

基于单目视觉的MAVS协同定位

彭敏

2019年10月9日



目录 Contents

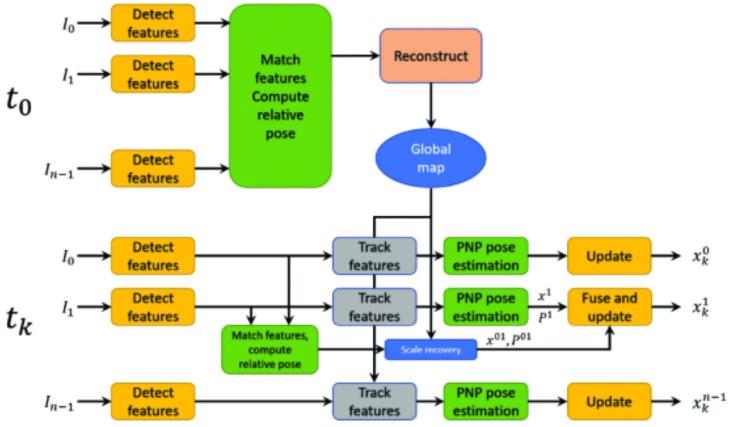
小 协同定位





思路





无人机数量: m=1.,2,3.......N

时间序列: k=0,1,2, …….



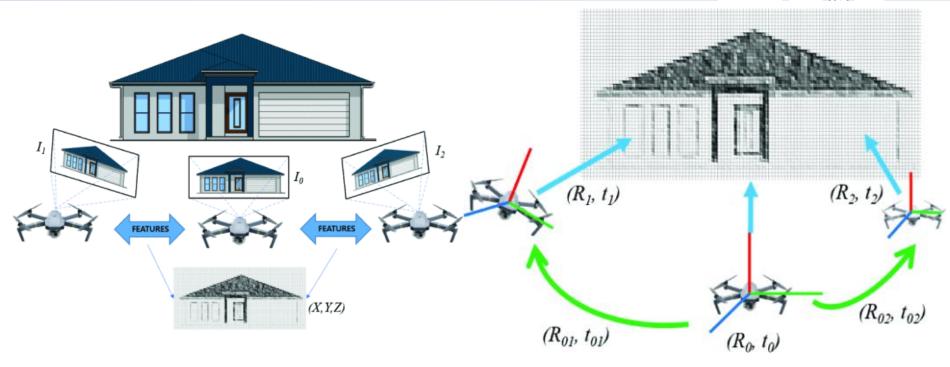
前提条件



- MAV上的摄像头均已校准,并且内参矩阵是已知的
- 开始状态下,任意两无人机之间距离是已知的
- 无人机群之间通信没有延迟,并且能够获取相互之间的位姿和图像特征数据



特诊检测匹配与相对位姿获取



Accerlerated-KAZE特征

- 相对于SIFT/SURF更快
- 比ORB更准确

五点算法计算基本矩阵E

 $E = [t]_{\times} R$

AC-RANSAC方法:

提高特征匹配准确度



Intra-MAV localization



Intra-MAV localization: 无人机单独获取的自身姿态

PNP算法: 获取MAV的位置与方向

$$m^* = \operatorname*{arg\,min}_{m} \sum_{i} \|x_i - P(X_i, m)\|$$
 误差度量

P: 姿态为m时 $3D点 <math>X_i$ 在相机二维图像上的对应点

X_i: 在当时时间序列下特征点的位置

$$\mathbf{K}_{k} = \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_{k}^{\mathsf{T}} (\mathbf{H}_{k} \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_{k}^{\mathsf{T}} + \mathbf{R}_{k})^{-1}$$

$$\mathbf{x}_{k|k}^{i} = \mathbf{x}_{k|k-1}^{i} + \mathbf{K}_{k} (\mathbf{z}_{k} - h(\mathbf{x}_{k|k-1}^{i}))$$

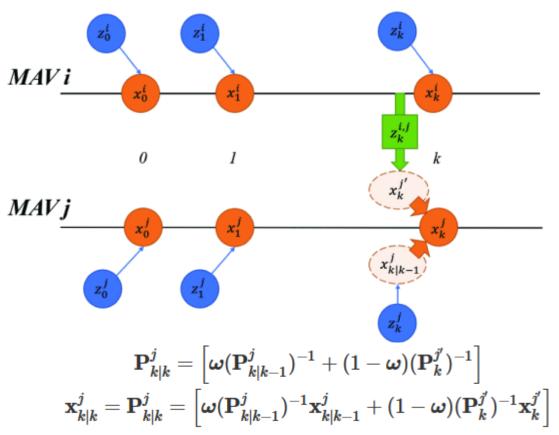
$$\mathbf{P}_{k|k}^{i} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_{k} \mathbf{H}_{k}) \mathbf{P}_{k|k-1}$$
卡尔曼滤波预测位姿 矫正MAV位姿与协方差



Inter-MAV localization



Inter-MAV localization: 无人机融合相对位姿信息进行定位



$$\begin{aligned} \mathbf{x}_k^{j'} &= \mathbf{x}_{k|k-1}^i + \mathbf{M}_k^{i,j} \mathbf{z}_k^{i,j} \\ \mathbf{P}_k^{j'} &= \mathbf{H}_k^{i,j} \mathbf{P}_{k|k-1}^{i,j} \mathbf{H}_k^{i,j^\top} + \mathbf{M}_k^{i,j} \mathbf{R}_k^{i,j} \mathbf{M}_k^{i,j^\top} \end{aligned}$$

●: 使协方差矩阵迹最小的参数



总结

```
1: procedure LOCALIZEINTERMAV(x_i, I_i, I_j)
          p_i, p_j \leftarrow detectFeatures(I_i, I_j)
 2:
          \bar{p_i}, \bar{p_j} \leftarrow matchFeatures(p_i, p_j)
         E \leftarrow ACRANSAC(\bar{f}_1, \bar{f}_2, K_i, K_i)
      R, t \leftarrow svd(E)
      P_1, P_2 \leftarrow [I|0], [R|t]
      O' \leftarrow reconstruct(\bar{f}_1, \bar{f}_2, P_1, P_2)
          M_{map} \leftarrow matchFeatures(O', O)
 8:
                                    \triangleright O': Local map, O := Global map
 9:
         \lambda \leftarrow recoverScale(M_{man})
10:
           \begin{aligned} [R,t] &\leftarrow [R,t] * \lambda \\ z_{k_{J}}^{i,j}, R_{k_{J}}^{i,j} &\leftarrow refinePose(R,t,O) \end{aligned} 
11:
12:
          x_k^{j'}, P_k^{j'} \leftarrow eqn(8), (9)
          return x_k^{j'}, P_k^{j'}
14:
15:
16: procedure LOCALIZEINTRAMAV(I_k^j, K, O)
          x_{k|k-1}^{j}, P_{k|k-1}^{j} \leftarrow predictState(\mathring{)}
17:
          k \leftarrow detectFeatures(I_{k}^{j})
         \bar{p} \leftarrow trackFeatures(p_k, O)
         R, t \leftarrow PNP(\bar{p}, O, K)
         z_k^j, R_k^j \leftarrow refinePose(R, t, O)
          x_k^j, P_k^j \leftarrow updateState(z_k, R_k, x_{k|k-1}^j, P_{k|k-1}^j)
22:
                                                                   \triangleright eqn(6), (7)
23:
          return x_k^j, P_k^j
24:
25:
```

目录 Contents

1 协同定位





定义 9.2 (高斯混合模型) 高斯混合模型是指具有如下形式的概率分布模型:

$$P(y \mid \theta) = \sum_{k=1}^{K} \alpha_k \phi(y \mid \theta_k)$$
 (9.24)

其中, α_k 是系数, $\alpha_k \ge 0$, $\sum_{k=1}^K \alpha_k = 1$; $\phi(y|\theta_k)$ 是高斯分布密度, $\theta_k = (\mu_k, \sigma_k^2)$,

$$\phi(y \mid \theta_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_k} \exp\left(-\frac{(y - \mu_k)^2}{2\sigma_k^2}\right)$$
(9.25)

称为第 k 个分模型.





混合高斯背景模型:认为像素之间的颜色信息互不相关,对各像素点的处理都是相互独立的。对于视频图像中的每一个像素点,其值在序列图像中的变化可看作是不断产生像素值的随机过程,即用高斯分布来描述每个像素点的颜色呈现规律

1. 每个新像素值 X_L同当前 K 个模型按下式进行比较,直到找到匹配新像素值的 分布模型,即同该模型的均值偏差在 2.5σ 内_σ

$$\left|X_t - \mu_{i,t-1}\right| \le 2.5\sigma_{i,t-1} \, \text{a.s.}$$

- 2. 如果所匹配的模式符合背景要求,则该像素属于背景,否则属于前景。
- 3. 各模式权值按如下公式更新,其中 α 是学习速率,对于匹配的模式 $M_{k,t}$ =1,否则 $M_{k,t}$ =0,然后各模式的权重进行归一化。 ω

$$W_{k,t} = (1-\alpha) * W_{k,t-1} + \alpha * M_{k,t}$$

4. 未匹配模式的均值 μ 与标准差 σ 不变,匹配模式的参数按照如下公式更新: ₽

$$\rho = \alpha * \eta(X_t | \mu_k, \sigma_k) +$$

$$\mu_{t} = (1 - \rho) * \mu_{t-1} + \rho * X_{t}$$





$$\sigma_t^2 = (1 - \rho) * \sigma_{t-1}^2 + \rho * (X_t - \mu_t)^T (X_t - \mu_t)^T (X_t - \mu_t) + \rho * (X_t - \mu_t)^T (X_t - \mu_t$$

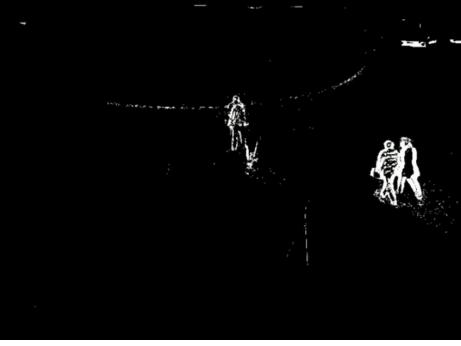
- 5. 如果第1步中没有任何模式匹配,则权重最小的模式被替换,即该模式的均值为当前像素值,标准差为初始较大值,权重为较小值。
- 6. 各模式根据 w/α^2 按降序排列,权重大、标准差小的模式排列靠前。
- 7. 选前 B 个模式作为背景, B 满足下式,参数 T 表示背景所占比例。

$$B = \arg\left(\min\left(\sum_{k=1}^{b} w_k > T\right)\right)$$









谢谢!

