0. 作业代码的执行方法

①首先安装依赖库，`Eigen`和`PCL`

②然后进行编译

```
cd lecture_2
mkdir build
cd build
cmake ..
make -j4
```

③运行

```
cd build
./kdtree_app #kdtree的作业
```

> 以下所有代码都是采用的C++编写，运行的系统是Ubuntu18.04，PCL版本是1.8，矩阵运算的库是Eigen

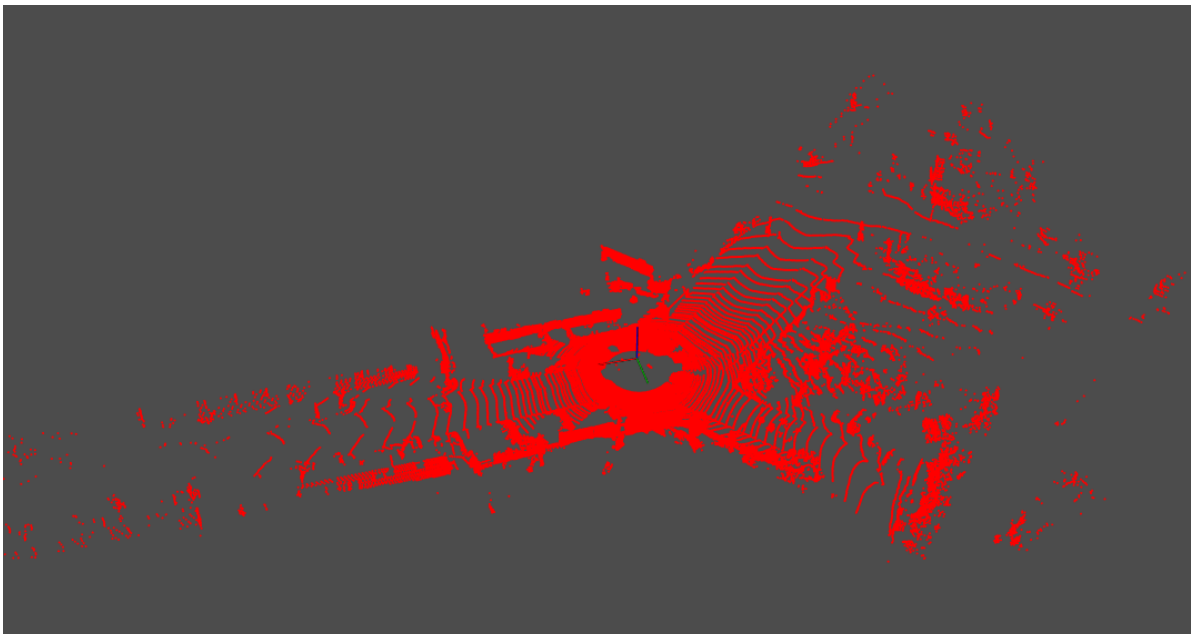
1. 读取点云数据

作业中提供的点云数据是bin文件格式，所以首先需要将bin文件格式读取并转换为pcl的点云格式：

```
bool ReadData::Read(const std::string &point_file_path, PointCloudPtr&
point_cloud_ptr) {
  FILE *stream;

  int32_t num = 1000000;
  float* data = (float *) malloc(num*sizeof(float));

  float *x_ptr = data + 0;
  float *y_ptr = data + 1;
  float *z_ptr = data + 2;
  float *i_ptr = data + 3;

  stream = fopen(point_file_path.c_str(), "rb");
  num = fread(data, sizeof(float), num, stream) / 4;
  for (int32_t i = 0; i < num; ++i) {
    Point point;
    point.x = *x_ptr;
    point.y = *y_ptr;
```

```
        point.z = *z_ptr;
        point.intensity = *i_ptr;

        point_cloud_ptr->push_back(point);

        x_ptr += 4;
        y_ptr += 4;
        z_ptr += 4;
        i_ptr += 4;
    }

    fclose(stream);
    free(data);

    std::cout << "totally read points: " << point_cloud_ptr->size() << std::endl;

    return true;
}
```

读取的bin文件，通过pcl可以显示功能，可以看到最终的效果如下：显示部分对应的代码参考这里



2. 构建kdtree

构建kdtree根据课程中的介绍，使用的递归的方式实现了kdtree的建立，部分建树的代码如下：完整代码点这里

```
KDTree::Node *KDTree::KDTreeRecursiveBuild(Node *&root, const PointCloudPtr &point_cloud_ptr,
                                           const std::vector<unsigned int> &point_indices, AXIS axis,
```

```
                              unsigned int leaf_size) {
  if (root == nullptr) {
    Node* left_node = nullptr, *right_node = nullptr;
    Node *node = new Node(axis, std::numeric_limits<float>::min(), left_node,
right_node, point_indices);
    root = node;
  }

  if (point_indices.size() > leaf_size) {
    std::vector<unsigned int> sorted_indices = SortKeyByValue(point_indices,
point_cloud_ptr, axis);

    unsigned int middle_left_idx = std::ceil(sorted_indices.size() / 2.0) - 1u;
    unsigned int middle_left_point_idx = sorted_indices[middle_left_idx];
    float middle_left_point_value = 0.0f;

    unsigned int middle_right_idx = middle_left_idx + 1;
    unsigned int middle_right_point_idx = sorted_indices[middle_right_idx];
    float middle_right_point_value = 0.0f;

    switch (axis) {
      case AXIS::X:
        middle_left_point_value = point_cloud_ptr-
>at(middle_left_point_idx).x;
        middle_right_point_value = point_cloud_ptr-
>at(middle_right_point_idx).x;
        break;
      case AXIS::Y:
        middle_left_point_value = point_cloud_ptr-
>at(middle_left_point_idx).y;
        middle_right_point_value = point_cloud_ptr-
>at(middle_right_point_idx).y;
        break;
      case AXIS::Z:
        middle_left_point_value = point_cloud_ptr-
>at(middle_left_point_idx).z;
        middle_right_point_value = point_cloud_ptr-
>at(middle_right_point_idx).z;
        break;
    }

    root->value_ = (middle_right_point_value + middle_left_point_value) * 0.5f;

    std::vector<unsigned int> sorted_indices_left(sorted_indices.begin(),
sorted_indices.begin() + middle_right_idx);
```

```
    root->left_ptr_ = KDTreeRecursiveBuild(root->left_ptr_, point_cloud_ptr,
                                           sorted_indices_left, AxisRoundRobin(axis),
                                           leaf_size);

    std::vector<unsigned int> sorted_indices_right(sorted_indices.begin() +
middle_right_idx, sorted_indices.end());
    root->right_ptr_ = KDTreeRecursiveBuild(root->right_ptr_, point_cloud_ptr,
                                            sorted_indices_right, AxisRoundRobin(axis),
                                            leaf_size);
  }

  return root;
}
```

通过运行上面的代码发现在`Release`版本下，对124668个3D点建立kdtree共计用时**112.17ms**

3. KNN搜索

建立Kdtree之后，按照课程中的思路对算法进行了实现。

首先，定义KNN搜索结果的类，用于保存每次搜索得到的距离、索引等结果。完整代码

然后定义kdtree的每个节点为一个结构体，其代码形式如下：

```
struct Node{
  Node(AXIS axis, double value, Node*& left, Node*& right,
       const std::vector<unsigned int>& point_indices)
       : axis_(axis), value_(value), left_ptr_(left)
       , right_ptr_(right), point_indices_(point_indices){}

  AXIS axis_;
  float value_ = std::numeric_limits<float>::max();
  Node* left_ptr_ = nullptr;
  Node* right_ptr_ = nullptr;
  std::vector<unsigned int> point_indices_;

  bool IsLeaf() const{
    return value_ == std::numeric_limits<float>::min();
  }
};
```

kdtree的搜索采用的也是递归的思路，其流程与课程中讲述的流程一致。完整代码

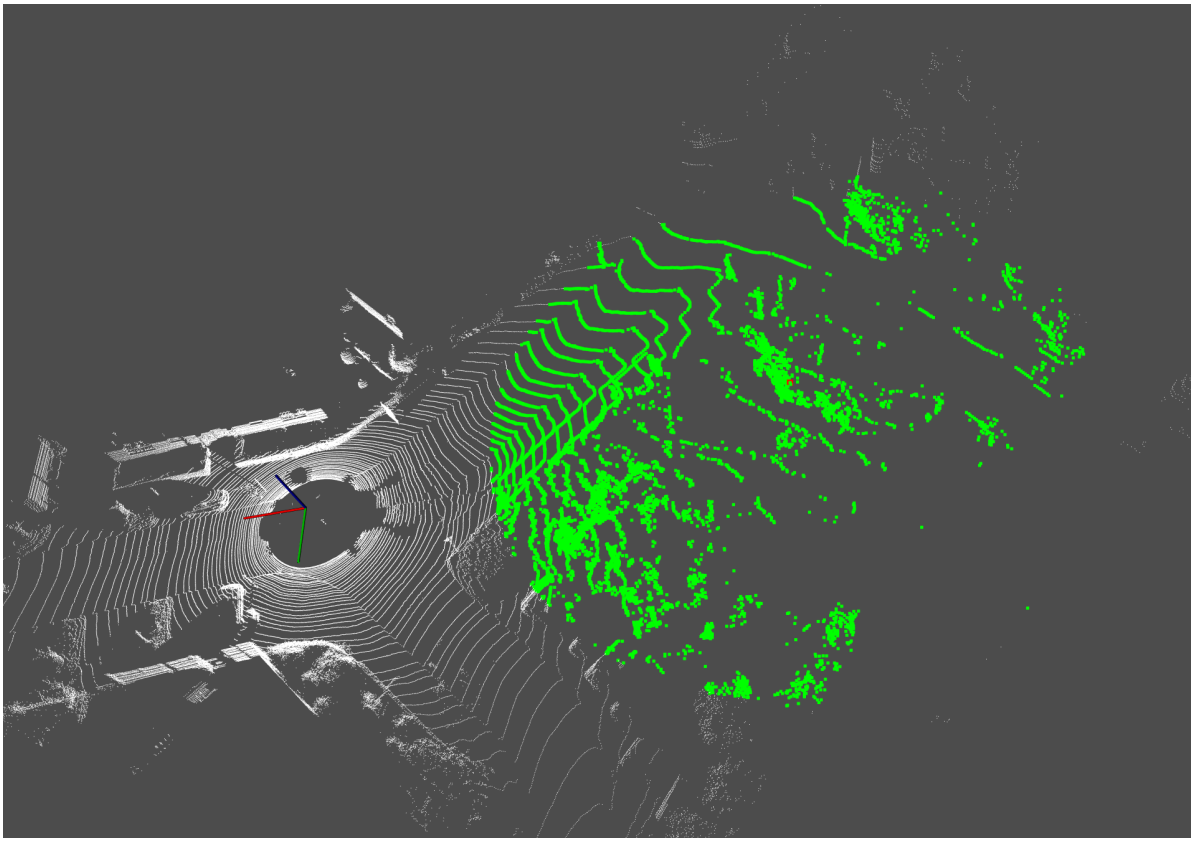
对kdtree执行knn搜索，对于124668个3D点，一次1nn搜索所用时间为：
0.010616ms

为了对比搜索次数增加对于时间的影响，我对于同一个点，分别搜索的它的1、10、100、1000、10000近邻，分别获得时间如下：

1NN	10NN	100NN	1000NN	10000NN
0.010616ms	0.025212ms	0.141286ms	1.54751ms	72.1013ms

可以发现当对一个点，执行近邻搜索时，如果想要获得的近邻点非常多时，kdtree的效率就变低了，其主要原因时，当想要获得更多的点时，需要遍历的节点就会更多，这其中会增加很多重复的操作。

以下展示一个10000近邻的搜索结果，说明了本代码kdtree搜索的正确性。



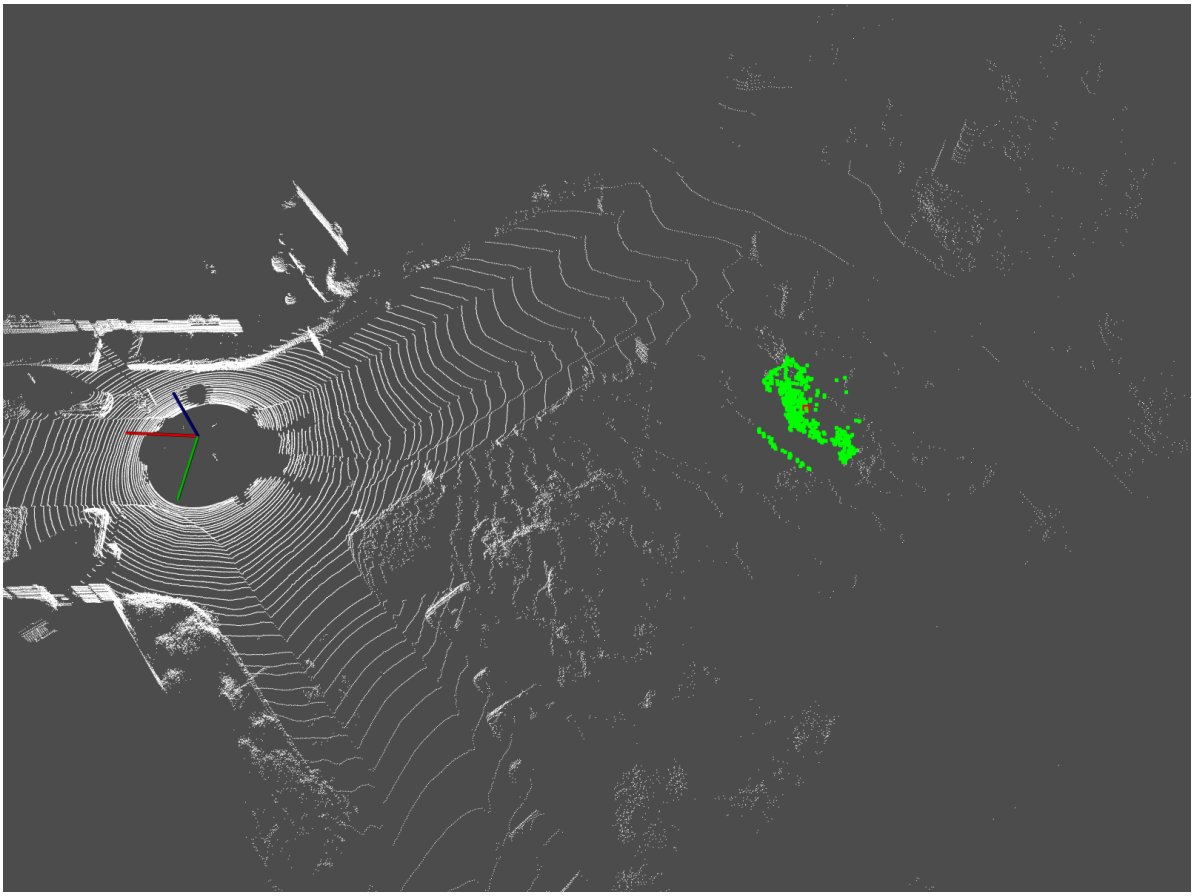
4.暴力搜索

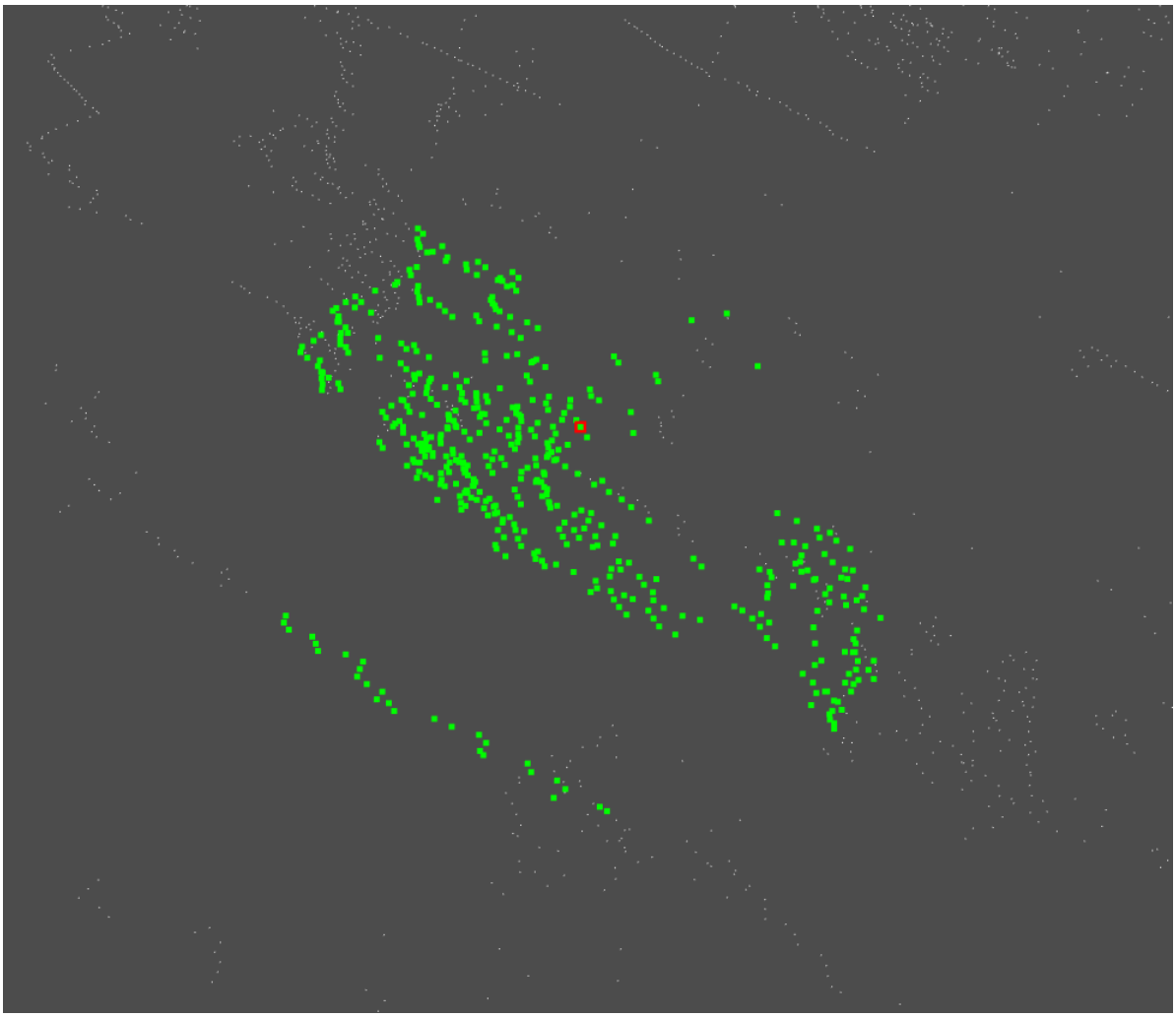
为了与kdtree的结果形成对比，本文还实现了一个暴力搜索算法，与纯粹的暴力搜索相比，本算法构造了一个队列，用于存储最近邻点，所以不论想要获得多少个最近邻点，只要遍历一次点云就可以获得。其代码如下：

```
1 std::vector<std::pair<unsigned int, float>> BruteForceSearch::QueryPoints(const
  Eigen::Vector3f& query_point,
2                                                 const unsigned int capacity) {
3   float worst_dist = std::numeric_limits<float>::max();
```

```
    unsigned int count = 0;
    std::vector<std::pair<unsigned int, float>> result(capacity);
    for (unsigned int i = 0; i < capacity; ++i) {
      result[i] = (std::pair<unsigned int, float>(0,
std::numeric_limits<float>::max()));
    }

    for (unsigned int i = 0; i < point_cloud_ptr_->size(); ++i) {
      Point point = point_cloud_ptr_->at(i);
      Eigen::Vector3f point_eigen;
      point_eigen.x() = point.x;
      point_eigen.y() = point.y;
      point_eigen.z() = point.z;

      float dist = (point_eigen - query_point).norm();

      if (dist > worst_dist){
        continue;
      }

      if (count < capacity){
        count++;
      }

      unsigned int temp = count - 1;

      while (temp > (unsigned int)0){
        if (result[temp-1].second > dist){
          result[temp] = result[temp-1];
          --temp;
        } else{
          break;
        }
      }

      result[temp].second = dist;
      result[temp].first = i;
      worst_dist = result[capacity-1].second;
    }

    return result;
}
```

其效果如下图，演示了暴力匹配下的500近邻搜索结果：





5.暴力搜索对比kdtree

同样的为了对比kdtree，这里分别计算1、10、100、1000、10000近邻暴力搜索用时：

暴力搜索

1NN	10NN	100NN	1000NN	10000NN
0.256241 ms	0.30478 ms	0.724934 ms	1.52537 ms	65.3596 ms

kdtree

1NN	10NN	100NN	1000NN	10000NN
0.010616ms	0.025212ms	0.141286ms	1.54751ms	72.1013ms

可以看到在1NN的情况下，kdtree方法比暴力搜索快了**24**倍，但是随着近邻点数的增加，kdtree的搜索时间增长的比较快，当1000近邻时，kdtree的knn速度已经略低于暴力搜索。

结论：对于近邻搜索，如果是单点的少数近邻搜索，可以选用kdtree，例如法向量的求解，但是当进行大数量的近邻搜索时，kdtree并不占优势，而且kdtree建树也会消耗很多时间。

> 以上结论只适用于自己实现的kdtree和暴力搜索！对于pcl库并不一定完全一致！

6.对比PCL库中的kdtree与octree

以下代码完整版，[请点这里]

撇开作业题中代码的实现，更加客观的对比kdtree和octree，以及暴力搜索，现在采用pcl库实现的代码进行比较：

> 同样采用上述的点云数据集作为测试集，124668个3D点

pcl库中的kdtree flann

建树用时：12.8884 ms

搜索用时：

1NN	10NN	100NN	1000NN	10000NN
0.019067ms	0.019556ms	0.026469ms	0.158399ms	1.28339ms

结论：与上面作业中实现的方法对比发现，在1NN到10NN之间，并没有很大的差距，但是pcl库中的kdtree搜索，随着近邻数量的增加搜索时间并没有发散很快，说明它在建树时对树的结构肯定做了很大的优化，并且在代码的实现上也做了很大的优化。

> flann确实牛！自愧不如

pcl库中的octree

在pcl库中有多种octree的实现方法，这里选用最为常用的一种。该种方法需要体素栅格的大小，所以对于不同的应用场景，可能得到不同的结论，这里不做深入对比，只进行大致的比较，找到一定的规律。

- 叶子体素精度为0.1时，建树用时：14.6455ms，10NN用时为：0.027167ms
- 叶子体素精度为1.0时，建树用时：5.84219ms，10NN用时为：0.018229ms
- 叶子体素精度为10时，建树用时：3.93346ms，10NN用时为：0.047072ms

> 叶子节点太小，也不一定就就好，具体情况具体考虑！

在叶子体素精度为1.0时

1NN	10NN	100NN	1000NN	10000NN
0.015784ms	0.018508ms	0.040926ms	1.60437ms	248.295ms

> octree近邻越多，搜索时间发散的越快