# RANSAC Note

FanmingL

2018年11月29日

# 1 随机抽样一致算法

## 1.1 问题提出

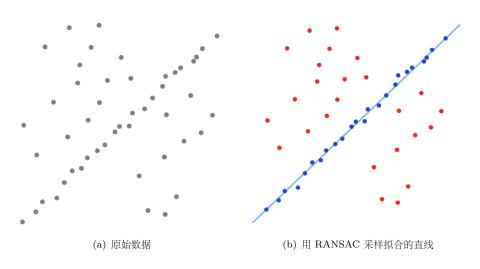


图 1: RANSAC 的例子

如图1(a),若我们采样得到一些点,要得到这些点对应的直线,脱口而出的想法自然是最小二乘法,但是可以看出图中的野点(离直线非常远的噪声)太多了,用最小二乘法定然会有误差,于是我们的目光应当锁定在,如何筛选出合适的数据这件事上。

## 1.2 RANSAC 的思想

RANSAC 的思想是:每次随机取一部分样本来求解模型,然后计算所有的样本到该模型的偏差,若某样本点计算出来的偏差小于一定阈值,则认为该样本点对于该模型是一个inlier,否则认为该样本点对于该模型是一个outlier,最后统计该模型 inlier 的个数来作为这个模型的评判指标。

#### 1.3 算法流程

算法流程如图2

#### 1.4 参数讨论

为方便讨论,设定某模型的 inlier 率为  $\omega=$  该模型 inlier 的样本数/样本总数。那么 n 个样本都是 inlier 的概率为  $\omega^n$ , n 个样本不全是 inlier 的概率为  $1-\omega^n$ , k 次迭代,每次 迭代 n 个样本不全是 inlier 的概率为  $(1-\omega^n)^k$ , 至少一次满足 n 个样本全是 inlier 的概率  $p=1-(1-\omega^n)^k$ , 当 p 给定时,可计算出我们的迭代次数为

$$k = \frac{\log(1-p)}{\log(1-\omega^n)}$$

所以, 迭代 k 次, 每次随机取 n 个样本, 会有 p 的概率至少有一次满足 n 个样本均为 inlier。

## Algorithm 1 Standard RANSAC algorithm

```
Input: \mathcal{U}, \ \eta_0, \ k_{max}, \ t

Output: \theta^*, \ \mathcal{I}^*
k=0, \ I_{max}=0

while k < k_{max} do

1. Hypothesis generation

Randomly sample minimal subset of m points

Estimate model parameters \theta_k

2. Verification

Calculate the support set \mathcal{I}_k

if |\mathcal{I}_k| > I_{max} then

\theta^* = \theta_k, \ \mathcal{I}^* = \mathcal{I}_k

Recompute k_{max} from eqn. (3) using \varepsilon = |\mathcal{I}^*|/N

end if k = k + 1

end while
```

图 2: RANSAC 算法