

主要分为两个步骤：

- 1) 利用 RANSAC 方法求解初始直线，求解直线使用 SVD 分解；
- 2) 基于初始的直线方程，利用高斯牛顿方法优化求解。

➤ RANSAC 求解初始直线

设直线方程为：

$$ax + by + c = 0$$

基于一簇点 $PC = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ ，获取初始直线 l_0 。虽然该种直线表示法有 3 个参数，但是只有 2 个自由度，故使用 SVD 分解的额外约束条件为： $\sqrt{a^2 + b^2 + c^2} = 1$ 。

当有两个点 p_1 、 p_2 时，有矩阵：

$$A = \begin{pmatrix} x_1 & y_1 & 1 \\ x_2 & y_2 & 1 \end{pmatrix} \quad X = \begin{pmatrix} a \\ b \\ c \end{pmatrix}$$

有线性方程：

$$AX = 0$$

对矩阵 A 进行 SVD 分解：

$$A = U\Sigma V^T$$

则矩阵 V 的最后一列元素即为待求解的参数 a 、 b 、 c ，且有：

$$\sqrt{a^2 + b^2 + c^2} = 1$$

基于此，利用 RANSAC 方法进行直线的初始值优化求解。在指定迭代次数 j 下，每一次不放回抽样两个点，并用 SVD 方法求解直线方程 l_j ，并计算该直线 l_j 对所有点的误差总合：

$$e_j = \sum_{i=1}^n \frac{\|a_j x_i + b_j y_i + c_j\|_1}{\sqrt{a_j^2 + b_j^2}}$$

最后选取所有求得的直线中，误差 e_j 最小所对应的直线方程作为初始直线方程，而后进行高斯牛顿法优化。

➤ 高斯牛顿法

设直线方程为：

$$y = \theta_1 x + \theta_2$$

则对于点 $p_i(x_i, y_i)$ ，其到直线的带符号距离为：

$$d_i(\theta_1, \theta_2) = \frac{\theta_1 x_i - y_i + \theta_2}{\sqrt{\theta_1^2 + 1}}$$

定义距离函数为损失函数：

$$e_i(\theta_1, \theta_2) = d_i(\theta_1, \theta_2)$$

则目标函数为：

$$f(\theta_1, \theta_2) = \min \sum \|e_i(\theta_1, \theta_2)\|^2$$

求解待求参数的雅可比矩阵：

$$\begin{cases} \frac{\partial e_i}{\partial \theta_1} = \frac{x_i(\theta_1^2 + 1) - \theta_1(\theta_1 x_i - y_i + \theta_2)}{(\theta_1^2 + 1)^{\frac{3}{2}}} \\ \frac{\partial e_i}{\partial \theta_2} = \frac{1}{\sqrt{\theta_1^2 + 1}} \end{cases} \rightarrow j_i = \begin{pmatrix} \frac{\partial e}{\partial \theta_1} \\ \frac{\partial e}{\partial \theta_2} \end{pmatrix}$$

每次迭代更新量求解：

$$\begin{cases} H = \sum j_i j_i^T \\ g = -\sum j_i e_i \\ H \Delta X = g \end{cases}$$

其中： $X = (\theta_1 \quad \theta_2)^T$