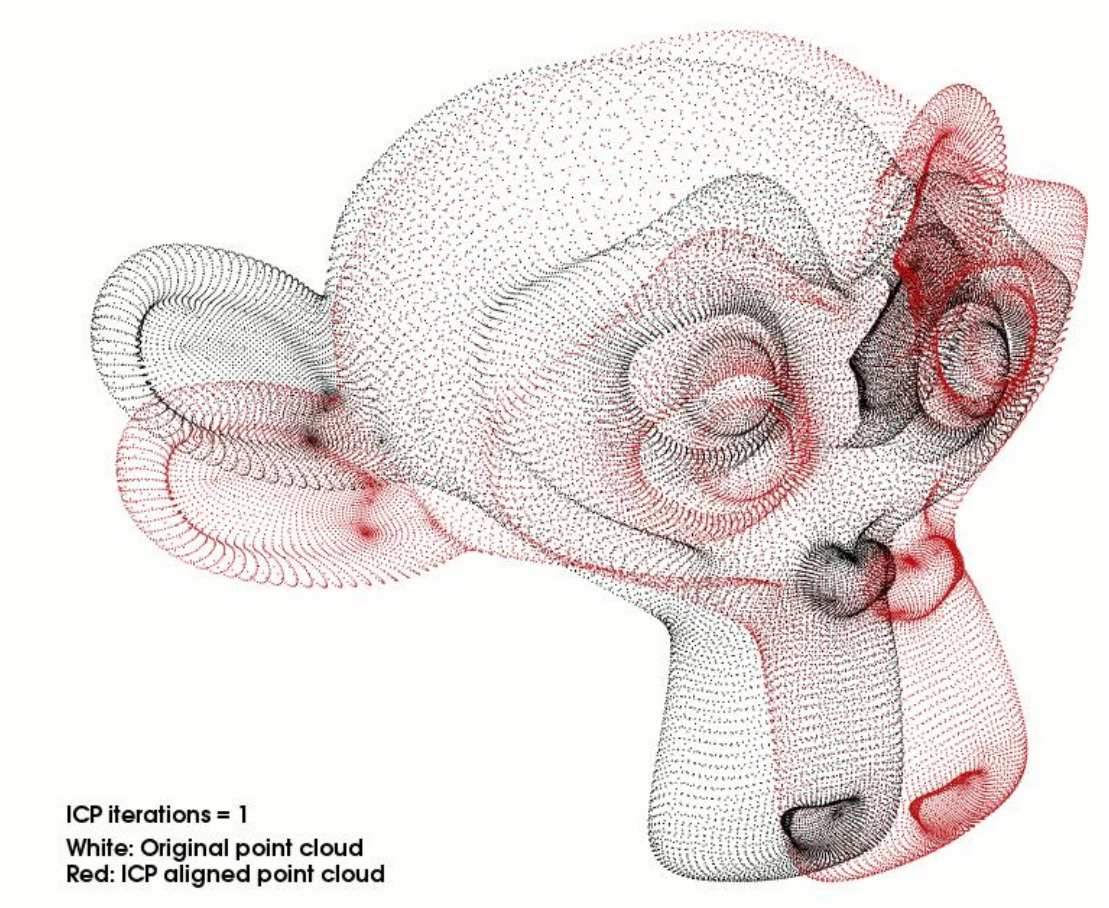
点云配准技术及报告

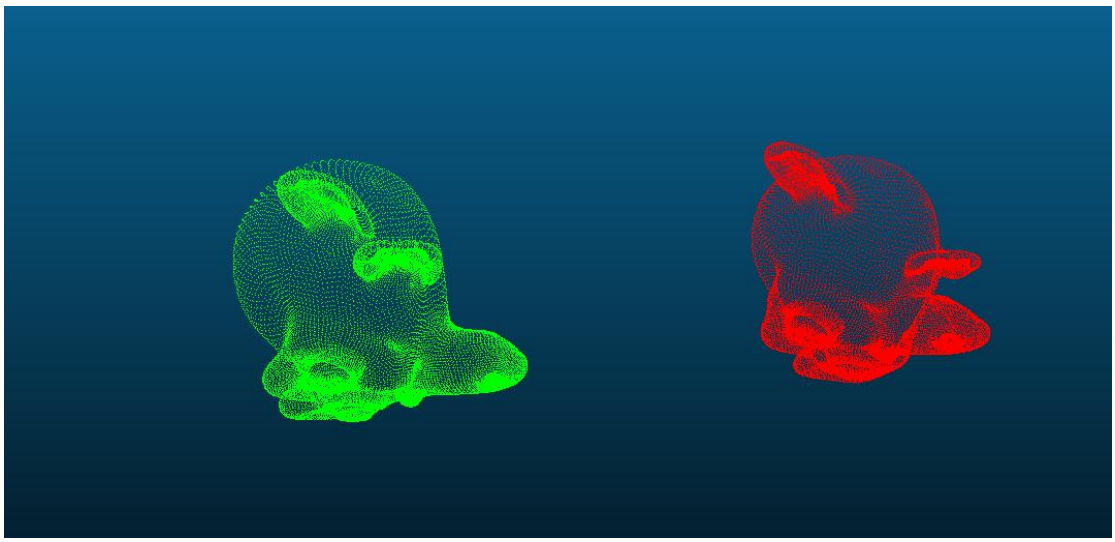
齐勇

2019 年 8 月 5 日星期一 更新



一 PCL 中点云配准技术的简单实现

在同一文件夹下，有测试数据文件 monkey.ply，该文件是利用 Blender 创建的默认 Monkey 模型。



利用如下代码，将**初始点云**（图中绿色点云）进行旋转平移，得到目标点云（图中**红色点云**）。

```
// 旋转矩阵的具体定义（请参考 https://en.wikipedia.org/wiki/Rotation_matrix)

  double theta = M_PI / 20;   // 设置旋转弧度的角度

  transformation_matrix (0, 0) = cos (theta);
  transformation_matrix (0, 1) = -sin (theta);
  transformation_matrix (1, 0) = sin (theta);
  transformation_matrix (1, 1) = cos (theta);


  // 设置平移矩阵

  transformation_matrix (0, 3) = 0.0;
  transformation_matrix (1, 3) = 0.0;
  transformation_matrix (2, 3) = 4.0;

 // 执行初始变换

  pcl::transformPointCloud (*cloud_in, *cloud_icp, transformation_matrix);
  pcl::PointCloud<pcl::PointXYZ>::Ptr                    cloud_xyz(new
    pcl::PointCloud<pcl::PointXYZ>());
  pcl::io::savePCDFileASCII("./monkey_rotated_trans.pcd",*cloud_icp);
```

完整的 PCL 点云配准分为粗配准与精配准两个阶段，（此处参考博文：

https://blog.csdn.net/peach_blossom/article/details/78506184，在此，特别感谢作

者的无私分享，才能让我们这些后来人少走弯路），示例 demo 如下（稍作修改）。

```
#include <pcl/registration/ia_ransac.h>
#include <pcl/point_types.h>
#include <pcl/point_cloud.h>
#include <pcl/features/normal_3d.h>
#include <pcl/features/fpfh.h>
#include <pcl/search/kdtree.h>
#include <pcl/io/pcd_io.h>
#include <pcl/io/ply_io.h>
#include <pcl/filters/voxel_grid.h>
#include <pcl/filters/filter.h>
#include <pcl/registration/icp.h>
#include <pcl/visualization/pcl_visualizer.h>
#include <time.h>

typedef pcl::PointXYZ PointT;
typedef pcl::PointCloud<PointT> PointCloud;


//点云可视化
void visualize_pcd(PointCloud::Ptr pcd_src,
                PointCloud::Ptr pcd_tgt,
                PointCloud::Ptr pcd_final)
{
    // Create a PCLVisualizer object
    pcl::visualization::PCLVisualizer viewer("registration
Viewer");
    //viewer.createViewPort (0.0, 0, 0.5, 1.0, vp_1);
    // viewer.createViewPort (0.5, 0, 1.0, 1.0, vp_2);

pcl::visualization::PointCloudColorHandlerCustom<pcl::PointXYZ
> src_h (pcd_src, 0, 255, 0);

pcl::visualization::PointCloudColorHandlerCustom<pcl::PointXYZ
> tgt_h (pcd_tgt, 255, 0, 0);

pcl::visualization::PointCloudColorHandlerCustom<pcl::PointXYZ
> final_h (pcd_final, 0, 0, 255);
    viewer.addPointCloud (pcd_src, src_h, "source cloud");
    viewer.addPointCloud (pcd_tgt, tgt_h, "tgt cloud");
    viewer.addPointCloud (pcd_final, final_h, "final cloud");
    //viewer.addCoordinateSystem(1.0);
    while (!viewer.wasStopped())
    {
```

```
        viewer.spinOnce(100);

boost::this_thread::sleep(boost::posix_time::microseconds(1000
0));
    }
}


//由旋转平移矩阵计算旋转角度
void Matrix2Angle (Eigen::Matrix4f &result_trans,Eigen::Vector3f
&result_angle)
{
    double ax,ay,az;
    if (result_trans(2,0)==1 || result_trans(2,0)==-1)
    {
        az=0;
        double dlta;
        dlta=atan2(result_trans(0,1),result_trans(0,2));
        if (result_trans(2,0)==-1)
        {
            ay=M_PI/2;
            ax=az+dlta;
        }
        else
        {
            ay=-M_PI/2;
            ax=-az+dlta;
        }
    }
    else
    {
        ay=-asin(result_trans(2,0));

ax=atan2(result_trans(2,1)/cos(ay),result_trans(2,2)/cos(ay));

az=atan2(result_trans(1,0)/cos(ay),result_trans(0,0)/cos(ay));
    }
    result_angle<<ax,ay,az;
}


void doRegistration(std::string src_cloud_path,std::string
tgt_cloud_path, Eigen::Matrix4f &icp_trans)
{
```

```
    //加载点云文件
    PointCloud::Ptr cloud_src_origin (new PointCloud);//原点云，
待配准
    pcl::io::loadPLYFile (src_cloud_path,*cloud_src_origin);
    PointCloud::Ptr cloud_tgt_origin (new PointCloud);//目标点云
    pcl::io::loadPCDFile (tgt_cloud_path,*cloud_tgt_origin);
    clock_t start=clock();
    //去除NAN点
    std::vector<int> indices_src; //保存去除的点的索引

pcl::removeNaNFromPointCloud(*cloud_src_origin,*cloud_src_orig
in, indices_src);
    std::cout<<"remove *cloud_src_origin nan"<<endl;

    //下采样滤波
    pcl::VoxelGrid<pcl::PointXYZ> voxel_grid;
    voxel_grid.setLeafSize(0.014,0.014,0.014);
    voxel_grid.setInputCloud(cloud_src_origin);
    PointCloud::Ptr cloud_src (new PointCloud);
    voxel_grid.filter(*cloud_src);
    std::cout<<"down size *cloud_src_origin from
"<<cloud_src_origin->size()<<"to"<<cloud_src->size()<<endl;

//pcl::io::savePCDFileASCII("monkey_src_down.pcd",*cloud_src);

    //计算表面法线
    pcl::NormalEstimation<pcl::PointXYZ,pcl::Normal> ne_src;
    ne_src.setInputCloud(cloud_src);
    pcl::search::KdTree< pcl::PointXYZ>::Ptr tree_src(new
pcl::search::KdTree< pcl::PointXYZ>());
    ne_src.setSearchMethod(tree_src);
    pcl::PointCloud<pcl::Normal>::Ptr cloud_src_normals(new
pcl::PointCloud< pcl::Normal>);
    ne_src.setRadiusSearch(0.02);
```

```
    ne_src.compute(*cloud_src_normals);

    std::vector<int> indices_tgt;

pcl::removeNaNFromPointCloud(*cloud_tgt_origin,*cloud_tgt_orig
in, indices_tgt);
    std::cout<<"remove *cloud_tgt_origin nan"<<endl;

    pcl::VoxelGrid<pcl::PointXYZ> voxel_grid_2;
    voxel_grid_2.setLeafSize(0.01,0.01,0.01);
    voxel_grid_2.setInputCloud(cloud_tgt_origin);
    PointCloud::Ptr cloud_tgt (new PointCloud);
    voxel_grid_2.filter(*cloud_tgt);
    std::cout<<"down size *cloud_tgt_origin.pcd from
"<<cloud_tgt_origin->size()<<"to"<<cloud_tgt->size()<<endl;

//pcl::io::savePCDFileASCII("monkey_tgt_down.pcd",*cloud_tgt);

    pcl::NormalEstimation<pcl::PointXYZ,pcl::Normal> ne_tgt;
    ne_tgt.setInputCloud(cloud_tgt);
    pcl::search::KdTree< pcl::PointXYZ>::Ptr tree_tgt(new
pcl::search::KdTree< pcl::PointXYZ>());
    ne_tgt.setSearchMethod(tree_tgt);
    pcl::PointCloud<pcl::Normal>::Ptr cloud_tgt_normals(new
pcl::PointCloud< pcl::Normal>);
    //ne_tgt.setKSearch(20);
    ne_tgt.setRadiusSearch(0.02);
    ne_tgt.compute(*cloud_tgt_normals);


    //计算 FPFH


pcl::FPFHEstimation<pcl::PointXYZ,pcl::Normal,pcl::FPFHSignatu
re33> fpfh_src;
    fpfh_src.setInputCloud(cloud_src);
    fpfh_src.setInputNormals(cloud_src_normals);
    pcl::search::KdTree<PointT>::Ptr tree_src_fpfh (new
pcl::search::KdTree<PointT>);
    fpfh_src.setSearchMethod(tree_src_fpfh);
    pcl::PointCloud<pcl::FPFHSignature33>::Ptr fpfhs_src(new
pcl::PointCloud<pcl::FPFHSignature33>());
    fpfh_src.setRadiusSearch(0.05);
    fpfh_src.compute(*fpfhs_src);
    std::cout<<"compute *cloud_src fpfh"<<endl;
```

```
pcl::FPFHEstimation<pcl::PointXYZ,pcl::Normal,pcl::FPFHSignatu
re33> fpfh_tgt;
    fpfh_tgt.setInputCloud(cloud_tgt);
    fpfh_tgt.setInputNormals(cloud_tgt_normals);
    pcl::search::KdTree<PointT>::Ptr tree_tgt_fpfh (new
pcl::search::KdTree<PointT>);
    fpfh_tgt.setSearchMethod(tree_tgt_fpfh);
    pcl::PointCloud<pcl::FPFHSignature33>::Ptr fpfhs_tgt(new
pcl::PointCloud<pcl::FPFHSignature33>());
    fpfh_tgt.setRadiusSearch(0.05);
    fpfh_tgt.compute(*fpfhs_tgt);
    std::cout<<"compute *cloud_tgt fpfh"<<endl;


    //SAC 配准

    pcl::SampleConsensusInitialAlignment<pcl::PointXYZ,
pcl::PointXYZ, pcl::FPFHSignature33> scia;
    scia.setInputSource(cloud_src);
    scia.setInputTarget(cloud_tgt);
    scia.setSourceFeatures(fpfhs_src);
    scia.setTargetFeatures(fpfhs_tgt);
    //scia.setMinSampleDistance(1);
    //scia.setNumberOfSamples(2);
    //scia.setCorrespondenceRandomness(20);
    PointCloud::Ptr sac_result (new PointCloud);
    scia.align(*sac_result);
    std::cout  <<"sac has converged:"<<scia.hasConverged()<<"
score: "<<scia.getFitnessScore()<<endl;
    Eigen::Matrix4f sac_trans;
    sac_trans=scia.getFinalTransformation();
    std::cout<<sac_trans<<endl;

//pcl::io::savePCDFileASCII("monkey_transformed_sac.pcd",*sac_
result);
    clock_t sac_time=clock();


    //icp 配准

    PointCloud::Ptr icp_result (new PointCloud);
    pcl::IterativeClosestPoint<pcl::PointXYZ, pcl::PointXYZ> icp;
    icp.setInputSource(cloud_src);
    icp.setInputTarget(cloud_tgt_origin);
```

```
    icp.setMaxCorrespondenceDistance (0.04);
    // 最大迭代次数
    icp.setMaximumIterations (2);
    // 两次变化矩阵之间的差值
    icp.setTransformationEpsilon (1e-10);
    // 均方误差
    icp.setEuclideanFitnessEpsilon (0.2);
    icp.align(*icp_result,sac_trans);

    clock_t end=clock();
    cout<<"total time:
"<<(double)(end-start)/(double)CLOCKS_PER_SEC<<" s"<<endl;

    cout<<"sac time:
"<<(double)(sac_time-start)/(double)CLOCKS_PER_SEC<<" s"<<endl;
    cout<<"icp time:
"<<(double)(end-sac_time)/(double)CLOCKS_PER_SEC<<" s"<<endl;

    std::cout << "ICP has converged:" << icp.hasConverged()
              << " score: " << icp.getFitnessScore() << std::endl;

    icp_trans=icp.getFinalTransformation();

//cout<<"ransformationProbability"<<icp.getTransformationProba
bility()<<endl;
    std::cout<<icp_trans<<endl;
    //使用创建的变换对未过滤的输入点云进行变换
    pcl::transformPointCloud(*cloud_src_origin, *icp_result,
icp_trans);
    //保存转换的输入点云


//pcl::io::savePCDFileASCII("monkey_transformed_sac_ndt.pcd",
*icp_result);


    //计算误差
    Eigen::Vector3f ANGLE_origin;
    ANGLE_origin<<0,0,M_PI/5;
```

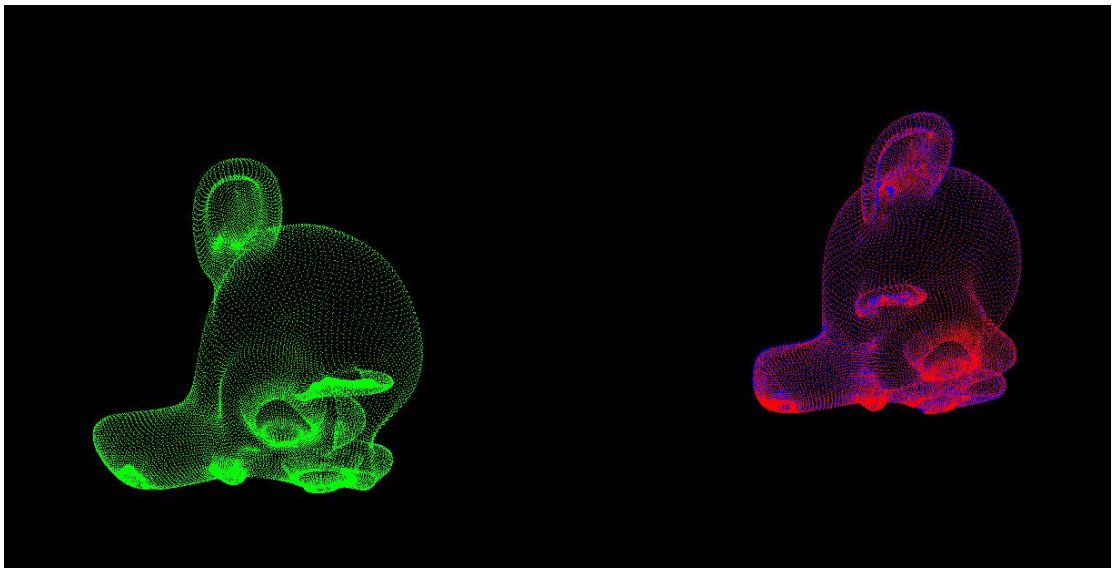
```
    double error_x,error_y,error_z;
    Eigen::Vector3f ANGLE_result;
    Matrix2Angle(icp_trans,ANGLE_result);
    error_x=fabs(ANGLE_result(0))-fabs(ANGLE_origin(0));
    error_y=fabs(ANGLE_result(1))-fabs(ANGLE_origin(1));
    error_z=fabs(ANGLE_result(2))-fabs(ANGLE_origin(2));
    cout<<"original angle in x y z:\n"<<ANGLE_origin<<endl;
    cout<<"error in aixs_x: "<<error_x<<"  error in aixs_y:
"<<error_y<<"  error in aixs_z: "<<error_z<<endl;

    //可视化

    visualize_pcd(cloud_src_origin,cloud_tgt_origin,icp_result);
}

int
main (int argc, char** argv)
{
    std::string src_cloud_path="../monkey.ply";
    std::string tgt_cloud_path="../monkey_rotated_trans.pcd";
    Eigen::Matrix4f icp_trans;
    doRegistration(src_cloud_path,tgt_cloud_path,icp_trans);
    return (0);
}
```

运行后的效果图如下。



可以发现，程序中即使设置了最大迭代次数为 2，但配准后的效果已经很好啦（红色点云与蓝色点云几乎已经重合）。

二 深剖 PCL 中配准技术细节

对于以上配准过程，大致可以总结如下：

第一步：加载点云；

第二步：下采样滤波；

第三步：计算表面法线；

第四步：计算 FPFH；

第五步：SAC_IA 粗配准；

第六步：ICP 精配准。

接下来，我们简单介绍下各过程，如有不当之处，还请留言批评指正。

对于第一步：加载点云，demo 中给出了两种点云的格式的读取（ply 和 pcd 格式），当然在 PCL 中，还有其它数据格式的读取函数封装，比如 txt，以及二进制数据格式的读取。

对于第二步：关于下采样滤波，PCL 实现的 Voxel 类通过输入的点云数据创建一个三维体素栅格（可把体素栅格想象为微小的空间三维立方体的集合），然后在每个体素（即三维立方体）内，用体素中所有点的重心来近似显示体素中其他点，这样该体素内所有点就用一个重心点最终表示，对于所有体素处理后得到滤波后的点云。

对于第三步：计算表面法线。

表面法线是几何表面的重要属性，在很多领域都有大量应用，比如：在进行光照渲染时产生符合可视习惯时需要表面法线信息才能正常表达，对于一个已知的几何体表面，根据垂直于点表面的矢量，因此推断表面某一点的法线方向通常比较简单。然而，由于我们获取的点云数据集在真实物体的表面表现为一组定点样本，这样通常就会有两种解决办法：

（1）使用曲面重建技术，从获取的点云数据集中得到采样点对应的曲面，然后从曲面模型

中计算表面法线。

（2）直接从点云数据集中近似推断表面法线。

此处我们简单介绍下对于已知一个点云数据集，如何在每个点处直接近似计算表面法线。

方法简单表述如下：确定表面一点法线的问题近似于估计表面的一个相切面法线的问题，因此转换过来以后就变成一个最小二乘法平面拟合估计问题。因此，估计表面法线的解决方案就变成了分析一个协方差矩阵的特征矢量和特征值（或者 PCA——主成分分析），这个协方差矩阵从查询点的近邻元素中创建。

在 PCL 内估计一个点集对应的协方差矩阵，可以使用以下函数调用实现：

```
//定义每个表面小块的 3x3 协方差矩阵的存储对象
Eigen::Matrix3f covariance_matrix;
//定义一个表面小块的质心坐标 16 字节对齐存储对象
Eigen::Vector4f xyz_centroid;
//估计质心坐标
Compute3DCentroid(cloud,xyz_centroid);
//计算 3x3 协方差矩阵
computeCovarianceMatrix(cloud,xyz_centroid,covariance_matrix);
```

对于法线的正负向如何确定问题，此处留给读者思考。

对于第四步：计算 FPFH。

已知点云 P 中有 n 个点，那么它的点特征直方图（PFH）的理论计算复杂度是 $O(nk^2)$,其中 k 是点云 P 中每个点 p 计算特征向量时考虑的邻域数量。对于实时应用或接近实时应用中，密集点云的点特征直方图（PFH）的计算，是一个主要的性能瓶颈。

此处简单介绍下 FPFH（快速点特征信息）与 PFH(点特征直方图)的主要区别。

（1）FPFH 没有对全互联 P_q 点的所有邻近点的计算参数进行统计，因此可能会漏掉了一些

重要的点对，而这些漏掉的点对可能对捕获查询点周围的几何特征有贡献。

（2）PFH 特征模型是在查询点周围的一个精确的邻域半径内，而 FPFH 还包括半径 r 范围以外的额外点对（不过在 2r 内）。

第五步：SAC_IA 粗配准

对于初始的变换矩阵粗略估计，贪婪的初始配准方法工作量很大，它使用了点云数据旋转不变的特性。但计算复杂度较高，因此在合并的步骤需要查看所有可能的对应关系。此外，因为这是一个贪婪算法，所以有可能只能得到局部最优解。

因此我们采用采样一致性方法，试图保持相同的对应关系而不必尝试了解有限个对应关系的所有组合。相反，我们从候选对应关系中进行大量的采样并通过以下的步骤对它们中的每一个进行排名。

（1）从点云 P 中选择 n 个样本点，为了尽量保证所采样的点具有不同的 FPFH 特征，确定他们的配对距离大于用户设定的最小值 dmin；

（2）对于每个样本点，在点云 Q 中找到满足 FPFH 相似的点存入一个列表中。从这些点中随机选择一些代表采样点的对应关系；

（3）计算通过采样点定义的刚体变换和其对应变换，计算点云的度量错误来评价转换的质量。

重复上述的三个步骤，直至取得储存了最佳度量错误，并使用暴力配准部分数据。最后使用 Levenberg-Marquardt 算法进行非线性局部优化。

第六步：迭代最近点算法（ICP 精配准）

我们先来观察一下 PCL1.8 中封装了 ICP 的函数实现，此处附上 ICP 的核心函数实现源码：

```
//////////////////////////////////////////////////////////////////////////////////////////
template <typename PointSource, typename PointTarget, typename Scalar>
void
pcl::IterativeClosestPoint<PointSource, PointTarget, Scalar>::computeTransformation (
      PointCloudSource &output, const Matrix4 &guess)
{
  // Point cloud containing the correspondences of each point in <input, indices>
  PointCloudSourcePtr input_transformed (new PointCloudSource);

  nr_iterations_ = 0;
  converged_ = false;

  // Initialise final transformation to the guessed one
  final_transformation_ = guess;

  // If the guessed transformation is non identity
  if (guess != Matrix4::Identity ())
  {
    input_transformed->resize (input_->size ());
     // Apply guessed transformation prior to search for neighbours
    transformCloud (*input_, *input_transformed, guess);
  }
  else
    *input_transformed = *input_;

  transformation_ = Matrix4::Identity ();

  // Make blobs if necessary
  determineRequiredBlobData ();
  PCLPointCloud2::Ptr target_blob (new PCLPointCloud2);
  if (need_target_blob_)
    pcl::toPCLPointCloud2 (*target_, *target_blob);

  // Pass in the default target for the Correspondence Estimation/Rejection code
  correspondence_estimation_->setInputTarget (target_);
  if (correspondence_estimation_->requiresTargetNormals ())
    correspondence_estimation_->setTargetNormals (target_blob);
  // Correspondence Rejectors need a binary blob
  for (size_t i = 0; i < correspondence_rejectors_.size (); ++i)
  {
    registration::CorrespondenceRejector::Ptr& rej = correspondence_rejectors_[i];
```

```
      if (rej->requiresTargetPoints ())
        rej->setTargetPoints (target_blob);
      if (rej->requiresTargetNormals () && target_has_normals_)
        rej->setTargetNormals (target_blob);
    }

    convergence_criteria_->setMaximumIterations (max_iterations_);
    convergence_criteria_->setRelativeMSE (euclidean_fitness_epsilon_);
    convergence_criteria_->setTranslationThreshold (transformation_epsilon_);
    if (transformation_rotation_epsilon_ > 0)
      convergence_criteria_->setRotationThreshold
(transformation_rotation_epsilon_);
    else
      convergence_criteria_->setRotationThreshold                (1.0                -
transformation_epsilon_);

    // Repeat until convergence
    do
    {
      // Get blob data if needed
      PCLPointCloud2::Ptr input_transformed_blob;
      if (need_source_blob_)
      {
        input_transformed_blob.reset (new PCLPointCloud2);
        toPCLPointCloud2 (*input_transformed, *input_transformed_blob);
      }
      // Save the previously estimated transformation
      previous_transformation_ = transformation_;

      // Set the source each iteration, to ensure the dirty flag is updated
      correspondence_estimation_->setInputSource (input_transformed);
      if (correspondence_estimation_->requiresSourceNormals ())
        correspondence_estimation_->setSourceNormals
(input_transformed_blob);
      // Estimate correspondences
      if (use_reciprocal_correspondence_)
        correspondence_estimation_->determineReciprocalCorrespondences
(*correspondences_, corr_dist_threshold_);
      else
        correspondence_estimation_->determineCorrespondences
(*correspondences_, corr_dist_threshold_);

      //if (correspondence_rejectors_.empty ())
      CorrespondencesPtr     temp_correspondences     (new     Correspondences
```

```
(*correspondences_));
      for (size_t i = 0; i < correspondence_rejectors_.size (); ++i)
      {
        registration::CorrespondenceRejector::Ptr& rej = correspondence_rejectors_[i];
        PCL_DEBUG ("Applying a correspondence rejector method: %s.\n", rej->getClassName ().c_str ());
        if (rej->requiresSourcePoints ())
          rej->setSourcePoints (input_transformed_blob);
        if (rej->requiresSourceNormals () && source_has_normals_)
          rej->setSourceNormals (input_transformed_blob);
        rej->setInputCorrespondences (temp_correspondences);
        rej->getCorrespondences (*correspondences_);
        // Modify input for the next iteration
        if (i < correspondence_rejectors_.size () - 1)
          *temp_correspondences = *correspondences_;
      }

      size_t cnt = correspondences_->size ();
      // Check whether we have enough correspondences
      if (static_cast<int> (cnt) < min_number_correspondences_)
      {
        PCL_ERROR ("[pcl::%s::computeTransformation] Not enough correspondences found. Relax your threshold parameters.\n", getClassName ().c_str ());

convergence_criteria_->setConvergenceState(pcl::registration::DefaultConvergenceCriteria<Scalar>::CONVERGENCE_CRITERIA_NO_CORRESPONDENCES);
        converged_ = false;
        break;
      }

      // Estimate the transform
      transformation_estimation_->estimateRigidTransformation (*input_transformed, *target_, *correspondences_, transformation_);

      // Transform the data
      transformCloud (*input_transformed, *input_transformed, transformation_);

      // Obtain the final transformation
      final_transformation_ = transformation_ * final_transformation_;

      ++nr_iterations_;
```

```
    // Update the vizualization of icp convergence
    //if (update_visualizer_ != 0)
    //  update_visualizer_(output, source_indices_good, *target_, target_indices_good );

    converged_ = static_cast<bool> ((*convergence_criteria_));
  }
  while (convergence_criteria_->getConvergenceState() == pcl::registration::DefaultConvergenceCriteria<Scalar>::CONVERGENCE_CRITERIA_NOT_CONVERGED);

  // Transform the input cloud using the final transformation
  PCL_DEBUG ("Transformation is:\n\t%5f\t%5f\t%5f\t%5f\n\t%5f\t%5f\t%5f\t%5f\n\t%5f\t%5f\t%5f\t%5f\n\t%5f\t%5f\t%5f\t%5f\n",
      final_transformation_ (0, 0), final_transformation_ (0, 1), final_transformation_ (0, 2), final_transformation_ (0, 3),
      final_transformation_ (1, 0), final_transformation_ (1, 1), final_transformation_ (1, 2), final_transformation_ (1, 3),
      final_transformation_ (2, 0), final_transformation_ (2, 1), final_transformation_ (2, 2), final_transformation_ (2, 3),
      final_transformation_ (3, 0), final_transformation_ (3, 1), final_transformation_ (3, 2), final_transformation_ (3, 3));

  // Copy all the values
  output = *input_;
  // Transform the XYZ + normals
  transformCloud (*input_, output, final_transformation_);
}
```

在 PCL 中，IterativeClosestPoint 类提供了标准 ICP 算法的实现（The transformation is estimation based on SVD），其大致思路如下：

（1）将初始配准后的两片点云 P’（经过坐标变换后的源点云）和点云 Q,作为精配准的初始点集；

（2）对源点云 P’中的每一点 P_i, 在目标点云 Q 中寻找距离最近的对应点 Q_i, 作为该点在目标点云中的对应点，组成初始对应点对；

（3）初始对应点集中的对应关系并不一定都是正确的，错误的对应关系会影响最终的配准

结果，采用方向向量阈值提剔除错误的对应点对；

（4）计算旋转矩阵 R 和平移向量 T，使对应点集之间的均方误差最小；

（5）设定某一阈值 E 和最大迭代次数 N,将上一步得到的刚体变换作用于源点云 P’，得到新点云 P’’，计算 P’’和 Q 的距离误差，如果两次迭代的误差小于阈值 E 或者当前的迭代次数大于 N，则迭代结束，否则将初始配准的点集更新为 P’’和 Q,继续重复上述步骤，直至满足收敛条件。

ICP 算法对于参数较为敏感，此处简单介绍一下每个参数的含义：

1、setMaximumIterations 设置最大迭代次数，ICP 算法最多迭代的次数。

2、setEuclideanFitnessEpsilon 设置收敛条件是均方误差和小于阈值，停止迭代。

3、setMaxCorrespondenceDistance 设置对应点对之间的最大距离（影响因素较大）。

4、setTransformationEpsilon 设置两次变换矩阵之间的差值（一般设置为 1e-10）。

三 对于 PCL 中点云配准的耗时与精度测试实验

3.1 第一组测试：

最大迭代次数：2

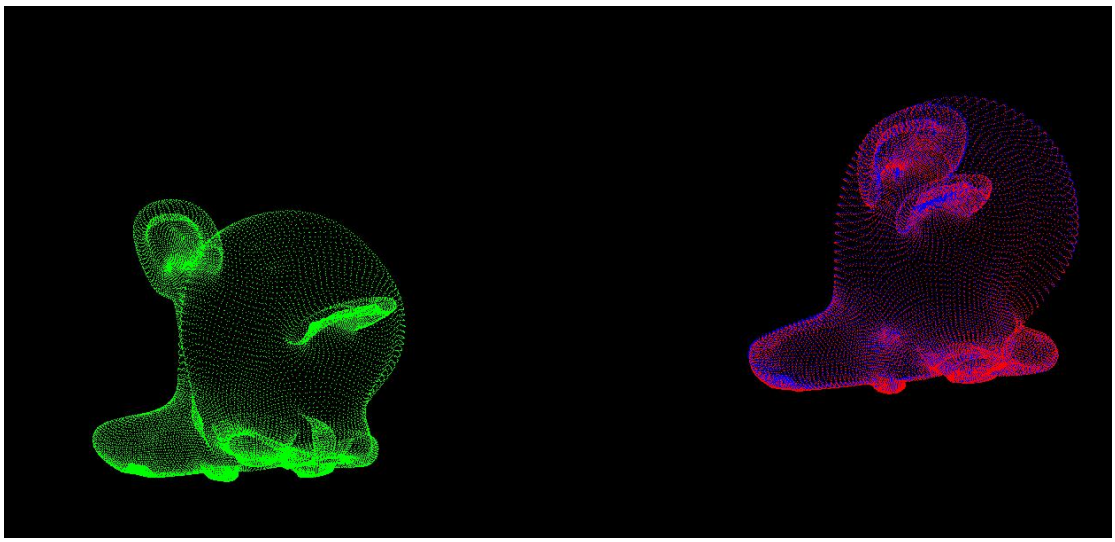
源点云与目标点云数量：125952

体素滤波采样后：22195/26404

```
sac has converged:1  score: 0.000241576

  0.988262  -0.152289  0.0121022  0.0198728
   0.15247   0.988182   -0.01579  0.0170109
-0.0095546  0.0174499   0.999802   4.06545
         0          0          0          1
total time: 116.16 s
sac time: 115.604 s
icp time: 0.555811 s
ICP has converged:1 score: 4.49345e-05
   0.987662   -0.156512  0.00542931 0.000578808
   0.156549    0.987646 -0.00710325  0.00409905
-0.00425052  0.00786565    0.999961    4.02878
          0           0           0           1
original angle in x y z:
      0
      0
0.628319
error in aixs_x: 0.0078658  error in aixs_y: 0.00425053  error in
aixs_z: -0.471122
```

配准后效果图：



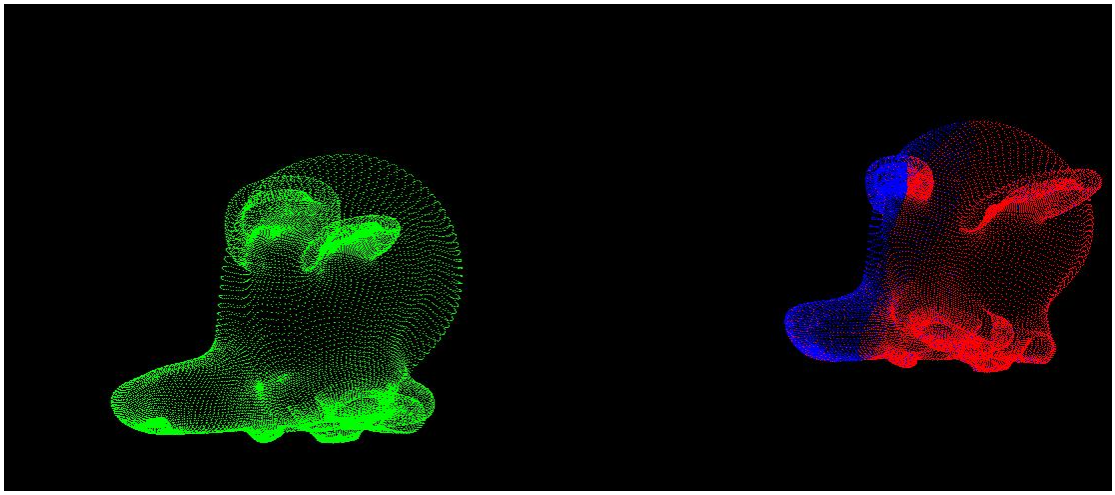
3.2 第二组测试：

最大迭代次数：10

源点云与目标点云数量：125952

体素滤波采样后：22195/26404

sac has converged:1 score: 0.000241576
  0.988262 -0.152289 0.0121022 0.0198728
   0.15247   0.988182   -0.01579 0.0170109
-0.0095546 0.0174499   0.999802   4.06545
         0   0   0   1
total time: 121.906 s
sac time: 120.712 s
icp time: 1.19339 s
ICP has converged:1 score: 4.3379e-06
     0.987661   -0.15662   0.0002798 -0.00053462
      0.15662   0.98766 -0.000391963   1.63327e-05
-0.000214985 0.000431097   1   4.00136
            0   0   0   1
original angle in x y z:
        0
        0
0.628319
error in aixs_x: 0.000431096 error in aixs_y: 0.000214985 error in aixs_z: -0.471051



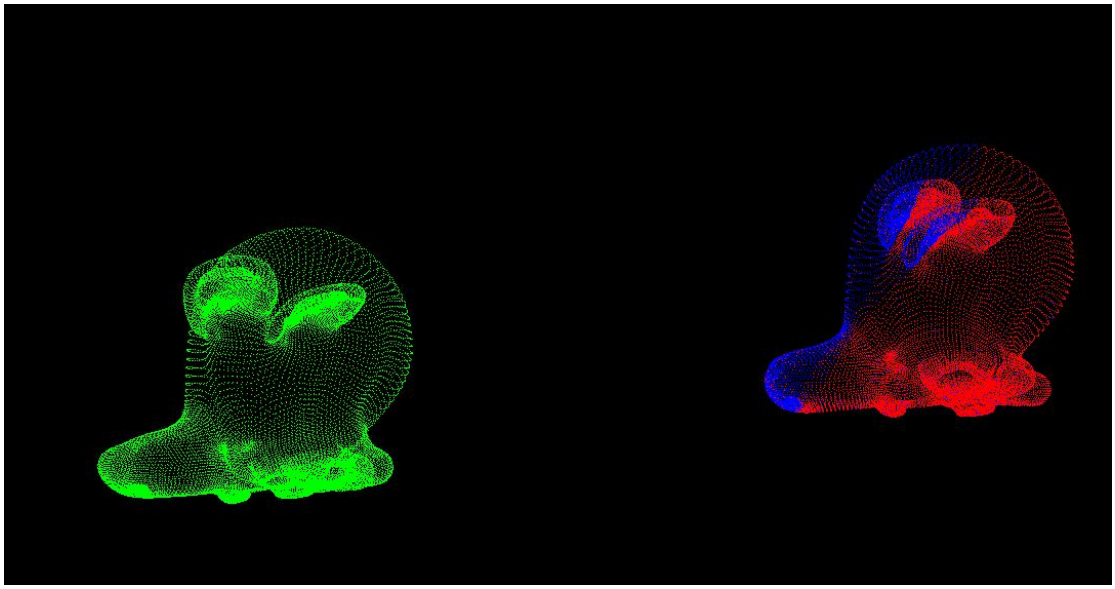
3.3 第三组实验

最大迭代次数：20

源点云与目标点云数量：125952

体素滤波采样后：22195/26404

```
sac has converged:1  score: 0.000241576
  0.988262  -0.152289  0.0121022  0.0198728
   0.15247   0.988182   -0.01579  0.0170109
-0.0095546  0.0174499   0.999802    4.06545
         0          0          0          1
total time: 123.31 s
sac time: 122.05 s
icp time: 1.26003 s
ICP has converged:1 score: 4.3379e-06
    0.987661     -0.15662    0.0002798  -0.00053462
     0.15662      0.98766 -0.000391963  1.63327e-05
-0.000214985  0.000431097            1     4.00136
           0            0            0            1
original angle in x y z:
      0
      0
0.628319
error in aixs_x: 0.000431096  error in aixs_y: 0.000214985  error
in aixs_z: -0.471051
```



由以上实验可以得出，对于两幅较为理想的点云，对于配准：

1) 迭代次数越多，耗时越多；

2) 粗配准的 SAC 耗时，远大于后期的精配准 ICP 耗时；

3) 对于 Z 轴的配准精度，相较于 X、Y 轴，要差一些。

四 对数据集进行点云拼接测试

4.1 对《视觉 SLAM 十四讲》中的点云拼接 demo 测试

测试图片：640×680；

样图 demo 展示：

共拼接 5 张图，（1081843 个点）

共用时：0.054427s

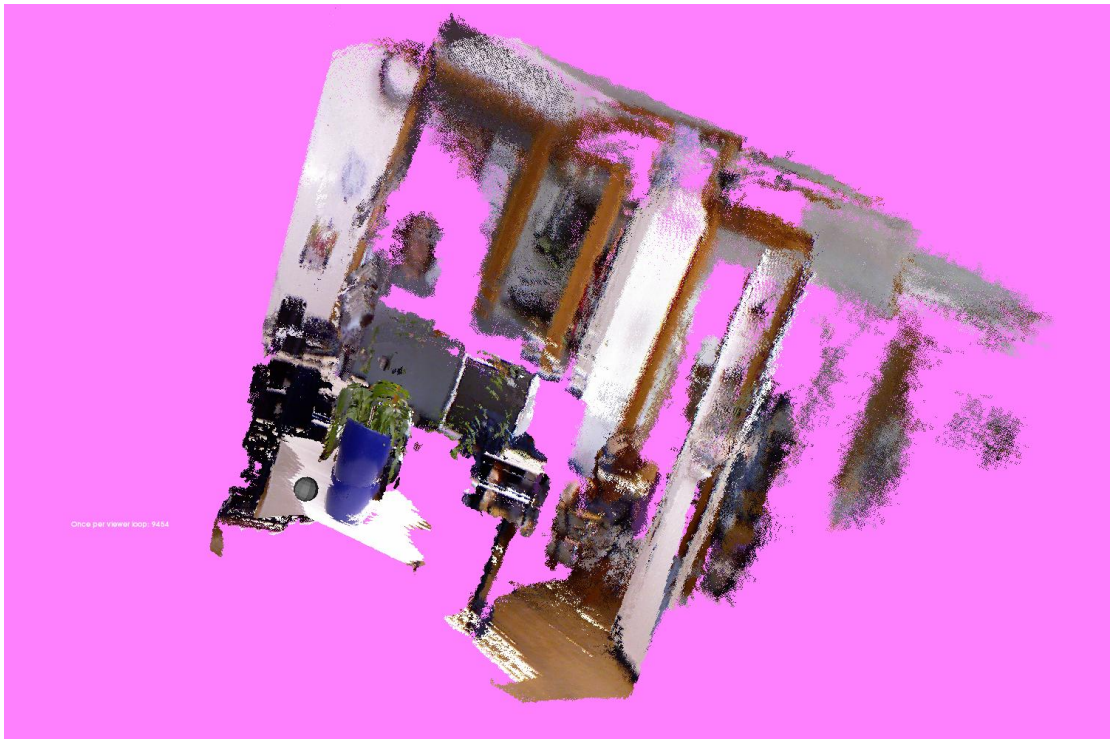
4.2 对 TUM 数据集进行点云拼接

测试图片：640×680；

样图 demo 展示：

共拼接 20 张图，（有 4445809 个点）

共用时：0.236349s



从以上两组实验的数据可以得出如下结论：

对于每个位姿下的相机姿态估计精度较高时，直接将点云进行拼接即可得到全局点云图，无需配准操作，处理速度较高，效果较好。

五 展望与思考

当然，对于四中的相机位姿，我们是通过高精度的 IMU 可以得到，但是在实际使用中，需要我们进行估计相机的位姿，以便为后续进行 ICP 精配准提供初值（这也是粗配的目的）。因而，如何高精度地获得相机的每个位姿矩阵，成为我们解决点云配准问题的关键，也是在 CPU 上进行实时重建的关键。