        需要被估计
107     }
108
109     virtual void oplusImpl(const double *update) override{
110         _estimate += Eigen::Vector3d(update[0], update[1], update[2]);
111     }
112
113     virtual bool read(istream &in) {}
114
115     virtual bool write(ostream &out) const {}
116 };
117
118 //传入参数参数2：观测值（这里是3D点在像素坐标系下的投影坐标）的维度
119 //参数Vector：观测值类型，piexl.x, piexl.y
120 //参数VertexSBAPointXYZ：第一个顶点类型
121 //参数VertexSE3Expmap：第二个顶点类型
122 class EdgeProjection: public g2o::BaseBinaryEdge<2, Vector2d,
        VertexPoseAndIntrinsics, VertexLandMark>{
123 public:
124     EIGEN_MAKE_ALIGNED_OPERATOR_NEW;
125
126     // EdgeProjection(double x): BaseBinaryEdge(),
127     virtual void computeError() override //使用override显式地声明虚函数覆盖
128     {
129         VertexPoseAndIntrinsics * v0 = dynamic_cast<VertexPoseAndIntrinsics
        *>(_vertices[0]); //读取位姿9维顶点
130         VertexLandMark * v1 = dynamic_cast<VertexLandMark *>(_vertices[1]);
        //读取位姿9维顶点
131         // 利用估计的相机位姿和路标点的3d坐标将3d坐标重投影称像素坐标，与观
        测数据_measurement(实际上就是传进来的Vector2d)计算error,
132         // 再由g2o自己计算雅可比，或者我么你自己定义那个2*6的雅可比
133         auto proj = v0->project(v1->estimate());
134         _error = proj - _measurement; //为什么不是观测-预测？？
135     }
136
137     // use numeric derivatives
138     virtual bool read(istream &in) {}
139
140     virtual bool write(ostream &out) const {}
141
142
143 };
144
145
146 /*构建g2o问题并求解*/

```

```

147 void SolveBA(BALProblem &bal_problem) {
148     const int point_block_size = bal_problem.point_block_size();
149     const int camera_block_size = bal_problem.camera_block_size(); //位姿,
        内参, 畸变系数
150     double *points = bal_problem.mutable_points(); // 观测点的起始地址
151     double *cameras = bal_problem.mutable_cameras(); // camera参数的起始
        地址
152
153     // pose dimension 9, landmark is 3
154     // 1, 2定义blocksolver和linearsolver类型
155     typedef g2o::BlockSolver<g2o::BlockSolverTraits<9, 3>> BlockSolverType;
156     // 用到对应的LinearSolver就得include对应的.h文件, 比如这里的
        linear_solver_csparse.h
157     typedef g2o::LinearSolverCSparse<BlockSolverType::PoseMatrixType>
        LinearSolverType;
158     // 3.选择优化算法, 创建总求解器
159     auto solver = new g2o::OptimizationAlgorithmLevenberg(
160         g2o::make_unique<BlockSolverType>(g2o::make_unique<
        LinearSolverType>()));
161     // 4.创建稀疏优化器
162     g2o::SparseOptimizer optimizer;
163     optimizer.setAlgorithm(solver);
164     optimizer.setVerbose(true);
165     // 5.定义图的顶点和边, 添加到稀疏优化器中
166     const double *observations = bal_problem.observations(); //这个观测值就
        是前面的4维数据<camera_index_1> <point_index_1> <x_1> <y_1>
167     vector<VertexPoseAndIntrinsics *> vertex_pose_intrinsics; //9维顶点临时
        变量
168     vector<VertexLandMark *> vertex_points; //3位landmark顶点临时变量
169     // 插入相机位姿顶点: 3维罗德里格斯旋转向量R, 3维平移t, 1维焦距f, 2维径向
        畸变系数
170     for (int i = 0; i < bal_problem.num_cameras(); ++i) {
171         VertexPoseAndIntrinsics *v = new VertexPoseAndIntrinsics();
172         double *camera = cameras + camera_block_size * i;
173         v->setId(i);
174         v->setEstimate(PoseAndIntrinsics(camera));
175         optimizer.addVertex(v);
176         vertex_pose_intrinsics.push_back(v);
177     }
178     // 插入路标点(这个)
179     for (int i = 0; i < bal_problem.num_points(); ++i)
180     {
181         VertexLandMark *v = new VertexLandMark();
182         double *point = points + point_block_size * i;
183         v->setId(i + bal_problem.num_cameras()); //从camera后面开始继续编号
184         v->setEstimate(Vector3d(point[0], point[1], point[2]));

```

```

185     // g2o在BA中需要手动设置待Marg的顶点,在这里设置就是要将路标点给marg
      掉
186     v->setMarginalized(true);
187     optimizer.addVertex(v);
188     vertex_points.push_back(v);
189 }
190
191 //
192 for(int i=0; i < bal_problem.num_observations(); ++i) //观测的数量,2个
      值算一组观测,所以取值的时候2*i
193 {
194     EdgeProjection *edge = new EdgeProjection;
195     edge->setVertex(0, vertex_pose_intrinsics[bal_problem.camera_index()
      [i]]);
196     edge->setVertex(1, vertex_points[bal_problem.point_index()[i]]);
197     edge->setMeasurement(Vector2d(observations[2*i+0], observations[2*i
      +1]));
198     edge->setInformation(Matrix2d::Identity()); //使用单位阵作为协方差
      矩阵
199     edge->setRobustKernel(new g2o::RobustKernelHuber());
200     optimizer.addEdge(edge);
201 }
202
203 optimizer.initializeOptimization();
204 optimizer.optimize(40);
205
206 //优化完成,保存
207 //更新相机位姿那9维数据
208 for(int i=0; i<bal_problem.num_cameras(); ++i)
209 {
210     double *camera = cameras + camera_block_size * i; //找camera地址
211     auto vertex = vertex_pose_intrinsics[i]; //取出优化后的9维顶点
212     auto estimate = vertex->estimate(); //读取估计值
213     estimate.set_to(camera); //保存至9维顶点
214 }
215 //更新三维点坐标
216 for(int i=0; i<bal_problem.num_points(); ++i)
217 {
218     double *point = points + point_block_size * i; //找三维点地址
219     auto vertex = vertex_points[i];
220     for(int k=0; k<3; ++k)
221         point[k] = vertex->estimate()[k];
222 }
223 }
224
225

```



```
226 int main(int argc, char** argv)
227 {
228     if (argc != 2) {
229         cout << "usage: BAL_g2o bal_data.txt" << endl;
230         return 1;
231     }
232     BALProblem bal_problem(argv[1]);
233     bal_problem.Normalize();
234     bal_problem.Perturb(0.1, 0.5, 0.5); //R,t,P标准差, 加入噪声
235     bal_problem.WriteToPLYFile("initial_g2o.ply");
236     SolveBA(bal_problem);
237     bal_problem.WriteToPLYFile("final_g2o.ply");
238     return 0;
239 }
```

Listing 1: BAL_g2o 核心代码

大致使用教材上的例程，加上自己的理解，整理成了博客 [2]：
选择教材上的数据进行实验，最终运行的结果如图 2.1 和图 2.2 所示

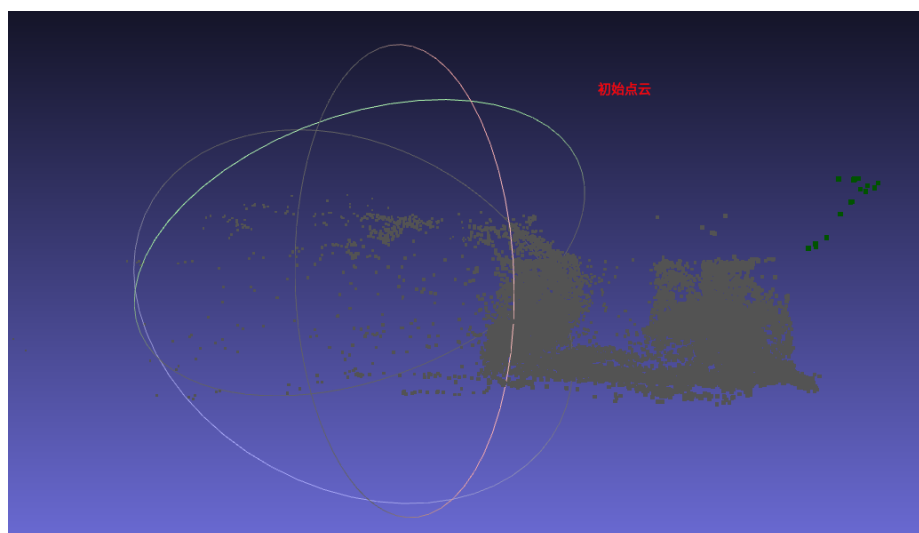


图 2.1 g2o 优化前的点云

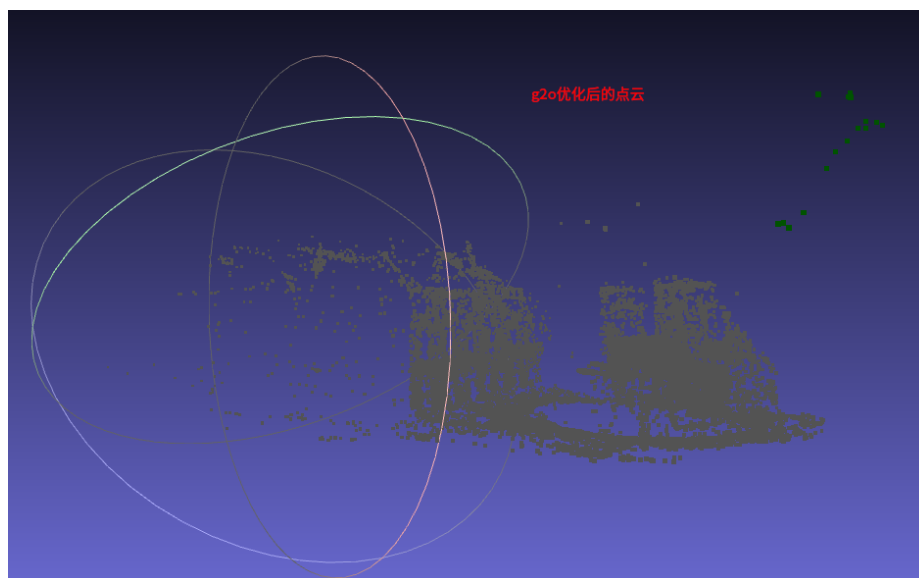


图 2.2 g2o 优化后的点云

3 直接法的 Bundle Adjustment

3.1 数学模型

1. 如何描述任意一点投影在任意一图像中形成的 error?

$$e = I(\mathbf{p}_i) - I_j(\pi(\mathbf{K}T_j\mathbf{p}_i)) \quad (3.1)$$

2. 每个 error 关联几个优化变量?

每个 error 关联了 2 组变量，共 9 个变量。第 1 组是相机位姿李代数 (6 自由度)。第 2 组是三维路标点位置: $[x, y, z]^T$ 。

3. error 关于各变量的雅可比是什么?

这里的雅可比跟之前的一样，光度误差对路标点的导数是像素梯度 * 投影方程对相机系下的 3d 点的导数，见课本 P220。

像素梯度: 这里采用中心差分进行求导, 参照 ch6 作业

$$\frac{\partial \mathbf{I}_2}{\partial \mathbf{u}} = -\frac{1}{2} \begin{bmatrix} I_2(u+1, v) - I_2(u-1, v) & I_2(u, v+1) - I_2(u, v-1) \end{bmatrix}_{1 \times 2} \quad (3.2)$$

投影方程对相机系下的三维点的导数:

$$\frac{\partial \mathbf{u}}{\partial \mathbf{q}} = \begin{bmatrix} \frac{f_x}{Z} & 0 & -\frac{f_x X}{Z^2} \\ 0 & \frac{f_y}{Z} & -\frac{f_y Y}{Z^2} \end{bmatrix} \quad (3.3)$$

相机系下三维点对相机位姿李代数的导数:

$$\frac{\partial \mathbf{q}}{\partial \delta \xi} = [\mathbf{I}, -\mathbf{q}^\wedge] \quad (3.4)$$

将 (3.3) 与 (3.4) 合并得

$$\begin{aligned} \frac{\partial \mathbf{u}}{\partial \delta \xi} &= \frac{\partial \mathbf{u}}{\partial \mathbf{q}} * \frac{\partial \mathbf{q}}{\partial \delta \xi} \\ &= \begin{bmatrix} \frac{f_x}{Z} & 0 & -\frac{f_x X}{Z^2} & -\frac{f_x XY}{Z^2} & f_x + \frac{f_x X^2}{Z^2} & -\frac{f_x Y}{Z} \\ 0 & \frac{f_y}{Z} & -\frac{f_y Y}{Z^2} & -f_y - \frac{f_y Y^2}{Z^2} & \frac{f_y XY}{Z^2} & \frac{f_y X}{Z} \end{bmatrix}_{2 \times 6} \end{aligned} \quad (3.5)$$

需要说明, 因为边连接的是变换之前的路标点 P, 我们要优化这个路标点的位置, 因为 $\mathbf{q} = \mathbf{T}\mathbf{P}$, \mathbf{q} 是变换之后的 3d 点, 而 $\frac{\partial \mathbf{u}}{\partial \mathbf{q}}$ 只是对变换之后的 3d 路标点的导数, 为了对变换之前的路标点求导, 所以还需要再乘个变换矩阵 T。所以误差对于 3d 坐标点的雅可比 (维数 16×3):

$$\mathbf{J}_1 = -\frac{\partial \mathbf{I}_2}{\partial \mathbf{u}} \frac{\partial \mathbf{u}}{\partial \mathbf{q}} \frac{\partial \mathbf{q}}{\partial \mathbf{P}} = -\frac{\partial \mathbf{I}_2}{\partial \mathbf{u}} \frac{\partial \mathbf{u}}{\partial \mathbf{q}} \mathbf{T} \quad (3.6)$$

误差对于相机位姿李代数的雅可比 (维数 16×6):

$$\mathbf{J}_2 = \frac{\partial \mathbf{I}_2}{\partial \mathbf{u}} \frac{\partial \mathbf{u}}{\partial \delta \xi} \quad (3.7)$$

3.2 实现

1. 能否不要以 $[x, y, z]^T$ 的形式参数化每个点?

可以, 还可以使用逆深度的方法来参数化每个点, 这种方式可以表示无限远点。

2. 取 4x4 的 patch 好吗? 取更大的 patch 好还是取小一点的 patch 好?

4*4 的 patch 应该是一个比较适中的大小, patch 过大会导致计算量大, 过小则会导致鲁棒性不强。

3. 从本题中, 你看到直接法与特征点法在 BA 阶段有何不同?

最大的不同是误差定义的不同, 而误差又关联着优化的变量, 所以优化变量也不同。

直接法是计算光度误差, 同时优化相机位姿和 3d 路标点 (如果使用了带深度的 3d 点, 如教材 P221 上所述, 就不用优化路标点了, 不知道我这个理解对不对, 如果后面看到这里请再思考!)

而特征点法的误差则是重投影误差, 只优化相机位姿, 因为路标点已经匹配完成。

4. 由于图像的差异, 你可能需要鲁棒核函数, 例如 Huber。此时 Huber 的阈值如何选取?

Huber 阈值应该是根据多次实验, 按照经验来确定的。

代码部分如 Listing2 所示

```
1 //
2 // Created by xiang on 1/4/18.
3 // this program shows how to perform direct bundle adjustment
4 //
5 #include <iostream>
6
7 #include <g2o/core/base_unary_edge.h>
8 #include <g2o/core/base_binary_edge.h>
9 #include <g2o/core/base_vertex.h>
10 #include <g2o/core/block_solver.h>
11 #include <g2o/core/optimization_algorithm_levenberg.h>
12 #include <g2o/solvers/dense/linear_solver_dense.h>
13 #include <g2o/core/robust_kernel.h>
14 #include <g2o/core/robust_kernel_impl.h>
15 #include <g2o/types/sba/types_six_dof_expmap.h>
16
17 #include <Eigen/Core>
18 #include <sophus/se3.hpp>
19 #include <opencv2/opencv.hpp>
20
21 #include <pangolin/pangolin.h>
22 #include <boost/format.hpp>
```

```

23
24 using namespace std;
25 using namespace Eigen;
26
27 typedef vector<Sophus::SE3d, Eigen::aligned_allocator<Sophus::SE3d>> VecSE3;
    // 装相机位姿
28 typedef vector<Eigen::Vector3d, Eigen::aligned_allocator<Eigen::Vector3d>>
    VecVec3d;    // 装3d路标点
29
30 // global variables
31 string pose_file = "./poses.txt";
32 string points_file = "./points.txt";
33
34 // intrinsics
35 float fx = 277.34;
36 float fy = 291.402;
37 float cx = 312.234;
38 float cy = 239.777;
39
40 // bilinear interpolation 双线性插值读取图像的灰度值
41 inline float GetPixelValue(const cv::Mat &img, float x, float y) {
42     uchar *data = &img.data[int(y) * img.step + int(x)];
43     float xx = x - floor(x);
44     float yy = y - floor(y);
45     return float(
46         (1 - xx) * (1 - yy) * data[0] +
47         xx * (1 - yy) * data[1] +
48         (1 - xx) * yy * data[img.step] +
49         xx * yy * data[img.step + 1]
50     );
51 }
52
53 // g2o vertex that use sophus::SE3 as pose 自定义位姿顶点，数据类型是SE3d
54 class VertexSophus : public g2o::BaseVertex<6, Sophus::SE3d> {
55 public:
56     EIGEN_MAKE_ALIGNED_OPERATOR_NEW
57
58     VertexSophus() {}
59
60     ~VertexSophus() {}
61
62
63     virtual void setToOriginImpl() {
64         _estimate = Sophus::SE3d();
65     }
66

```

```

67 //根据估计值投影一个点(估计的是相机系下的3d点)
68 Vector2f project(const Vector3d &point)
69 {
70     //KTP 读取SE(3), 转换, 投影为像素坐标, 访问像素灰度值计算光度误差
71     Sophus::SE3d Tcw(estimate());
72     Vector3d point_cam3d = Tcw * point;
73     float u = fx * point_cam3d[0]/point_cam3d[2] + cx;
74     float v = fy * point_cam3d[1]/point_cam3d[2] + cy;
75     return Vector2f(u,v);
76 }
77
78 //更新
79 virtual void oplusImpl(const double *update_) {
80     //计算se(3), 再由se(3)为SE(3)
81     Eigen::Map<const Eigen::Matrix<double, 6, 1>> update(update_);
82     //保存估计值, 相当于 _estimate = Sophus::SE3d::exp(update) *
    _estimate;
83     setEstimate(Sophus::SE3d::exp(update) * estimate());
84 }
85
86 virtual bool read(std::istream &is) {}
87
88 virtual bool write(std::ostream &os) const {}
89 };
90
91 // TODO edge of projection error, implement it
92 // 16x1 error, which is the errors in patch 16个像素点的光度差之和
93 typedef Eigen::Matrix<double,16,1> Vector16d;
94 class EdgeDirectProjection : public g2o::BaseBinaryEdge<16, Vector16d, g2o::
    VertexSBAPointXYZ, VertexSophus> //一个是SBA的XYZ自带边, 一个是自定义
    的边
95 {
96 public:
97     EIGEN_MAKE_ALIGNED_OPERATOR_NEW;
98
99     //边构造函数
100     EdgeDirectProjection(float *color, cv::Mat &target) {
101         this->origColor = color;
102         this->targetImg = target;
103     }
104
105     ~EdgeDirectProjection() {}
106
107     virtual void computeError() override {
108         // TODO START YOUR CODE HERE
109         // compute projection error ...

```

```

//projected = KTP 需要使用SE(3)
g2o::VertexSBAPointXYZ* vertexPw = static_cast<g2o::
VertexSBAPointXYZ *>(_vertices[0]);
VertexSophus* vertexTcw = static_cast<VertexSophus *>(_vertices[1]);
Vector2f proj = vertexTcw->project(vertexPw->estimate());
//判断是否越界，若越界，则将error该位置1，并setLevel(1)不知道啥意思，是记录好坏的吗？
if(proj[0]<-2 || proj[0]+2>targetImg.cols || proj[1]<-2 || proj[1]+2>targetImg.rows)
{
    this->setLevel(1); //设置level为1，标记为outlier，下次不再对该边进行优化
    for(int i=0; i<16; ++i) _error[i] = 0; //_error是16*1的向量
}
else{
    for(int i=-2; i<2;++i){
        for(int j=-2; j<2; ++j){
            /*****
*/
int num = 4 * i + j + 10; //为什么要加10
?????????????????????
            /*****
*/
//_measurement是一个16*1的向量，所以_error也是16*1
_error[num] = origColor[num] - GetPixelValue(targetImg,
proj[0]+i, proj[1]+j);
        }
    }
}
// END YOUR CODE HERE
}
// Let g2o compute jacobian for you 自己不算了,后面再算
virtual void linearizeOplus() override
{
    //分别计算3d点和李代数的雅可比
    J_I2u
    J_uq
    J_qxi
    if(level()==1)
    {
        _jacobianOplusXi = Eigen::Matrix<double, 16, 3>::Zero(); //因为_error是(D,1)的，D=16是4*4的patch，所以对第一个顶点的雅可比就是16*2*2*3=16*3的
        _jacobianOplusXj = Eigen::Matrix<double, 16, 6>::Zero(); //同理，对第二个顶点(李代数顶点)的雅可比是16*2*2*3*3*6=16*6的

```

```

145         return;
146     }
147
148     g2o::VertexSBAPointXYZ *vertexPw = static_cast<g2o::
VertexSBAPointXYZ *> (_vertices[0]);
149     VertexSophus *vertexTcw = static_cast<VertexSophus *> (_vertices[1])
;
150     Vector2f proj = vertexTcw->project(vertexPw->estimate());
151
152     double X = vertexPw->estimate()[0], Y = vertexPw->estimate()[1], Z =
vertexPw->estimate()[2];
153     double inv_z = 1.0 / Z, inv_z2 = inv_z * inv_z; //cur中的3D坐标X'Y'
Z'
154     float u = proj[0], v = proj[1];
155
156     Eigen::Matrix<double,1,2> J_I2u; //像素梯度
157     Eigen::Matrix<double,2,3> J_uq; //投影方程对3d点导数
158     Eigen::Matrix<double,3,6> J_qxi = Eigen::Matrix<double,3,6>::Zero();
//3d点对李代数导数
159
160     J_uq(0,0) = fx * inv_z;
161     J_uq(0,1) = 0;
162     J_uq(0,2) = -(fx*X) * inv_z2;
163     J_uq(1,0) = 0;
164     J_uq(1,1) = fy * inv_z;
165     J_uq(1,2) = -fy * Y * inv_z2;
166
167     //这个矩阵见P187笔记[I| -P'^~]
168     J_qxi(0,0) = 1;
169     J_qxi(0,4) = Z;
170     J_qxi(0,5) = -Y;
171     J_qxi(1,1) = 1;
172     J_qxi(1,3) = -Z;
173     J_qxi(1,5) = X;
174     J_qxi(2,2) = 1;
175     J_qxi(2,3) = -Y;
176     J_qxi(2,4) = -X;
177
178     for(int x=-2; x<2; ++x)
179         for(int y=-2; y<2; ++y)
180             {
181                 //这num到底是什么意思???实际上是计算patch中第几个, num
=4*(x+2)+(y+2)=4x+y+10
182                 int num = 4 * x + y + 10;
183
184                 //中心差分计算像素梯度

```



```

185         J_I2u(0,0) = (1.0 / 2) * (GetPixelValue(targetImg, u+1+x, v+
y)-GetPixelValue(targetImg, u-1+x, v+y));
186         J_I2u(0,1) = (1.0 / 2) * (GetPixelValue(targetImg, u+x, v+1+
y)-GetPixelValue(targetImg, u+x, v-1+y));
187
188         /*****为什么还要乘以一个变换矩阵?*****/
189 //         _jacobian0plusXi.block<1, 3>(num, 0) = -J_I2u * J_uq *
vertexTcw->estimate().rotationMatrix();
190         _jacobian0plusXi.block<1, 3>(num, 0) = -J_I2u * J_uq ;
191
192         _jacobian0plusXj.block<1, 6>(num, 0) = -J_I2u * J_uq * J_qxi
;
193
194     }
195 }
196
197 virtual bool read(istream &in) {}
198
199 virtual bool write(ostream &out) const {}
200
201 private:
202     cv::Mat targetImg; // the target image
203     float *origColor = nullptr; // 16 floats, the color of this point
204 };
205
206 // plot the poses and points for you, need pangolin
207 void Draw(const VecSE3 &poses, const VecVec3d &points, string title);
208
209 int main(int argc, char **argv) {
210
211     // read poses and points
212     VecSE3 poses;
213     VecVec3d points;
214     ifstream fin(pose_file); //读取相机位姿 (7张图, 7个位姿)
215
216     //读取位姿
217     while (!fin.eof())
218     {
219         double timestamp = 0;
220         fin >> timestamp;
221         if (timestamp == 0) break;
222         double data[7];
223         for (auto &d: data) fin >> d;
224         //四元数和平移向量来构建SE3
225         poses.push_back(Sophus::SE3d
226             (

```

```

227         Eigen::Quaterniond(data[6], data[3], data[4], data[5]),
228         Eigen::Vector3d(data[0], data[1], data[2])
229     ));
230     if (!fin.good()) break;
231 }
232 fin.close();
233
234 // 读取3d路标点XYZ
235 vector<float *> color;
236 fin.open(points_file);
237 while (!fin.eof())
238 {
239     double xyz[3] = {0};
240     for (int i = 0; i < 3; i++) fin >> xyz[i];
241     if (xyz[0] == 0) break;
242     points.push_back(Eigen::Vector3d(xyz[0], xyz[1], xyz[2]));
243     float *c = new float[16];
244     for (int i = 0; i < 16; i++) fin >> c[i];
245     color.push_back(c);
246
247     if (fin.good() == false) break;
248 }
249 fin.close();
250
251 cout << "poses: " << poses.size() << ", points: " << points.size() <<
252 endl;
253
254 // read images 读取所有图片
255 vector<cv::Mat> images;
256 boost::format fmt("./%d.png");
257 for (int i = 0; i < 7; i++)
258 {
259     images.push_back(cv::imread((fmt % i).str(), 0));
260 }
261
262 // build optimization problem
263 typedef g2o::BlockSolver<g2o::BlockSolverTraits<6, 3>> DirectBlock; //
264     求解的向量是6*1的
265 typedef g2o::LinearSolverDense<DirectBlock::PoseMatrixType>
266     LinearSolverType;
267 // DirectBlock::LinearSolverType *linearSolver = new g2o::
268     LinearSolverDense<DirectBlock::PoseMatrixType>();
269 // DirectBlock *solver_ptr = new DirectBlock(linearSolver);
270 auto solver = new g2o::OptimizationAlgorithmLevenberg(g2o::make_unique<
271     DirectBlock>(g2o::make_unique<LinearSolverType>()));

```

```

268 g2o::SparseOptimizer optimizer;
269 optimizer.setAlgorithm(solver);
270 optimizer.setVerbose(true);
271
272 // TODO add vertices, edges into the graph optimizer
273 vector<g2o::VertexSBAPointXYZ*> vertex_points; //3位landmark顶点临时变
    量
274 vector<VertexSophus*> vertex_pose; //pose顶点临时变量
275
276 // START YOUR CODE HERE
277 //插入路标顶点
278 for(int i=0; i<points.size(); ++i)
279 {
280     g2o::VertexSBAPointXYZ *v = new g2o::VertexSBAPointXYZ;
281     v->setId(i);
282     v->setEstimate(points[i]);
283     v->setMarginalized(true); //设置边缘化路标点
284     optimizer.addVertex(v);
285     vertex_points.push_back(v);
286 }
287 //插入位姿顶点
288 for(int i=0; i<poses.size(); ++i)
289 {
290     VertexSophus *v = new VertexSophus();
291     v->setId(i + points.size());
292     v->setEstimate(poses[i]);
293     optimizer.addVertex(v);
294     vertex_pose.push_back(v);
295 }
296
297 //插入边
298 for(int c=0; c<poses.size(); ++c)
299     for(int p=0; p<points.size(); ++p)
300     {
301         EdgeDirectProjection *edge = new EdgeDirectProjection(color[p],
    images[c]); //每个图中的每个点都插入到优化图中，都有一条边
302         //先point后pose
303         edge->setVertex(0, dynamic_cast<g2o::VertexSBAPointXYZ*>(
    optimizer.vertex(p)));
304         edge->setVertex(1, dynamic_cast<VertexSophus*>(optimizer.vertex
    (points.size()+c)));
305 //         edge->setMeasurement(Vector16d );
306         // 信息矩阵可直接设置为 error_dim*error_dim 的单位阵
307         edge->setInformation(Eigen::Matrix<double, 16, 16>::Identity());
308         // 设置Huber核函数，减小错误点影响，加强鲁棒性
309         g2o::RobustKernelHuber *rk = new g2o::RobustKernelHuber;

```

```

310         rk->setDelta(1.0); //A squared error above delta^2 is
        considered as outlier in the data
311         edge->setRobustKernel(rk);
312         optimizer.addEdge(edge);
313     }
314
315     // END YOUR CODE HERE
316
317     Draw(poses, points, string("before"));
318
319     // perform optimization
320     optimizer.initializeOptimization(0);
321     optimizer.optimize(100);
322
323     // TODO fetch data from the optimizer
324     // START YOUR CODE HERE
325     for(int c=0; c<poses.size(); ++c)
326         for(int p=0; p<points.size(); ++p)
327         {
328             points[p] = dynamic_cast<g2o::VertexSBAPointXYZ *>(optimizer.
            vertex(p))->estimate();
329             poses[c] = dynamic_cast<VertexSophus *>(optimizer.vertex(points.
            size()+c))->estimate();
330         }
331
332     // END YOUR CODE HERE
333
334     // plot the optimized points and poses
335     Draw(poses, points, "after");
336
337     // 看看这数据有没有什么不一样的？怎么看优化的对不对？
338
339
340     // delete color data
341     for (auto &c: color) delete[] c;
342     return 0;
343 }
344
345 void Draw(const VecSE3 &poses, const VecVec3d &points, string title) {
346     if (poses.empty() || points.empty()) {
347         cerr << "parameter is empty!" << endl;
348         return;
349     }
350
351     // create pangolin window and plot the trajectory
352     pangolin::CreateWindowAndBind(title, 1024, 768);

```

```

353 glEnable(GL_DEPTH_TEST);
354 glEnable(GL_BLEND);
355 glBlendFunc(GL_SRC_ALPHA, GL_ONE_MINUS_SRC_ALPHA);
356
357 pangolin::OpenGlRenderState s_cam(
358     pangolin::ProjectionMatrix(1024, 768, 500, 500, 512, 389, 0.1,
359         1000),
360     pangolin::ModelViewLookAt(0, -0.1, -1.8, 0, 0, 0, 0.0, -1.0,
361         0.0)
362 );
363
364 pangolin::View &d_cam = pangolin::CreateDisplay()
365     .SetBounds(0.0, 1.0, pangolin::Attach::Pix(175), 1.0, -1024.0f /
366         768.0f)
367     .SetHandler(new pangolin::Handler3D(s_cam));
368
369 while (pangolin::ShouldQuit() == false) {
370     glClear(GL_COLOR_BUFFER_BIT | GL_DEPTH_BUFFER_BIT);
371
372     d_cam.Activate(s_cam);
373     glClearColor(0.0f, 0.0f, 0.0f, 0.0f);
374
375     // draw poses
376     float sz = 0.1;
377     int width = 640, height = 480;
378     for (auto &Tcw: poses) {
379         glPushMatrix();
380         Sophus::Matrix4f m = Tcw.inverse().matrix().cast<float>();
381         glMultMatrixf((GLfloat *) m.data());
382         glColor3f(1, 0, 0);
383         glLineWidth(2);
384         glBegin(GL_LINES);
385         glVertex3f(0, 0, 0);
386         glVertex3f(sz * (0 - cx) / fx, sz * (0 - cy) / fy, sz);
387         glVertex3f(0, 0, 0);
388         glVertex3f(sz * (0 - cx) / fx, sz * (height - 1 - cy) / fy, sz);
389         glVertex3f(0, 0, 0);
390         glVertex3f(sz * (width - 1 - cx) / fx, sz * (height - 1 - cy) /
391             fy, sz);
392         glVertex3f(0, 0, 0);
393         glVertex3f(sz * (width - 1 - cx) / fx, sz * (0 - cy) / fy, sz);
394         glVertex3f(0, 0, 0);
395         glVertex3f(sz * (width - 1 - cx) / fx, sz * (0 - cy) / fy, sz);
396         glVertex3f(0, 0, 0);
397         glVertex3f(sz * (width - 1 - cx) / fx, sz * (height - 1 - cy) /
398             fy, sz);
399     }
400 }

```

```

    fy, sz);
394     glVertex3f(sz * (0 - cx) / fx, sz * (height - 1 - cy) / fy, sz);
395     glVertex3f(sz * (0 - cx) / fx, sz * (height - 1 - cy) / fy, sz);
396     glVertex3f(sz * (0 - cx) / fx, sz * (0 - cy) / fy, sz);
397     glVertex3f(sz * (0 - cx) / fx, sz * (0 - cy) / fy, sz);
398     glVertex3f(sz * (width - 1 - cx) / fx, sz * (0 - cy) / fy, sz);
399     glEnd();
400     glPopMatrix();
401 }
402
403 // points
404 glPointSize(2);
405 glBegin(GL_POINTS);
406 for (size_t i = 0; i < points.size(); i++) {
407     glColor3f(0.0, points[i][2]/4, 1.0-points[i][2]/4);
408     glVertex3d(points[i][0], points[i][1], points[i][2]);
409 }
410 glEnd();
411
412 pangolin::FinishFrame();
413 usleep(5000); // sleep 5 ms
414 }
415 }

```

Listing 2: Direct_BA.cpp

优化前的点云图如图 3.1 所示, 优化后的如图 3.2 所示

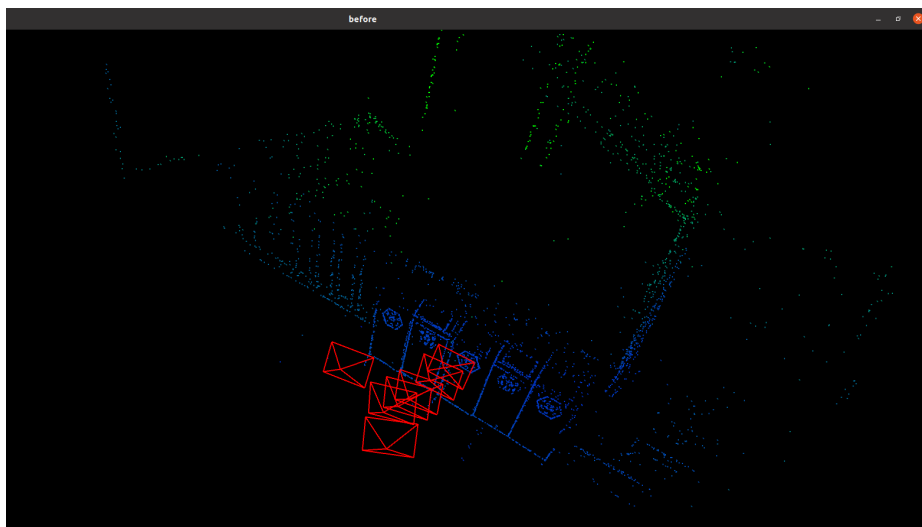


图 3.1 g2o 优化前的点云

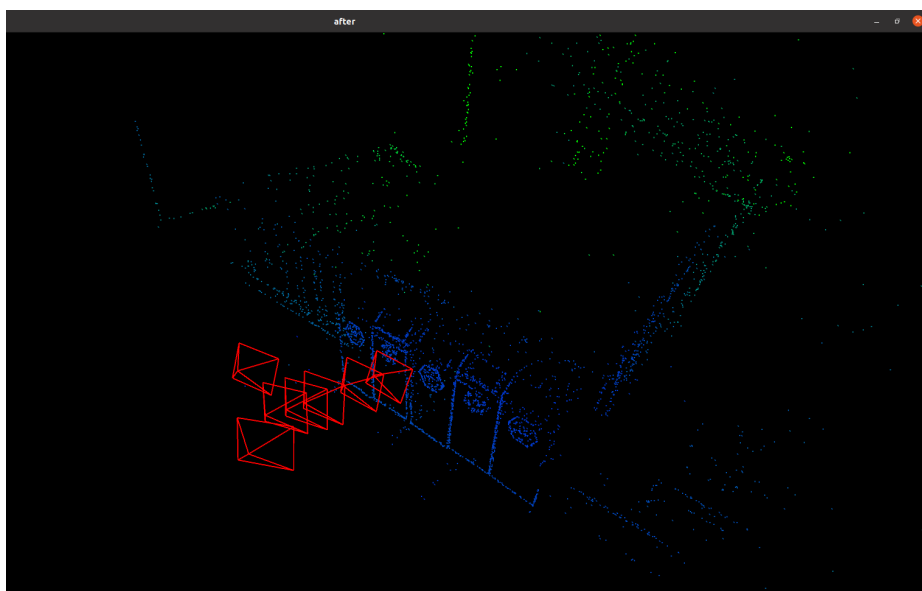


图 3.2 g2o 优化后的点云

实验了自己写的雅可比和让 g2o 自己写雅可比的性能对比，自己写的雅可比优化速度要快一些，且边的代价也要小一些，对比分别如图 3.3 和 3.4 所示：

iteration= 12	chi2= 292784.297737	time= 0.134248	cumTime= 1.98671	edges= 28826	schur= 1	lambda= 29759841.222805	levenbergIter= 1
iteration= 13	chi2= 2928186.256783	time= 0.132296	cumTime= 2.119	edges= 28826	schur= 1	lambda= 15936694.168577	levenbergIter= 1
iteration= 14	chi2= 2924059.831779	time= 0.122164	cumTime= 2.24117	edges= 28826	schur= 1	lambda= 10557796.112384	levenbergIter= 1
iteration= 15	chi2= 2921056.862259	time= 0.128897	cumTime= 2.37006	edges= 28826	schur= 1	lambda= 7038530.741590	levenbergIter= 1
iteration= 16	chi2= 2920234.203585	time= 0.138364	cumTime= 2.50843	edges= 28826	schur= 1	lambda= 9384707.655453	levenbergIter= 2
iteration= 17	chi2= 2919037.838392	time= 0.154221	cumTime= 2.66265	edges= 28826	schur= 1	lambda= 6256471.770302	levenbergIter= 1
iteration= 18	chi2= 2917636.822542	time= 0.143767	cumTime= 2.80642	edges= 28826	schur= 1	lambda= 8341962.360402	levenbergIter= 2
iteration= 19	chi2= 2917617.045182	time= 0.228394	cumTime= 3.03481	edges= 28826	schur= 1	lambda= 91116474200.556000	levenbergIter= 6
iteration= 20	chi2= 2917585.255880	time= 0.142619	cumTime= 3.17743	edges= 28826	schur= 1	lambda= 30372158069.518665	levenbergIter= 1
iteration= 21	chi2= 2917575.839106	time= 0.184537	cumTime= 3.36196	edges= 28826	schur= 1	lambda= 144773162720.839630	levenbergIter= 3
iteration= 22	chi2= 2917563.836181	time= 0.140214	cumTime= 3.50218	edges= 28826	schur= 1	lambda= 96515441813.893082	levenbergIter= 1
iteration= 23	chi2= 2917560.870518	time= 0.238076	cumTime= 3.74025	edges= 28826	schur= 1	lambda= 514749823807.429749	levenbergIter= 3
iteration= 24	chi2= 2917559.340503	time= 0.161187	cumTime= 3.90144	edges= 28826	schur= 1	lambda= 686332030676.572998	levenbergIter= 2
iteration= 25	chi2= 2917558.986793	time= 0.153185	cumTime= 4.05463	edges= 28826	schur= 1	lambda= 3860437496041.722656	levenbergIter= 3
iteration= 26	chi2= 2917558.771850	time= 0.138455	cumTime= 4.19328	edges= 28826	schur= 1	lambda= 480858329255.629883	levenbergIter= 2
iteration= 27	chi2= 2917558.759722	time= 0.192599	cumTime= 4.38588	edges= 28826	schur= 1	lambda= 10411911024120.093750	levenbergIter= 4
iteration= 28	chi2= 2917558.759427	time= 0.152475	cumTime= 4.53835	edges= 28826	schur= 1	lambda= 555301925461973.812500	levenbergIter= 3
iteration= 29	chi2= 2917558.756713	time= 0.176268	cumTime= 4.71462	edges= 28826	schur= 1	lambda= 11846441076522108.000000	levenbergIter= 4
iteration= 30	chi2= 2917558.756713	time= 0.16339	cumTime= 4.87801	edges= 28826	schur= 1	lambda= 12130755662358638592.000000	levenbergIter= 4

图 3.3 自己实现雅可比的运行结果

```
iteration= 262 chi2= 3886495.571548 time= 0.165427 cumTime= 44.7537 edges= 28826 schur= 1 lambda= 12885043388469764.000000 levenbergIter= 1
iteration= 263 chi2= 3886495.566278 time= 0.191958 cumTime= 44.9457 edges= 28826 schur= 1 lambda= 68720231245172016.000000 levenbergIter= 3
iteration= 264 chi2= 3886495.561346 time= 0.163957 cumTime= 45.1096 edges= 28826 schur= 1 lambda= 45813487496701344.000000 levenbergIter= 1
iteration= 265 chi2= 3886495.568580 time= 0.164322 cumTime= 45.2739 edges= 28826 schur= 1 lambda= 38542324997854228.000000 levenbergIter= 1
iteration= 266 chi2= 3886495.555730 time= 0.172989 cumTime= 45.4469 edges= 28826 schur= 1 lambda= 20361549998569484.000000 levenbergIter= 1
iteration= 267 chi2= 3886495.546321 time= 0.179679 cumTime= 45.6266 edges= 28826 schur= 1 lambda= 27148733331425976.000000 levenbergIter= 2
iteration= 268 chi2= 3886495.542863 time= 0.179246 cumTime= 45.8059 edges= 28826 schur= 1 lambda= 36198311108567968.000000 levenbergIter= 2
iteration= 269 chi2= 3886495.542064 time= 0.164451 cumTime= 45.9703 edges= 28826 schur= 1 lambda= 24132207405711976.000000 levenbergIter= 1
iteration= 270 chi2= 3886495.531270 time= 0.164329 cumTime= 46.1346 edges= 28826 schur= 1 lambda= 16088138270474650.000000 levenbergIter= 1
iteration= 271 chi2= 3886495.526981 time= 0.195119 cumTime= 46.3298 edges= 28826 schur= 1 lambda= 85803404109198128.000000 levenbergIter= 3
iteration= 272 chi2= 3886495.520308 time= 0.162985 cumTime= 46.4927 edges= 28826 schur= 1 lambda= 57202269406132080.000000 levenbergIter= 1
iteration= 273 chi2= 3886495.520307 time= 0.194669 cumTime= 46.6874 edges= 28826 schur= 1 lambda= 385078770166037760.000000 levenbergIter= 3
iteration= 274 chi2= 3886495.520290 time= 0.177095 cumTime= 46.8645 edges= 28826 schur= 1 lambda= 406771693854716092.000000 levenbergIter= 2
iteration= 275 chi2= 3886495.520111 time= 0.192189 cumTime= 47.0567 edges= 28826 schur= 1 lambda= 2169449832231823872.000000 levenbergIter= 3
iteration= 276 chi2= 3886495.520111 time= 0.191923 cumTime= 47.2486 edges= 28826 schur= 1 lambda= 138844738066676727308.000000 levenbergIter= 3

Process finished with exit code 0 使用g2o自己求雅可比，第277帧才结束迭代，迭代次数比自己写的雅可比要大
```

图 3.4 g2o 自动求雅可比的运行结果

参考文献

[1] J. Engel, V. Koltun, and D. Cremers, “Direct sparse odometry,” arXiv preprint arXiv:1607.02565, 2016.

[2] https://blog.csdn.net/qq_37746927/article/details/123787617