

# 近期工作

## 目录

- (1).一个论文的点, 添加权重、置信度
- (2).形状匹配有关

# 1.论文的点

## 多传感器融合的权重

$$\min_{\mathcal{X}} \left\{ \|\mathbf{r}_p - \mathbf{H}_p \mathcal{X}\|^2 + \sum_{k \in \mathcal{B}} \left\| \mathbf{r}_B(\hat{\mathbf{z}}_{b_{k+1}}^{b_k}, \mathcal{X}) \right\|_{\mathbf{P}_{b_{k+1}}^{b_k}}^2 + \sum_{(l,j) \in \mathcal{C}} \left\| \mathbf{r}_C(\hat{\mathbf{z}}_l^{c_j}, \mathcal{X}) \right\|_{\mathbf{P}_l^{c_j}}^2 \right\},$$

文献VINS-Mono[1]

$$\min_{\mathcal{X}} \rho \left( \|\mathbf{r}_p - \mathbf{J}_p \mathcal{X}\|_{\Sigma_p}^2 \right) + \sum_{i \in \mathcal{B}} \rho \left( \left\| \mathbf{r}_b(\mathbf{z}_{b_i b_{i+1}}, \mathcal{X}) \right\|_{\Sigma_{b_i b_{i+1}}}^2 \right) + \sum_{(i,j) \in \mathcal{F}} \rho \left( \left\| \mathbf{r}_f(\mathbf{z}_{f_j}^{c_i}, \mathcal{X}) \right\|_{\Sigma_{f_j}^{c_i}}^2 \right) + \sum_{(i,l) \in \mathcal{L}} \rho \left( \left\| \mathbf{r}_l(\mathbf{z}_{L_i}^{c_i}, \mathcal{X}) \right\|_{\Sigma_{L_i}^{c_i}}^2 \right)$$

边缘化的残差      惯导的残差      点特征的残差      线特征的残差

说明：使用最小二乘法，最小化代价函数，求最优的  
R(旋转矩阵)、t(平移向量)、p(特征点坐标)

## 加上权重后

$$\min_{\mathcal{X}} \left( k_1 \rho \left( \|\mathbf{r}_p - \mathbf{J}_p \mathcal{X}\|_{\Sigma_p}^2 \right) + k_2 \sum_{i \in \mathcal{B}} \rho \left( \left\| \mathbf{r}_b(\mathbf{z}_{b_i b_{i+1}}, \mathcal{X}) \right\|_{\Sigma_{b_i b_{i+1}}}^2 \right) + k_3 \sum_{(i,j) \in \mathcal{F}} \rho \left( \left\| \mathbf{r}_f(\mathbf{z}_{f_j}^{c_i}, \mathcal{X}) \right\|_{\Sigma_{f_j}^{c_i}}^2 \right) + (1 - k_1 - k_2 - k_3) \sum_{(i,l) \in \mathcal{L}} \rho \left( \left\| \mathbf{r}_l(\mathbf{z}_{L_i}^{c_i}, \mathcal{X}) \right\|_{\Sigma_{L_i}^{c_i}}^2 \right) \right)$$

点特征的残差

K3影响因素：

- (1).成功匹配的点特征数量
- (2).离群点占比
- (3).特征点的质量
- (4).特征点距离动态物体的平均距离

...

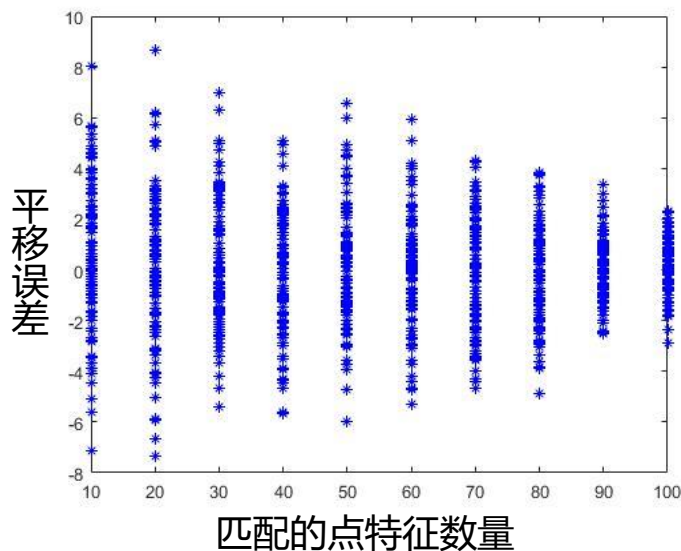
定性与定量

[1] Tong Qin, Shaojie Shen. Online Temporal Calibration for Monocular Visual-Inertial Systems[C]. 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). 2018, 3662-3669.

[2] Yijia He, Ji Zhao, Yue Guo, et al. Pl-vio: Tightly-coupled monocular visual--inertial odometry using point and line features[J]. Sensors, 2018, 18(4): 1159.

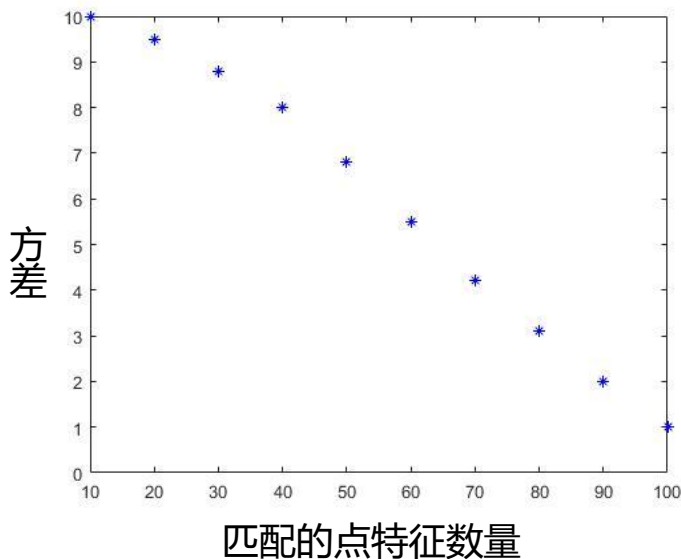
# 1.论文的点

## 只用点特征slam



- (1).影响因素：假设误差只与“匹配的点特征数量”有关
- (2).误差分布：正态分布，以真实轨迹为均值，方差随“匹配的点特征”增多而降低
- (3).测试数据集：在有真实值（groundtruth）的数据集测试
- (4).误差：slam估计的量包括 $R$ (旋转矩阵)、 $t$ (平移向量)，此处以平移误差举例

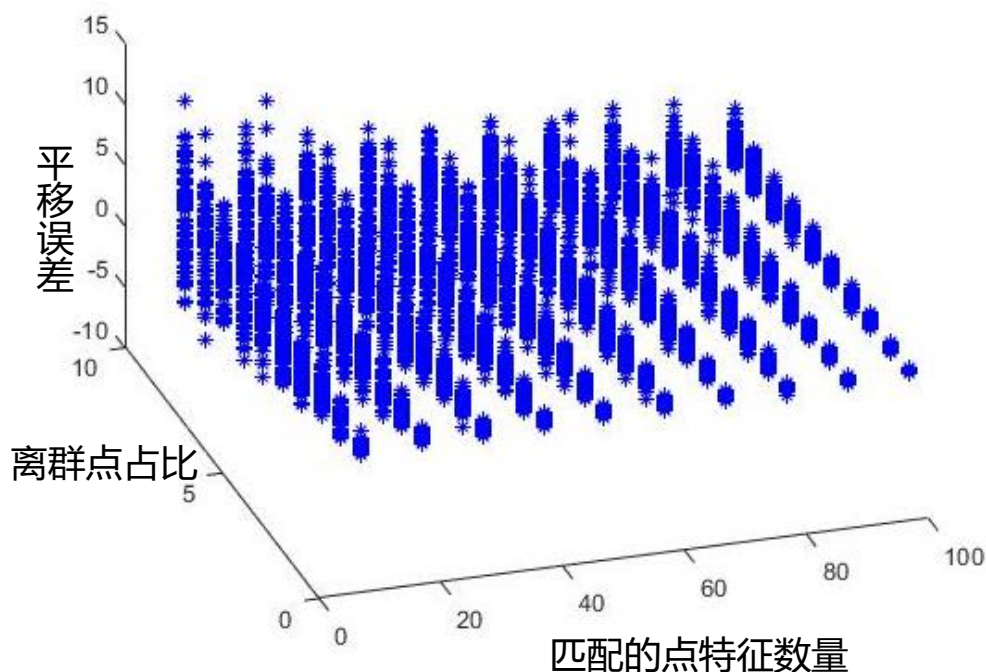
## 平移误差的方差



说明：一元回归模型，拟合曲线

# 1.论文的点

## 点特征slam, 多因素



误差影响因素:

- (1).成功匹配的点特征数量
- (2).离群点占比
- (3).特征点的质量
- (4).特征点距离动态物体的平均距离

...

多元回归模型

## 影响因素选择

- (1).选择互相独立的因素
- (2).选择关系大的因素
- (3).选择仅与当前帧相关的因素, 而不是与历史帧有关;  
会导致回归模型与历史数据有关, 类似加积分, 模型复杂;

...

第三条举例 (对 $k \rightarrow k+1$ 帧)

- (1).与历史帧有关因素: 提取到的特征点数量 (与上一帧提取到的特征点有关, 如果上一帧提取到特征点少, 匹配少, 误差也变大)
- (2).与当前帧有关因素: 成功匹配的特征点对数量

# 1.论文的点

## 回归模型作用

说明：使用各个方法的模型，提前预估该方法在当前输入信息下的方差，选择方差小的信息源；

### (1).点特征方法，误差因素

- x1.成功匹配的特征点数量
- x2.离群点占比
- x3.旋转平移大小
- x4.点特征质量

...

设预测的当前方差， $\delta_1$

### (2).线特征方法，误差因素

- x1.成功匹配的特征线数量
- x2.离群线占比
- x3.旋转平移大小
- x4.线特征质量

...

设预测的当前方差， $\delta_2$

### (3).惯导方法，误差因素

累计误差，delta时间内，误差基本稳定不变  
设预测的当前方差， $\delta_3$

### (4).光流法，误差因素

- x1.光照变化量
- x2.旋转平移大小

...

设预测的当前方差， $\delta_4$

### (5).其他信息源，如激光slam，GPS，路标

## 影响因素，旋转平移

问题，鸡生蛋，蛋生鸡问题；很多方法的精度可能与旋转平移大小有关，旋转越大，越容易跟丢；

处理，循环处理；先不考虑"旋转平移大小"因素，使用模型预测最优方法，计算得到"旋转平移"；使用得到的"旋转平移"再次预测哪种方法精度高，如果结果不同，则使用新的方法再次计算；多次循环，直到稳定，限制循环次数；

## 回归模型检验

说明：以一个数据集建立预测方差的回归模型后，可以在新的数据集上跑，如果预测的方差与实际的不同，或者有超过 $3\sigma$ 的点，说明有未建模因素，可以针对查找；

# 1.论文的点

## 多信息源合成

问题：已知多个信息源，方差分别是：

$$\delta_1, \delta_2, \delta_3, \delta_4 \dots$$

方法1：最小二乘法，加权重

$$\min \quad k_1 \rho \left( \|r_p - J_p \chi\|_{\Sigma_p}^2 \right) + k_2 \sum_{i \in B} \rho \left( \|r_b(z_{b_i b_{i+1}}, \chi)\|_{\Sigma_{b_i b_{i+1}}}^2 \right) \\ + k_3 \sum_{(i,j) \in F} \rho \left( \|r_f(z_{f_j}^{c_i}, \chi)\|_{\Sigma_{f_j}}^{2c_i} \right) + (1 - k_1 - k_2 - k_3) \sum_{(i,l) \in L} \rho \left( \|r_l(z_{L_i}^{c_i}, \chi)\|_{\Sigma_{L_i}^{c_i}}^2 \right)$$

方法2：卡尔曼滤波器方法

$$\bar{x}_k = A \hat{x}_{k-1} \quad \text{误差协方差矩阵} \\ \bar{P}_k = A P_{k-1} A^T + Q \quad \leftarrow \\ K_k = \bar{P}_k H^T (H \bar{P}_k H^T + R)^{-1} \\ \hat{x}_k = \bar{x}_k + K_k (z_k - H \hat{x}_k) \\ P_k = (I - K_k H) \bar{P}_k$$

## 合成方法

问题：已知2个信息源 $x_1, x_2$ ，方差分别是： $\delta_1, \delta_2$

合成后变量： $y = f(x_1, x_2) = kx_1 + (1 - k)x_2$

$$\text{合成后方差: } \delta_y = \sqrt{\left(\frac{\partial f}{\partial x_1}\right)^2 \delta_1 + \left(\frac{\partial f}{\partial x_2}\right)^2 \delta_2} = \sqrt{k^2 \delta_1^2 + (1 - k)^2 \delta_2^2}$$

$$= \sqrt{(\delta_1^2 + \delta_2^2)^2 k^2 - 2\delta_2^2 k + \delta_2^2} \quad \leftarrow \text{二次方程最小值}$$

$$k \text{取值: } k = -\frac{b}{2a} = \frac{\delta_2^2}{\delta_1^2 + \delta_2^2}$$

$$\text{方差, 带入 } k: \delta_y = \delta_1 \sqrt{\frac{\delta_2^2}{\delta_1^2 + \delta_2^2}} \quad \leftarrow \text{小于1}$$

结论：只要信息源的均值都是真实轨迹，无论方差大小，信息源越多，总的方差越小；

# 1.论文的点

## 多信息源合成

问题：已知多个信息源，方差分别是：

$$\delta_1, \delta_2, \delta_3, \delta_4 \dots \delta_n$$

合成后变量：

$$y = f(x_1, x_2, \dots, x_n) = k_1 x_1 + k_2 x_2 + \dots + (1 - k_1 - \dots - k_{n-1}) x_n$$

参数k：

$$k_1 = \frac{\delta_2^2 \dots \delta_n^2}{\delta_1^2 + \dots + \delta_n^2}$$
$$k_2 = \frac{\delta_1^2 \delta_3^2 \dots \delta_n^2}{\delta_1^2 + \dots + \delta_n^2}$$

合成后方差：

$$\delta_y = \sqrt{\frac{\delta_1^2 \dots \delta_n^2}{\delta_1^2 + \dots + \delta_n^2}}$$

## 资源分配问题

### (1).恒定精度方式

设在 $k \rightarrow k+1$ 帧，回归模型预测的各个方法的方差从小到大排序为： $\delta_1, \delta_2, \delta_3, \delta_4 \dots \delta_n$

如果要固定整个系统的精度，则将各个信息源逐个合成，直到达到固定精度；

直观表现，在环境复杂的情况下，同时开启的传感器多，以获得更多信息源；

### (2).恒定计算量方式

计算量回归模型：可以建立各个方法的计算量回归模型，预测当前使用各个方法 $m_1 - m_n$ 所需的计算资源分别为 $c_1 - c_n$ ，方差分别为 $\sigma_1 - \sigma_n$

逻辑，大致为选择性价比高的信息源，并使得计算量累加在固定值范围内；

### (3).资源分配问题

设共有n个信息源， $m_1 - m_n$

计算的方差分别为， $\sigma_1 - \sigma_n$

所需cpu资源分别为， $c_1 - c_n$

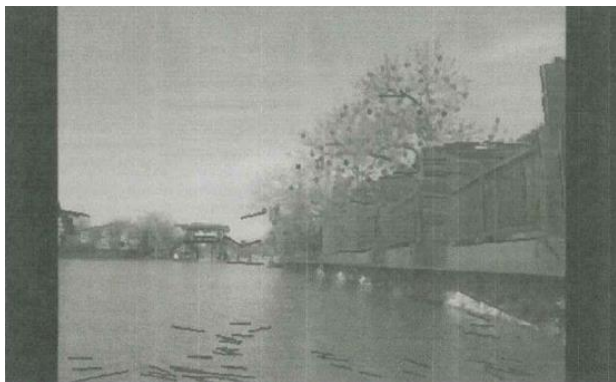
所需内存资源分别为， $a_1 - a_n$

...

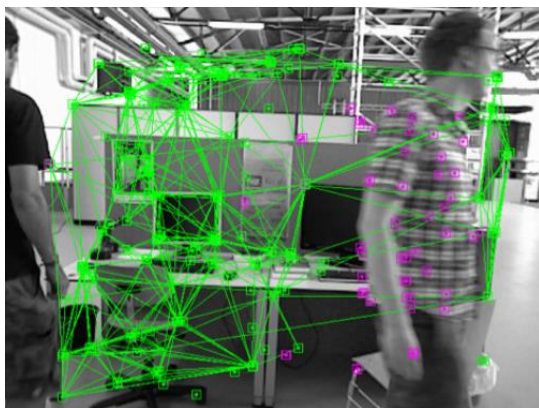


# 1.论文的点

## 多实际场景



文献[1], 船舶上使用SLAM  
说明: 需要去除水面部分



文献[2], 有动态物体  
说明: 需要去除动态物体,  
如语义分割, 点间相关性分割



假设车内使用SLAM, 需要分割出车窗外  
区域, 作为世界坐标系

- (1).说明: 实际应用场景复杂, 需要预处理, 使得输入图像接近“点特征”、“光流法”等假设的理想环境;
- (2).一个逻辑, 上述预处理部分可以与slam分开, 类似知识库; 比如既存在动态物体、又是车内、又有烟雾等, 使用知识库中对应的插件处理; 因为实际环境复杂, 知识库可以变得很大, 需要人为逐条编写;
- (3).不同类型干扰: 可以通过预处理消除的干扰, 在预处理部分消除; 无法消除的, 则使用前面的建立模型, 预测精度;



## 2.形状匹配

### 形状表示方法

- (1).基于轮廓点空间位置关系的方法  
形状上下文、内距离形状上下文  
距离集、信息特征、弦上下文
- (2).多尺度方法  
曲率尺度空间、视觉部分  
凹凸性表示、形状树、三角形区域
- (3).变换域方法  
傅里叶描述子、小波描述子
- (4).基于轮廓区域的方法  
解泊松方程

### 形状匹配方法

- (1).优化方法  
TPS-RPM、局部邻居结构  
双向图匹配+TPS
- (2).概率方法  
产生式模型、层次化Procrustes
- (3).轮廓点序列点集顺序已知  
动态规划



# 1. Research problem\_point feature

多实际场景

