

这是标题

陈烁龙

2022 年 8 月 10 日

目录

1	RANSCA	1
2	代码框架	1
3	案例问题	2
4	测试	3

插图

1	原始数据 . . . . .	2
2	解算结果 . . . . .	3

表格

# 1 RANSCA

RANSAC 算法假设数据中包含正确数据和异常数据 (或称为噪声)。该算法核心思想就是随机性和假设性, 随机性是根据正确数据出现概率去随机选取抽样数据, 根据大数定律, 随机性模拟可以近似得到正确结果。假设性是假设选出的抽样数据都是正确数据, 然后用这些正确数据通过问题满足的模型, 去计算其他点, 然后对这次结果进行一个评分。该算法的步骤表述为:

1. 给出迭代次数和容许的误差阈值。容许的误差阈值即我们可以接受的, 点到拟合的曲线的容许偏差。该值需要根据具体问题给出;
2. 根据要拟合的模型, 随机选择最少的拟合数据集, 拟合出一个初始的模型;
3. 根据当前拟合得到的模型和容许误差, 选择出符合点 (inliers)。如果符合点比较少, 那么抛弃掉当前的模型;
4. 基于满足容许误差的数据点, 再次拟合模型;
5. 基于新的模型, 计算每个符合点的残差。而后计算平均残差和作为该模型的衡量数值 (越小越好);
6. 重复迭代。迭代完成后, 返回平均残差和最小的模型。

当然, 为了结果更优, 可以加入均值漂移算法。具体来说:

1. 基于 RANSAC 算法拟合的模型, 选择出符合点 (inliers);
2. 基于满足容许误差的数据点, 再次拟合模型;
3. 基于新的模型, 计算每个符合点的残差;
4. 当相邻迭代之间的模型残差不再变化时, 结束迭代;

# 2 代码框架

本次基于 RANSAC 算法, 给出了一般问题的代码框架。用户只需要继承虚拟类并且重载一些纯虚函数即可。具体的代码如下所示:

Listing 1: RANSAC 虚拟类

```
1  /**
2   * @brief virtual class to solve ransac problem
3   *
4   * @tparam ElemType the element type
5   * @tparam EigenParamVecSize the param size [for 'eigen' vector
6   *                               ]
7   * @tparam SubsetSize the minimum data set to fit the model
8   */
9  template <typename ElemType, int EigenParamVecSize, int
10           SubsetSize>
11  class Ransac {
12  public:
13      // the default constructor
14      Ransac() = default;
15
16  public:
17      /**
18       * @brief solve a ransac problem with mean shift
19       *
20       * @param data the dataset
21       * @param modelParams the params for the final model ['eigen'
22       *                               vector type]
23       * @param modelAvgResidual the average residual for the final
24       *                               model
25       * @param inlierResidualThd to decide an element is an outlier
26       *                               or an inlier
27       * @param inliersRate the rate for inliers in the total
28       *                               dataset
29       * @param iterCount the loop count for ransac
30       * @return true if the result is good
31       * @return false if some error happened when solving the ransac
32       *                               problem
33       */
34      bool solveWithMeanShift(const std::vector<ElemType> &data,
35                             Eigen::Vector<double, EigenParamVecSize> &modelParams,
36                             double &modelAvgResidual,
37                             const double inlierResidualThd,
38                             const double inliersRate = 0.3,
39                             const std::size_t ransacIterCount = 20);
40
41      /**
42       * @brief solve a ransac problem
43       *
44       * @param data the dataset
45       * @param modelParams the params for the final model ['eigen'
46       *                               vector type]
47       * @param modelAvgResidual the average residual for the final
48       *                               model
49       */
50  }
```

```

40 * @param inlierResidualThd to decide an element is an outlier
    or an inlier
41 * @param inliersRate the rate for inliers in the total
    dataset
42 * @param iterCount the loop count for ransac
43 * @return true if the result is good
44 * @return false if some error happened when solving the ransac
    problem
45 */
46 bool solve(const std::vector<ElemType> &data,
47 Eigen::Vector<double, EigenParamVecSize> &modelParams,
48 double &modelAvgResidual,
49 const double inlierResidualThd,
50 const double inliersRate = 0.3,
51 const std::size_t iterCount = 20);
52
53 protected:
54 virtual bool fit(const std::vector<ElemType> &subset,
55 Eigen::Vector<double, EigenParamVecSize> &params) const = 0;
56
57 virtual bool residual(const Eigen::Vector<double,
    EigenParamVecSize> &params,
58 const ElemType &inlier,
59 double &residual) const = 0;
60
61 private:
62 // ...
63 };

```

注意：纯虚函数一共有两个。一个用于计算残差，一个用来拟合模型。该两个纯虚函数会在解算函数 solve(...) 和 solveWithMeanShift(...) 中使用。在对于具体问题，用户只要继承该基类，并且实现该两个纯虚函数即可。

### 3 案例问题

现在，使用 GPS 进行单点定位，基于具体的定位算法，在同一个点位多次进行平面位置的确定。由于误差的存在，当不存在粗差时，会呈现正态分布。但是，如果在定位的时候，有多路径效应，导致了巨大的系统误差，如下图所示。其中，绿色的是没有粗差时的测量点位，红色的点是存在粗差时的测量点位。现根据当前数据，给出所测点位的平面坐标平差结果。

为使用我们之前的 RANSAC 类，我们需要继承它，然后实现相应的算法。

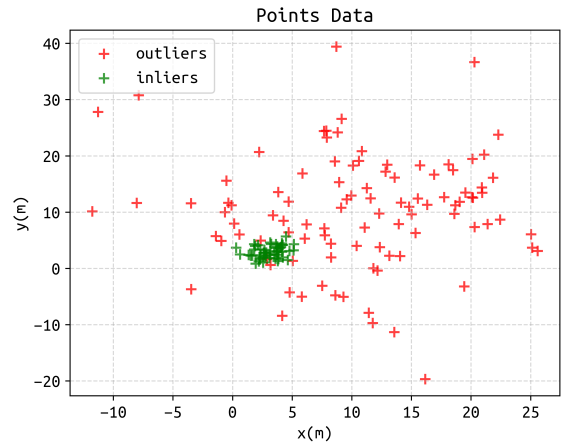


图 1: 原始数据

首先是拟合算法。我们使用最小二乘法。假设我们用  $p^i(x^i, y^i)$  表示点集中的第  $i$  个测得的点，用  $p(x, y)$  表示点位真值。那么，误差函数为：

$$\begin{cases} e_x^i = x - x^i \\ e_y^i = y - y^i \end{cases}$$

即：

$$\begin{pmatrix} e_x^i \\ e_y^i \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} x^i \\ y^i \end{pmatrix} \rightarrow V^i = B^i x - l^i$$

我们基于  $\min(V^T V)$  进行最小二乘法，那么有：

$$\begin{pmatrix} \hat{x} \\ \hat{y} \end{pmatrix} = (B^T B)^{-1} B^T l = \frac{1}{n} B^T l = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \begin{pmatrix} x^i \\ y^i \end{pmatrix}$$

也就是说，所有点的重点即为最小二乘的平差结果。

其次是每一个点的残差，我们直接用拟合平差结果和实际数据点的距离作为残差（模型不符值）。即：

$$e^i = \sqrt{(x^i - \hat{x})^2 + (y^i - \hat{y})^2}$$

## 4 测试

我们使用了三种方法进行测试，即：直接最小二乘法、最小二乘法 + RANSAC、最小二乘法 + RANSAC + MeanShift。结果如下图所示。

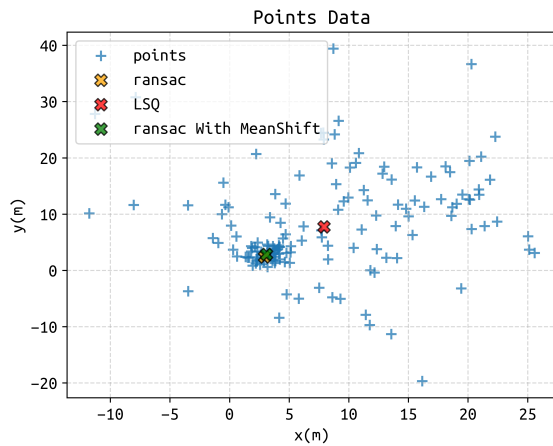


图 2: 解算结果

可见，当数据中存在粗差时，直接最小二乘法的结果是错误的。而最小二乘法 + RANSAC 很大程度上改善了结果。而最小二乘法 + RANSAC + MeanShift 结果是最优的。