# 遮挡情况下刚体位姿估计的自适应无迹卡尔曼分布式融合

# 冯远静, 黄良鹏, 张文安\*

(浙江工业大学信息工程学院,浙江杭州 310023)

摘要:针对视觉目标位姿估计系统中常出现的因为特征点遮挡而造成系统估计结果不准确的问题,本文提出了一种利用自适应无迹卡尔曼滤波(AUKF)作为局部滤波器的分布式融合估计方法.通过引入改进的Sage-Husa噪声估计器自适应过程噪声.根据特征点识别量将遮挡情况分为部分遮挡和严重遮挡,对部分遮挡子系统根据先验信息修复缺失观测点后进行局部滤波估计,严重遮挡子系统不参与融合,利用当前时刻整体估计结果对其进行初始化.通过仿真获取了区分遮挡情况的阈值,实验结果表明所提方法能够提升系统在遮挡情况下的估计精度与鲁棒性.

关键词:无迹卡尔曼滤波器;自适应滤波;位姿估计;视觉传感器;视觉遮挡

引用格式: 冯远静, 黄良鹏, 张文安. 遮挡情况下刚体位姿估计的自适应无迹卡尔曼分布式融合. 控制理论与应用, 2020, 37(1): 69-80

DOI: 10.7641/CTA.2019.80839

# Adaptive unscented Kalman filter distributed fusion for rigid body pose estimation under occlusion

FENG Yuan-jing, HUANG Liang-peng, ZHANG Wen-an<sup>†</sup>

(College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou Zhejiang 310023, China)

**Abstract:** Aiming at the problem of inaccurate estimation results caused by occlusion of feature points in visual target pose estimation system, a distributed fusion estimation method using adaptive unscented Kalman filter (AUKF) as local filter is proposed in this paper. The process noise is adapted by introducing the improved Sage-Husa noise estimator. According to the recognition quantity of feature points, the occlusion is divided into partial occlusion and severe occlusion. The partial occlusion subsystem is estimated by local filtering after repairing the missing observation points according to prior information. The severe occlusion subsystem does not participate in the fusion, and it is initialized with the current global estimation result. The threshold of distinguishing occlusion is obtained by simulation, and the experimental results show that the proposed method can improve the estimation accuracy and robustness of the system under occlusion.

Key words: unscented Kalman filter; adaptive filtering; pose estimation; vision sensors; vision occlusion

**Citation:** FENG Yuanjing, HUANG Liangpeng, ZHANG Wenan. Adaptive unscented Kalman filter distributed fusion for rigid body pose estimation under occlusion. *Control Theory & Applications*, 2020, 37(1): 69 – 80

# 1 引言

基于视觉传感器的刚体位姿估计是计算机视觉领域中一个重要的研究方向,广泛应用于机械臂跟踪<sup>[1-2]</sup>、手术器械位姿估计<sup>[3-6]</sup>、风洞模型姿态测量<sup>[7]</sup>、机器人导航<sup>[8-10]</sup>等领域.

目前,大部分位姿估计的研究都是在相机内参已 知的前提下,通过采集图像并加以处理,得到二维特 征信息,利用二维、三维坐标系间的对应关系设计位 姿估计方法,从而实现对目标位姿的估计.在现有的 研究方法中,大部分研究都是基于点特征的,也存在

一些相对成熟的点特征位姿估计方法,例如正交迭代 (orthogonal iteration, OI)<sup>[11]</sup>、高效n点透视(efficient perspective-n-point, EPnP)<sup>[12]</sup>、自适应扩展卡尔曼 (adaptive extended Kalman filter, AEKF)<sup>[13]</sup>以及迭代 自适应扩展卡尔曼(iterative adaptive extended Kalman filter, IAEKF)<sup>[14]</sup>. OI正交迭代和EPnP的估计精度过 分依赖观测噪声. 当噪声过大时,估计精度便会急剧 下降<sup>[15]</sup>,因此人们提出了AEKF<sup>[16]</sup>,通过对每一个采 样步长中的过程噪声以及观测噪声进行采样从而克 服环境中因噪声过大或者环境异变时产生的影响,使

收稿日期: 2018-10-30; 录用日期: 2019-04-08.

<sup>&</sup>lt;sup>†</sup>通信作者. E-mail: wazhang@zjut.edu.cn; Tel.: +86 571-88320565.

本文责任编委: 苏剑波.

国家自然科学基金项目(61379020, 61703369), 国家重点研发计划项目(2016YFF0104004)资助.

Supported by the National Natural Science Foundation of China (61379020, 61703369) and the National Key R&D Plan of China (2016YFF0104004).

得系统更加鲁棒.与AEKF相比, IAEKF通过将AEKF 的结果进行迭代, 得到最小的估计方差, 提高了精度, 但同时也使得计算量大幅增加.在某些状况下, 如初 始值误差过大、相机标定误差过大, 基于单个视觉传 感器的位姿估计方法所得到的结果误差将会过大甚 至发散<sup>[17]</sup>.从而出现了基于多个视觉传感器的集中式 融合方法<sup>[18]</sup>, 通过结合多个视觉传感器采集的图像信 息, 并利用AEKF或IAEKF对目标进行位姿估计, 一定 程度上弥补了单个视觉传感器方法的缺陷, 提高了系 统估计精度, 但观测矩阵维数会随着观测信息的增加 而上升, 计算量也会随之成平方增长, 造成系统的响 应速度大幅下降<sup>[19]</sup>, 并且对于多视觉传感器位姿估计 系统, 若某个局部子系统出现遮挡, 集中式卡尔曼方 法将会失效.

而分布式融合估计方法先对各个子系统单独进行 估计,然后将估计结果融合.对于缺失观测数据的子 系统,通常只对其进行状态预测,再将剩余子系统的 估计结果与其预测结果融合<sup>[20]</sup>,然而在观测数据连续 丢失的情况下,相应子系统的估计结果将过度依赖于 模型,往往导致跟踪偏差过大.遮挡过程正是一个观 测数据连续缺失的过程,因此这类方法不适用于遮挡 情况下多相机位姿估计系统.为了解决遮挡情况下多 视觉传感器对刚体的位姿估计问题,本文针对多视觉 传感器位姿估计系统的特点,提出了一种基于自适应 无迹卡尔曼滤波的分布式融合方法,可有效地解决多 相机位姿估计系统中的遮挡问题.首先,建立了多相 机系统的状态空间模型,进而设计了AUKF和矩阵加 权分布式融合估计方法,然后将遮挡情况划分为部分 遮挡情况和严重遮挡情况,并针对不同遮挡情况提出 了对应的解决方案.系统未出现遮挡时,利用AUKF求 出相机子系统的状态信息,进而筛选出基准估计值, 通过引入改进的Sage-Husa噪声估计器<sup>[21]</sup>更新过程噪 声. 相机子系统出现严重遮挡时, 该时刻不对其进行 计算,等待剩余子系统融合结束,利用融合结果对其 进行初始化: 子系统出现部分遮挡时, 利用基准估计 值和先验知识估计出缺失的特征点坐标,继而利用无 迹卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, UKF)获取子 系统状态信息.结合正常、部分遮挡子系统的状态信 息,利用分布式融合方法得到最终结果,实现对运动 刚体的位姿估计.最后,通过仿真获取了区分遮挡情 况的阈值,并进一步通过实验验证表明,所提出的设 计方法能够有效提升系统在遮挡情况下的估计精度 与鲁棒性.

### 2 问题描述

### 2.1 投影模型

考虑一类有多个特征点位于平面上的投影模型, 如图1所示.点O为像素坐标系原点,位于图像左上角; U, V两轴分别穿过原点, 平行于图像的水平边缘与垂 直边缘; 点O<sup>I</sup>为图像坐标系原点, 位于图像中心; X<sup>I</sup>, Y<sup>I</sup>两轴分别平行于U, V两轴; 点O<sup>c</sup>为相机坐标系原 点, 位于相机的光心; Z<sup>c</sup>轴穿过相机光心, 垂直于图像 平面, 与图像交于图像坐标系原点O<sup>I</sup>; X<sup>c</sup>, Y<sup>c</sup>轴分别 平行于X<sup>I</sup>, Y<sup>I</sup>轴. 物体固定于一个六自由度并联平台, 将物体下表面中心视为物体坐标系原点, 与并联平台 坐标系重合. 在本模型中, 相机位姿保持不变, 通过控 制六自由度并联平台实现目标刚体的运动, 在实验前 对相机进行标定, 获得世界坐标系和相机坐标间的转 换矩阵.



# 图 1 特征点在图像平面的投影示意图

Fig. 1 Projection sketch of feature points on image plane

刚体上标有8个特征点, 假设第 $j(j = 1, \dots, 8)$ 个 特征点 $P_j$ 在物体坐标系和相机坐标系中的坐标分别 为 $P_j^b = [x_j^b \ y_j^b \ z_j^b]^T$ 和 $P_j^c = [x_j^c \ y_j^c \ z_j^c]^T$ , 且转换关 系如下:

$$P_j^{\mathbf{c}} = {}^{\mathbf{c}}R^{\mathbf{b}} \cdot P_j^{\mathbf{b}} + {}^{\mathbf{c}}t^{\mathbf{b}},\tag{1}$$

其中:  ${}^{c}R^{b}$ 为坐标系 $O^{b}-X^{b}Y^{b}Z^{b}$ 与 $O^{c}-X^{c}Y^{c}Z^{c}$ 之间 的旋转矩阵;  ${}^{c}t^{b} = [{}^{c}t^{b}_{x} {}^{c}t^{b}_{y} {}^{c}t^{b}_{z}]^{T}$ 为平移向量, 表示物 体坐标系原点相对于相机坐标系原点的位置关系.

像素坐标系与相机坐标系下特征点之间的关系可 以通过针孔模型描述:

$$[u_j \ v_j]^{\mathrm{T}} = (f/z_j^{\mathrm{c}}) \cdot [x_j^{\mathrm{c}}/d_{\mathrm{x}} \ y_j^{\mathrm{c}}/d_{\mathrm{y}}]^{\mathrm{T}} + [u_0 \ v_0]^{\mathrm{T}},$$
(2)

其中:  $[u_j v_j]^T$ 表示第*j*个特征点在像素坐标系下的坐标; *f*为相机焦距;  $d_x$ ,  $d_y$ 分别为单个像素点在图像坐标系中沿x轴、y轴方向的物理距离, 可通过标定得到相机内参, 即 $f_x = f/d_x$ ,  $f_y = f/d_y$ ,  $u_0$ ,  $v_0$ ,  $(u_0, v_0)$ 表示图像中心点在像素坐标系下的坐标.为了方便与六自由度并联平台反馈的位姿作对比, 利用物体坐标系原点在世界坐标系下的位姿表示系统状态量.由于Haug<sup>[22]</sup>提出, 对于位姿估计系统, 使用二阶加速度模型具有更好的估计结果, 因此采用二阶加速度模型来描述刚体的运动.

## 2.2 位姿估计系统描述

考虑一类基于多相机的运动刚体位姿估计系统,

其中运动刚体的运动学模型描述如下:

$$x_k = A_a x_{k-1} + w_{k-1}, (3)$$

其中: k为离散时间变量;  $x = [x_t \dot{x}_t \ddot{x}_t x_a \dot{x}_a \ddot{x}_a]^T$ 为 状态矢量;  $x_{t} = [x \ y \ z] 和 x_{a} = [\alpha \ \beta \ \gamma] 分别表示物$ 体坐标系原点在世界坐标系下的位置和姿态; $\dot{x}_{t},\ddot{x}_{t}$ ża, ża为对应的速度和加速度; w为过程噪声, 其均值 为0,满足高斯分布,且与其对应的协方差为 $Q; A_a =$ 

$$\begin{bmatrix} A_1 & 0\\ 0 & A_1 \end{bmatrix}$$
为状态矩阵, 且有
$$A_1 = \begin{bmatrix} I_{3\times3} & I_{3\times3} \cdot \Delta t & \frac{\Delta t^2}{2} \cdot I_{3\times3} \\ 0 & I_{3\times2} & I_{3\times2} \cdot \Delta t \end{bmatrix}, \quad (4)$$

0 其中:  $\Delta t$ 为系统采样时间,  $I_{3\times 3}$ 为3 × 3的单位矩阵.

0

对于第 $i(i = 1, \dots, N)$ 个相机子系统,其观测模 型如下:

$$z_k^i = h^i(x_k) + r_k^i, (5)$$

 $I_{3\times 3}$ 

其中: r为量测噪声, 满足均值为0、协方差为R的高斯 分布:

$$h^{i}(x_{k}) = \begin{bmatrix} u_{d,1}^{i} & v_{d,1}^{i} & \cdots & u_{d,8}^{i} & v_{d,8}^{i} \end{bmatrix}^{\mathrm{T}},$$
(6)

其中(u<sup>i</sup><sub>d,i</sub>, v<sup>i</sup><sub>d,j</sub>)为第i个子系统中第j个特征点的坐标. 考虑到实际光学成像系统中存在径向畸变和切向畸 变,为使观测结果更加准确,此处获得的特征点坐标 为利用Brown畸变模型进行畸变处理的坐标, 畸变坐 标通过下式获得:

 $[u_{\mathbf{d},j}^i \ v_{\mathbf{d},j}^i]^{\mathrm{T}} = [g_{\mathbf{u}}(u_j^i, v_j^i) \ g_{\mathbf{v}}(u_j^i, v_j^i)]^{\mathrm{T}},$ (7)

其中:

$$\begin{cases} g_{\mathbf{u}}(u_{j}^{i}, v_{j}^{i}) = \\ u_{j}^{i} \cdot (1 + k_{1} \cdot d_{\mathbf{r}}^{2} + k_{2} \cdot d_{\mathbf{r}}^{4}) + \\ 2p_{1} \cdot u_{j}^{i} \cdot v_{j}^{i} + p_{2} \cdot (d_{\mathbf{r}}^{2} + 2u_{j}^{i} \cdot u_{j}^{i}), \\ g_{\mathbf{v}}(u_{j}^{i}, v_{j}^{i}) = \\ v_{j}^{i} \cdot (1 + k_{1} \cdot d_{\mathbf{r}}^{2} + k_{2} \cdot d_{\mathbf{r}}^{4}) + \\ 2p_{2} \cdot u_{j}^{i} \cdot v_{j}^{i} + p_{1} \cdot (d_{\mathbf{r}}^{2} + 2v_{j}^{i} \cdot v_{j}^{i}), \end{cases}$$
(8)

其中:  $(u_i^i, v_i^i)$ 为无畸变的像素坐标;  $k_1, k_2$ 分别为2 阶、4阶径向畸变系数;  $p_1, p_2$ 是切向畸变系数;  $d_r$ 为像 素坐标下,特征点到坐标原点的距离,即

$$d_{\rm r} = \sqrt{(u_j^i - u_0^i)^2 + (v_j^i - v_0^i)^2}; \tag{9}$$

通过标定可求得 $k_1, k_2, p_1, p_2$ 四个参数;  $(u_i^i, v_i^i)$ 可通 过状态信息以及先验知识获得:

$$\begin{bmatrix} u_j^i & v_j^i \end{bmatrix}^{\mathsf{T}} = F_{\mathsf{c}} \cdot^{\mathsf{c}i} T^{\mathsf{b}} \cdot P_j^{\mathsf{b}} / (E \cdot^{\mathsf{c}i} T^{\mathsf{b}} \cdot P_j^{\mathsf{b}}), \quad (10)$$
  

$$\downarrow \mathsf{e}: P_j^{\mathsf{b}} = \begin{bmatrix} x_j^{\mathsf{b}} & y_j^{\mathsf{b}} & z_j^{\mathsf{b}} & 1 \end{bmatrix}^{\mathsf{T}} \mathbb{R} \overline{\mathsf{s}} \mathbb{R} j \wedge \mathbb{R} \overline{\mathsf{t}} \mathbb{L} \mathbb{R}$$

坐标系下的齐次坐标;  $F_{c} = \begin{bmatrix} \overline{f_{x}^{i} & 0 & u_{0}^{i} & 0} \\ 0 & f_{y}^{i} & v_{0}^{i} & 0 \end{bmatrix};$  $[0 \ 0 \ 1 \ 0]; {}^{ci}T^{b} = {}^{ci}T^{w} \cdot {}^{w}T^{b}$ 为物体坐标系相对于 相机坐标系的转换矩阵,式中<sup>ci</sup>T<sup>w</sup>为世界坐标系相对

于相机坐标系的转换矩阵,可通过相机标定获得;  ${}^{\mathrm{w}}T^{\mathrm{b}} = \begin{bmatrix} R_{\mathrm{od}}\left(x_{\mathrm{a}}^{\mathrm{T}}\right) & x_{\mathrm{t}}^{\mathrm{T}} \\ \mathbf{0}^{\mathrm{T}} & 1 \end{bmatrix}$ 为物体坐标系相对于世界坐

标系的转换矩阵,其中Rod(·)为旋转矩阵计算函数:

$$R_{\rm od}(x_{\rm a}^{\rm T}) = [R_{\rm od1} \ R_{\rm od2} \ R_{\rm od3}],$$
 (11)

其中Rod1, Rod2, Rod3满足如下关系:

$$R_{\rm od1} = \begin{bmatrix} \cos\beta \cdot \cos\gamma \\ \sin\alpha \cdot \sin\beta \cdot \cos\gamma - \cos\alpha \cdot \sin\gamma \\ \cos\alpha \cdot \sin\beta \cdot \cos\gamma + \sin\alpha \cdot \sin\gamma \end{bmatrix},$$
(12)
$$R_{\rm od2} = \begin{bmatrix} \cos\beta \cdot \sin\gamma \\ \sin\alpha \cdot \sin\beta \cdot \sin\gamma + \cos\alpha \cdot \cos\gamma \\ \cos\alpha \cdot \sin\beta \cdot \sin\gamma - \sin\alpha \cdot \cos\gamma \end{bmatrix},$$
(13)

$$R_{\text{od3}} = \begin{bmatrix} -\sin\beta \\ \sin\alpha \cdot \cos\beta \\ \cos\alpha \cdot \cos\beta \end{bmatrix}.$$
 (14)

本文将采用多相机融合和自适应UKF分布式滤波 方法解决如图1所示的存在遮挡情况的运动刚体位姿 估计问题.

# 3 基于AUKF的分布式融合方法

## 3.1 基于AUKF的局部滤波器设计

由式(3)和(5)可知,运动刚体位姿估计系统是一个 非线性系统,一种简便的处理方法是将系统进行线性 化后再做进一步处理,而在忽略高阶项的同时,势必 会使系统产生较大误差. UKF<sup>[16]</sup>使用确定性采样策略 逼近非线性函数的概率密度分布,计算精度较高[23], 且无需求解雅克比矩阵<sup>[24]</sup>,故本文采用UKF作为系统 局部滤波器.

由于刚体运动过程中系统噪声未知,故不能简单 地将过程噪声协方差Q定为一个常数, Min等<sup>[21]</sup>针对 系统噪声时变的系统提出了改进的次优Sage-Husa方 法,通过引入噪声估计器,更新系统噪声,一定程度上 补偿了系统噪声的影响. 然而同时更新Q和观测噪声 协方差R可能导致结果发散,可通过实验事先校准获 得较准确的R<sup>[21]</sup>.

本文所设计的基于AUKF的局部滤波器设计步骤 句括:

#### 步骤 1 初始化.

选取合适的初值 $\hat{x}_{0|0}, P_{0|0}, Q_0, R_0.$ 

步骤 2 预测. 假设k - 1时刻的状态估计与方差为 $\hat{x}_{k-1|k-1}$ 和  $P_{k-1|k-1}$ ,采用比例修正采样方法<sup>[24]</sup>确定性地选择 2n + 1个sigma点:

$$\begin{cases} x_{0,k-1|k-1} = \hat{x}_{k-1|k-1}, \\ x_{i,k-1|k-1} = \\ x_{0,k-1|k-1} + \sqrt{(n+\lambda)P_{k-1|k-1}}, \\ i = 1, \cdots, n; \\ x_{i,k-1|k-1} = \\ x_{0,k-1|k-1} - \sqrt{(n+\lambda)P_{k-1|k-1}}, \\ i = n+1, \cdots, 2n. \end{cases}$$
(15)

同时,计算其权值:

$$\begin{cases} W_0^{(m)} = \lambda / (n + \lambda), \\ W_0^{(c)} = \lambda / (n + \lambda) + (1 - \alpha^2 + \beta), \\ W_i^{(m)} = W_i^{(c)} = 1 / (2(n + \lambda)), \ i = 1, \cdots, 2n, \end{cases}$$
(16)

式中: n 是状态维数, 在系统(3)中, n=18;  $x_i(i=0,1, \dots, 2n)$ 为选定的sigma点;  $W_i^{(m)} \pi W_i^{(c)} \beta$ 别为计算 均值及其协方差的权值系数;  $\lambda = \alpha^2(n+\kappa) - n, \alpha$ 通常设为一个较小的正数, 设置为 $1e^{-4}$ ;  $\kappa$ 是一个比例 参数, 设置为3 - n.

将sigma点通过非线性变换对系统状态进行预测, 得到各个sigma点的状态预测值:

$$x_{i,k|k-1} = A \cdot x_{i,k-1|k-1},\tag{17}$$

式中: A是状态转移矩阵; 利用sigma点的状态预测和 均值的权值系数, 得到系统状态预测值:

$$\hat{x}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(m)} \cdot x_{i,k|k-1}.$$
(18)

同时,获取各个sigma点的状态预测误差:

$$\tilde{x}_{i,k|k-1} = x_{i,k|k-1} - \hat{x}_{k|k-1}.$$
 (19)

类似地,可以得到各个sigma点的观测预测值、系统观测预测值及各个sigma点观测预测误差:

$$z_{i,k|k-1} = h(x_{i,k|k-1}), (20)$$

$$\hat{z}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(m)} z_{i,k|k-1},$$
 (21)

$$\tilde{z}_{i,k|k-1} = z_{i,k} - \hat{z}_{k|k-1}.$$
(22)

**步骤 3** 更新.

利用各个sigma点状态预测误差、观测预测误差和 协方差权值系数求取状态误差方差矩阵、观测误差方 差矩阵及状态观测之间的互协方差矩阵:

$$P_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(c)} \tilde{x}_{i,k|k-1} \tilde{x}_{i,k|k-1}^{\mathsf{T}} + Q, \quad (23)$$

$$P_{k|k-1}^{z,z} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(c)} \tilde{z}_{i,k|k-1} \tilde{z}_{i,k|k-1}^{\mathsf{T}} + R, \quad (24)$$

$$P_{k|k-1}^{\mathbf{x},\mathbf{z}} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(c)} \tilde{x}_{i,k|k-1} \tilde{z}_{i,k|k-1}^{\mathsf{T}}, \qquad (25)$$

进而获取系统的卡尔曼增益:

$$K_k = P_{k|k-1}^{\mathbf{x},\mathbf{z}} (P_{k|k-1}^{\mathbf{z},\mathbf{z}})^{-1}.$$
 (26)

在状态预测值基础上,利用k时刻的量测信息便可获 得更新的状态估计值和状态误差方差矩阵:

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k(z_k - \hat{z}_{k|k-1}),$$
 (27)

$$P_{k|k} = P_{k|k-1} - K_k P_{k|k-1}^{z,z} K_k^{T}.$$
 (28)

步骤4 调整过程噪声协方差Q.

将改进的Sage-Husa噪声估计器应用于UKF:

$$Q_{k} = (1 - d_{a,k-1})Q_{k-1} + d_{a,k-1}P_{k} - d_{a,k-1} \cdot \sum_{i=0}^{2n} W_{i}^{(c)} \tilde{x}_{i,k|k-1} \tilde{x}_{i,k|k-1}^{\mathsf{T}} + d_{a,k-1}K_{k}V_{k}V_{k}^{\mathsf{T}}K_{k}^{\mathsf{T}}, \qquad (29)$$

其中:  $d_{a,k-1} = (1-b)/(1-b^k)$ ; b为遗忘因子, 满足 0 < b < 1;  $V_k = z_k - \hat{z}_{k|k-1}$ 为系统残差.

修正系统过程噪声后,再执行步骤2.

### 3.2 矩阵加权分布式融合估计器设计

在卡尔曼滤波器中,若使用集中式融合,将会增加 观测矩阵维数,从而造成计算量大幅增加.而分布式 融合通过将各个局部估计结果按照一定的方法进行 加权,从而得到全局最优值,同时避免了观测扩维,减 少了计算量.在线性情况下,下列所述的矩阵加权分 布式融合已被证明等价于集中式融合<sup>[25]</sup>,该方法也适 用于非线性系统,以AUKF为局部估计器的矩阵加权 分布式融合方法可描述如下:首先,根据先验信息计 算*k*时刻系统的融合状态预测值以及对应的误差协方 差,参考UKF中对状态预测以及误差协方差的计算, 求取相应的sigma点:

$$\begin{cases} x_{0,k-1|k-1}^{(d)} = \hat{x}_{k-1|k-1}^{(d)}, \\ x_{i,k-1|k-1}^{(d)} = \\ x_{i,k-1|k-1}^{(d)} + \sqrt{(n+\lambda)P_{k-1|k-1}^{(d)}}, \\ i = 1, \cdots, n; \\ x_{i,k-1|k-1}^{(d)} = \\ x_{0,k-1|k-1}^{(d)} - \sqrt{(n+\lambda)P_{k-1|k-1}^{(d)}}, \\ i = n+1, \cdots, 2n, \end{cases}$$
(30)

式中:  $x_{k-1|k-1}^{(d)}$  表示 k-1 时刻分布式融合状态的估计值,  $P_{k-1|k-1}^{(d)}$  为对应的误差协方差矩阵, 变换后的 sigma点通过下式计算获得:

$$x_{i,k|k-1}^{(d)} = A_{a} \cdot x_{i,k-1|k-1}^{(d)}, \tag{31}$$

进而求取融合状态预测值和预测误差:

$$\hat{x}_{k|k-1}^{(d)} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(m)} \cdot x_{i, k|k-1}^{(d)}, \qquad (32)$$

$$\tilde{x}_{i,k|k-1}^{(d)} = x_{i,k|k-1}^{(d)} - \hat{x}_{k|k-1}^{(d)}, \qquad (33)$$

进而求取融合状态预测协方差:

$$P_{k|k-1}^{(d)} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(c)} \, \tilde{x}_{i,k|k-1}^{(d)} (\tilde{x}_{i,k|k-1}^{(d)})^{\mathsf{T}} + Q^{(d)}.$$
(34)

然后结合每个相机子系统的状态估计值、状态预测 值、误差协方差估计值及其预测值,更新融合后的状 态估计值以及融合误差协方差矩阵:

$$\hat{x}_{k|k}^{(d)} = P_{k|k}^{(d)} (P_{k|k-1}^{(d)})^{-1} \hat{x}_{k|k-1}^{(d)} + P_{k|k}^{(d)} \sum_{i=1}^{L} [(P_{k|k}^{i})^{-1} \hat{x}_{k|k}^{i} - (P_{k|k-1}^{i})^{-1} \hat{x}_{k|k-1}^{i}],$$
(35)
$$(P_{k|k}^{(d)})^{-1} = (P_{k|k-1}^{(d)})^{-1} + \sum_{i=1}^{L} [(P_{k|k}^{i})^{-1} - (P_{k|k-1}^{i})^{-1}],$$
(36)

式中:  $i = 1, 2, \dots, L, L$ 表示局部子系统的个数;  $\hat{x}^{i}_{k|k-1}$ 和 $\hat{x}^{i}_{k|k}$ 分别表示k时刻第i个局部子系统状态的 估计值和预测值;  $P^{i}_{k|k-1}$ 和 $P^{i}_{k|k}$ 分别为对应的误差协 方差.

### 4 遮挡情况下的位姿估计方法

在进行位姿估计的过程中,常常会因为眩光、外部 噪声干扰、人为干预等问题而出现特征信息被遮挡或 无法识别的情况.对于视觉传感器,遮挡的产生会造 成目标特征信息不稳定甚至丢失.而对于位姿估计算 法而言,其关键在于利用足够的特征信息来完成对目 标的估计,因此遮挡的出现会给刚体位姿估计带来很 大的困难.本文根据局部相机子系统观测到的特征点 个数对遮挡情况进行区分,假定n为刚体上特征点的 总个数,n<sub>s</sub>为局部子系统当前时刻能够观测到的特征 点数量,n<sub>L</sub>为阈值,用于区分严重遮挡和部分遮挡,通 过多次仿真获得.若局部子系统满足n<sub>L</sub> ≤ n<sub>s</sub> < n,则 视为出现部分遮挡,若满足n<sub>s</sub> < n<sub>L</sub>,则定义该子系统 出现严重遮挡.针对两种情况分别提出相应的处理策 略,有效改善了遮挡情况的位姿估计效果.

### 4.1 严重遮挡下的改进策略

严重遮挡情况下,有效特征点数量过少,相应相机 子系统的估计结果无法对整体系统估计精度作出有 效贡献.因此对于当前时刻出现严重遮挡的子系统, 本文不对其进行单独估计,等待其他子系统融合完成 后,利用融合结果对该子系统进行初始化.

假设在第k时刻, 第j个局部相机子系统出现严重

遮挡. 对部分遮挡和无遮挡的子系统进行局部估计, 并利用分布式融合方法求得状态估计值*x*<sup>(d)</sup>和状态误 差协方差*P*<sup>(d)</sup>, 然后对出现严重遮挡的子系统进行初 始化:

$$x_{k|k}^{j} = x_{k|k}^{(d)},$$
 (37)

$$P_{k|k}^{j} = P_{k|k}^{(d)}, (38)$$

从而保证该局部相机子系统在初始化时获得较高精 度的初始值,使得局部滤波器能够正常运行.

### 4.2 部分遮挡下的改进策略

部分遮挡情况下,目标刚体上的部分特征点的观测信息缺失,此时无法直接利用上文所提的卡尔曼滤波器进行位姿估计,为此,本文提出一种改进的方案, 通过利用先验信息对遮挡处的特征点进行修复,间接获得其观测值,提高了数据利用率,同时改善了估计结果.

**定义1** 假设在第*k*个时刻,未出现遮挡的局部 子系统有*m*个,利用UKF分别求得各个局部子系统的 状态估计值及其误差协方差矩阵,分别记为*x*<sub>1</sub>,*x*<sub>2</sub>, …,*x<sub>m</sub>和P*<sub>1</sub>,*P*<sub>2</sub>,…,*P<sub>m</sub>*,计算各个局部子系统误差 协方差的迹,并将与最小的协方差迹对应的状态估计 值称为基准估计值,用下式表示:

$$s = \underset{i}{\arg\min} \{ \operatorname{tr}(P_i) \, | \, 1 \leqslant i \leqslant m \},$$
  
$$1 \leqslant s \leqslant m, \tag{39}$$

其中: tr(P<sub>i</sub>)为第i个局部子系统所求得的误差协方差的迹; s表示局部子系统的序号,即对于第s个局部子系统,若其误差协方差的迹是最小的,那么其状态估计值x<sub>s</sub>被称为基准估计值.

假设在第*k*个时刻, 第*j*个出现部分遮挡的子系统中, 目标刚体上第*l*个特征点被遮挡, 该特征点在物体 坐标系下的坐标为*P*<sup>b</sup>. 针对部分遮挡情况, 本文处理 方法如下:

**步骤1** 对于未出现遮挡的m个局部子系统,利用UKF估计其状态值和误差协方差,进而计算基准估计值x<sub>s</sub>,并利用第s个系统更新过程噪声协方差Q.

**步骤 2** 基准估计值 $x_s$ 包含位置向量及姿态向 量,分别表示为" $t_s^b(x, y, z)$ 和" $\varphi_s^b(\alpha, \beta, \gamma)$ 将姿态向 量代入式(11),可计算获得物体坐标系相对于世界坐 标系的旋转矩阵" $R_s^b$ ,从而可将其坐标转换矩阵表示 为" $T_s^b = \begin{bmatrix} "R_s^b & "t_s^b \\ \mathbf{0}_{1\times 3} & 1 \end{bmatrix}$ .通过标定可获得每个子系统 中世界坐标系相对于相机坐标系的旋转矩阵<sup>cj</sup>R"和 平移矩阵<sup>cj</sup>t",从而可将其坐标转换矩阵表示为  $^{cj}T$ " $= \begin{bmatrix} ^{cj}R^{w & cj}t^w \\ \mathbf{0}_{1\times 3} & 1 \end{bmatrix}$ . 已知第l个特征点在物体坐标 系下的位置,则可通过下式获得该点在世界坐标系下 的坐标 $P_1^w$ :

$$[P_{l}^{w} \ 1]^{T} = {}^{w}T_{s}^{b} \cdot [P_{l}^{b} \ 1]^{T},$$
(40)

该点在相应相机坐标系中坐标P<sub>1</sub><sup>cj</sup>可进一步由下式求得:

$$P_{l}^{cj} \ 1]^{T} = {}^{cj}T^{w} \cdot [P_{l}^{w} \ 1]^{T}.$$
(41)

相应坐标系之间转换关系如图2所示.



图 2 相应坐标系之间转换关系

Fig. 2 Conversion relations between corresponding coordinate systems

**步骤3** 利用相机坐标系与像素坐标系之间的转换关系,修复被遮挡的特征点,通过下式可求得被修复的特征点坐标(*u*<sub>1</sub>, *v*<sub>1</sub>):

$$P_{1}^{cj}(z) \cdot \begin{bmatrix} u_{1} \\ v_{1} \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_{x}^{j} & 0 & u_{0}^{j} \\ 0 & f_{y}^{j} & v_{0}^{j} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_{1}^{cj}(x) \\ P_{1}^{cj}(y) \\ P_{1}^{cj}(z) \end{bmatrix},$$
(42)

其中 $f_x^j$ ,  $f_y^j$ ,  $u_0^j$ ,  $v_0^j$ 为第j个相机内参, 特征点修复过程 如图3所示.



图 3 补全特征信息

Fig. 3 Completion of characteristic information

**步骤 4** 补全被遮挡的特征点后,利用UKF估计局部子系统状态信息.

综上所述,遮挡处理流程如图4所示:假设共有M 个局部相机子系统,首先根据观测信息判断每个子系 统的遮挡情况,若子系统处于严重遮挡状态,则放弃 对该子系统进行计算,并等待剩余子系统融合结束, 反之,则判断是否处于部分遮挡状态,若特征点均未 被遮挡,利用UKF估计局部子系统的状态信息,进而 筛选获得基准估计值,并更新过程噪声协方差Q;若 处于部分遮挡状态,利用基准估计值以及先验知识修 复该子系统中被遮挡的特征点然后再通过UKF计算 获得该子系统的状态信息.利用分布式融合方法,结 合未出现遮挡的局部子系统的状态信息,计算获 得k时刻最终的融合结果,最后利用该融合结果对处 于严重遮挡状态的局部子系统进行初始化.



图 4 遮挡处理流程图

Fig. 4 Flow chart of processing scheme under occlusion

## 5 实验

### 5.1 平台搭建

本文所用实验平台包括一台由PI公司生产的精度 达0.1 µm的六自由度并联平台、一台配套的并联平台 控制器、一台PC机以及多台普通固焦相机.六自由度 并联平台可在一定范围内任意移动.相机型号为今 贵S9,能够采集分辨率为640×480的图像,如图5所 示.

实验场景如图6所示.用一个带有8个特征点的高 精度定制方木块作为被跟踪刚体,固定于高精度定制 角件上,并将其安装于六自由度并联平台,从而刚体 可随六自由度并联平台的移动而移动,且刚体与并联 平台相对位姿保持不变.固焦相机通过云台固定于三 脚架上,并保持相机和三脚架位置、姿态不变.



图 5 实验平台 Fig. 5 Experimental platform



图 6 实验场景 Fig. 6 Experimental scene

六自由度并联平台精度可达0.1 μm,因此可将其 反馈的位置和姿态信息作为参考真值.实验过程中, 通过固焦相机采集目标运动图像,发送至上位机系统 处理,进而利用所提算法对目标刚体进行位姿估计, 同时,通过六自由度并联平台控制器,获取同一时刻 六自由度并联平台的坐标并保存.

六自由度并联平台坐标系的原点位于上圆盘中心 位置,且其X,Y,Z轴方向保持固定.实验前,通过控 制器对并联平台进行初始化,将其位移与姿态值置零. 并联台移动时,控制器向PC机反馈六自由度并联平台 坐标系相对于初始时刻改变的位姿.实验中,为方便 与参考真值对比,令物体坐标系O<sup>b</sup>-X<sup>b</sup>Y<sup>b</sup>Z<sup>b</sup>与六自 由度并联平台坐标系O<sup>S</sup>-X<sup>S</sup>Y<sup>S</sup>Z<sup>S</sup>重合,同时令世界 坐标系O<sup>w</sup>-X<sup>w</sup>Y<sup>w</sup>Z<sup>w</sup>与初始时刻六自由度并联平台 坐标系重合,并将世界坐标系下物体坐标系原点的位 姿作为系统估计状态值,从而使计算获得的估计值与 真实值直接进行对比,如图7所示.



图 7 世界坐标系与六自由度并联平台坐标系之间关系

Fig. 7 The relation between world coordinate system and 6–DOF parallel platform coordinate system

5.2 仿真实验

采用带有两个局部相机子系统的系统进行仿真, 并利用UKF进行局部估计.仿真时,使其中一个局部 子系统始终处于未被遮挡状态(简称为正常子系统), 对另一个局部子系统进行遮挡处理,使其只能观测到 部分特征点(简称为非正常子系统).对缺失0至7个特 征点的情况依次进行仿真,记录系统融合结果和正常 子系统的估计结果,仿真结束后,计算正常子系统的 平均误差以及每次系统融合误差.通过对比分析两者 结果,从而选择合适的阈值,以此来区分子系统处于 何种遮挡情况.

对于正常子系统,通过下式计算仿真后的平均状态误差:

$$E^{\text{local}} = \frac{1}{N_{\text{f}}N_{\text{s}}N_{\text{k}}} \sum_{j=0}^{N_{\text{f}}-1} \sum_{m=1}^{N_{\text{s}}} \sum_{i=1}^{N_{\text{k}}} (x_{j,i}^{\text{local}} - x_{j,i}^{\text{truth}}),$$
(43)

其中: *j*为当前缺失特征点的个数, *N*<sub>f</sub>表示实验场景中的特征点总数, *N*<sub>s</sub>为每种缺失特征点的仿真状态下的 仿真次数, *N*<sub>k</sub>表示每次仿真的观测采样次数, *x*<sup>local</sup>表 示局部子系统的状态估计值, 对应于缺失*j*个特征点 的仿真实验中的第*i*个采样时刻, *x*<sup>truth</sup>表示在该时刻 的状态参考真值.系统分布式融合误差通过下式计算 获得:

$$E_{j}^{\text{fusion}} = \frac{1}{N_{\text{s}}N_{\text{k}}} \sum_{m=1}^{N_{\text{s}}} \sum_{i=1}^{N_{\text{k}}} (x_{j,i}^{\text{fusion}} - x_{j,i}^{\text{truth}}), \quad (44)$$

其中 $x_{j,i}^{\text{fusion}}$ 表示系统的状态融合估计值.为了更好地 对比缺失 j 个特征点的仿真状态下的系统融合估计误 差与正常子系统的平均估计误差,对上述多维状态误 差所包含的位置误差和角度误差分别进行定义,用  $E_{p}, E_{\Phi}$ 表示如下:

$$E_{\rm p} = \sqrt{E(x)^2 + E(y)^2 + E(z)^2},$$
 (45)

$$E_{\Phi} = \sqrt{E(\alpha)^2 + E(\beta)^2 + E(\gamma)^2}.$$
 (46)

从而正常子系统的平均位置误差和角度误差表示为 $E_p^{\text{local}}$ 和 $E_{\Phi}^{\text{local}}$ ,每次系统融合后的位置误差和角度误差表示为 $E_{p,j}^{\text{fusion}}$ 和 $E_{\Phi,j}^{\text{fusion}}$ .

仿真时,相机水平焦距设定为 $f_{x1} = f_{x2} = 500$ ,垂 直 焦 距 设 为 $f_{y1} = f_{y2} = 500$ ,光 心 横 坐 标 设 置 为  $u_{01} = u_{02} = 300$ ,纵坐标为 $v_{01} = v_{02} = 200$ ,采样周 期 $\Delta t = 0.05$  s,系统噪声协方差的初值设为 $Q_0 =$ 0.1×diag{0,0,0,5,5,5,0.1,0.1,0.1,0,0,0,2,2,2,0.1, 0.1,0.1},观测噪声协方差初值设为 $R_0 = 0.1 \times$  $I_{16\times16}$ , $I_{16\times16}$ 为16×16的单位矩阵,设置系统的初 始方差为 $P_0 = I_{18\times18}$ , $I_{18\times18}$ 为18×18的单位矩阵, 遗忘因子b = 0.9.世界坐标系相对于相机1和相机2 坐标系的坐标转换矩阵分别设置为

$${}^{c1}T^{w} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 400 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \ {}^{c2}T^{w} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 200 \\ 0 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 400 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

针对本文实验场景,特征点总数 $N_{\rm f} = 8$ ,每种仿真状态进行1000次仿真,即 $N_{\rm s} = 1000$ ,每次仿真时的观测采样次数设置为 $N_{\rm k} = 1000$ .

图8和图9分别展示了系统融合结果的位置误差和 角度误差与缺失特征个数之间的关系.









从中可以获得以下结论: 1) 系统融合结果的误差 随缺失特征点个数增加而增大; 2) 当目标特征点总个 数 $N_f = 8$ ,且缺失的特征点个数不超过2个时,融合结 果平均误差小于正常子系统的平均估计误差.分析可 得,当遮挡的特征点个数超过2个时,通过修补特征点 获取丢失观测信息的非正常子系统无法对整体系统 产生有效贡献.因此针对本文实验场景,用于区分严 重遮挡和部分遮挡的阈值设定为6,即 $n_L = 6$ .对于特 征点总数为 $N_f$ 的实验场景,可根据上述仿真方法计算 正常子系统的平均误差以及每次系统融合误差,获取误差大小与缺失特征点个数之间的对应关系,从而进行阈值选取.阈值选取的原则为:当局部子系统能够观测到特征点数量不小于阈值时,系统融合误差不大于正常子系统的平均误差,即满足 $n_{\rm L} \leq n_{\rm s} < n$ 时,  $E_{\rm p,j}^{\rm fusion} \leq E_{\rm p}^{\rm local}, E_{\Phi,j}^{fusion} \leq E_{\Phi}^{\rm local}.$ 

### 5.3 实际实验

实验采用两个相机对目标刚体进行位姿估计. 两 个相机的内部参数通过摄像机标定后获取, 其各项数 值分别如下:  $f_x^1 = 813.3459$ ,  $f_x^2 = 803.1460$ ,  $f_y^1 = 813.0550$ ,  $f_y^2 = 803.0452$ ,  $u_0^1 = 358.9625$ ,  $v_0^1 = 229.8308$ ,  $u_0^2 = 380.9250$ ,  $v_0^2 = 233.6312$ ; 畸 变 参 数为 $k_1^1 = 0.2124$ ,  $k_2^1 = -0.0145$ ,  $k_1^2 = 0.235$ ,  $k_2^2 = -0.0084$ ,  $p_1^1 = p_2^1 = p_1^2 = p_2^2 = 0$ . 设置过程噪声协 方差初始值均为

每个局部子系统的观测噪声协方差初始值均为 $R_0$  = 0.05 ·  $I_{16\times16}$ ,其中:  $I_{16\times16}$ 为16 × 16的单位矩阵,遗 忘因子b = 0.9,六自由度并联平台的初始位置和姿态 都为0,因此系统的初始状态量为零向量,设置系统的 初始方差为 $P_0$  = 0.01 ·  $I_{18\times18}$ ,为18 × 18的单位矩 阵.世界坐标系相对于相机1与相机2坐标系的坐标转 换矩阵分别为

$x^{1}T^{w} =$	0.9901	0.1386	-0.0235	-19.7744	
	-0.0076	-0.1137	-0.9934	89.0651	
	-0.1405	0.9838	-0.1114	406.5560	,
	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	
$c^2 T^w =$	[-0.9066]	-0.4140	0.0790	-71.8835	1
	0.0206	-0.1435	-0.9894	87.3729	
	0.4210	0.8988	-0.1215	377.5566	.
	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	

目标刚体上标记的8个特征点在物体坐标系下的坐标 为(35, -80, 50), (35, -10, 50), (-35, -10, 50), (-35, -80, 50), (20, -65, 50), (20, -10, 50), (-20, -65, 50), (-20, -25, 50), 单位为mm. 在实验过程中,利用不透 明的物体对两个相机镜头轮流进行遮挡,遮挡过程效 果如图10所示.



图 10 遮挡过程 Fig. 10 Occlusion process

在实验效果图中,为了方便观察位姿估计结果,将 出现遮挡的局部子系统对应状态量设置为零.图11展 示了遮挡情况下目标的重投影效果图,其中实线部分 表示利用本文方法获得位姿,虚线部分表示出现遮挡 的子系统所对应的位姿.





图12展示了带有遮挡的情况下目标位姿的估计结果,分析图像后可得到以下结论:

 1)本文算法在遮挡环境下依然能够有效地跟踪并 且估计目标刚体的位姿;

2) 当某一局部子系统出现遮挡时,系统整体融合 结果并不会与另一有效的局部估计结果完全重合,原 因在于融合过程中综合了另一局部估计信息和之前 的先验知识,使其得到自己的结果,但是随着时间的 推移,系统整体融合结果会趋向有效的局部估计结果.











(d) 欧拉角α轨迹



图 12 各个轴跟踪轨迹 Fig. 12 Tracking trajectory of each axis 为了客观验证算法的有效性,对系统的累积误差 进行了统计.为计算方便,令某一时刻出现严重遮挡 的子系统的误差与该时刻系统整体融合结果的误差 相等.通过图13可以看到,本文算法在遮挡情况下的 累计误差小于每个局部估计的累计误差.从图14可以

发现,本文算法在整个跟踪过程中的累积误差小于局部子系统使用AUKF的累积误差,证明了所提出算法的有效性.综上所述,过程噪声自适应分布式融合方法在系统出现遮挡的情况下仍然能有效地估计目标刚体的位姿,且其估计结果优于各个局部估计.



图 13 遮挡时刻各个轴累计误差 Fig. 13 Accumulative error of each axis during occlusion time





Fig. 14 Accumulative error of each axis

## 6 小结

针对在刚体位姿估计过程中出现的遮挡情况,本 文提出了AUKF分布式融合方法,通过引入改进的 Sage-Husa噪声估计器更新过程噪声,并针对不同的 遮挡情况采用对应的方案,详细描述了所提出的两种 遮挡问题的处理方法,最后,通过仿真确定了区分部 分遮挡和严重遮挡的阈值,并进行实验验证了该方法 具有很强的鲁棒性和有效性.本文所提方法适用于遮 挡情况下的刚体位姿估计,后续工作将针对遮挡情况 下的手术器械位姿跟踪进行深入研究.

## 参考文献:

- FARULLA G A, PIANU D, CEMPINI M. Vision-based pose estimation for robot-mediated hand telerehabilitation. *Sensors*, 2016, 16(2): 208.
- [2] VICENTE P, JAMONE L. Robotic hand pose estimation based on stereo vision and GPU-enabled internal graphical simulation. *Jour*nal of Intelligent & Robotic Systems, 2016, 83(3/4): 339 – 358.
- [3] HE C, LIU Y, WANG Y. Sensor-fusion based augmented-reality surgical navigation system. *The 2016 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference Proceedings*. Taipei, Taiwan: IEEE, 2016: 1 – 5.
- [4] HE Changyu, LIU Yue, WANG Yongtian. An optical-inertial hybrid tracking method for augmented reality surgical navigation. *Journal of Computer—Aided Design & Computer Graphics*, 2016, 28(3): 513 – 519.

(贺长宇,刘越,王涌天.用于增强现实手术导航系统的光学-惯性混

合跟踪方法. 计算机辅助设计与图形学学报, 2016, 28(3): 513-519.)

- [5] HE C. Study on hybid motion tracking technology and visualization for augmented reality assisted surgery navigation. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2015.
- [6] ZHAO Xinyang, LIU Yangchuan, GAO Wanrong, et al. A multi-view stereo vision-based tracking and positioning strategy for surgical instrument. *Journal of Jiangsu University (Natural Science Edition)*, 2018, 39(1): 57-63.
  (赵昕扬, 刘仰川, 高万荣, 等. 一种基于多目立体视觉的手术器械跟 踪定位策略. 江苏大学学报(自然科学版), 2018, 39(1): 57-63.)
- [7] ZHANG Zhengyu, HUANG Xuhui, YIN Jiang, et al. Research status and application of videogrammetric measurement techniques for wind tunnel testing. *Acta Aerodynamica Sinica*, 2016, 34(1): 70-79. (张征宇,黄叙辉, 尹疆, 等. 风洞试验中的视频测量技术现状与应用 综述. 空气动力学学报, 2016, 34(1): 70-79.)
- [8] VACCARELLA A, MOMI E D, ENQUOBAHRIE A, et al. Unscented Kalman filter based sensor fusion for robust optical and electromagnetic tracking in surgical navigation. *IEEE Transactions on In*strumentation & Measurement, 2013, 62(7): 2067 – 2081.
- [9] BUYVAL A, GAVRILENKOV M. Vision-based pose estimation for indoor navigation of unmanned micro aerial vehicle based on the 3D model of environment. *The 2015 International Conference on Mechanical Engineering, Automation and Control Systems (MEACS)*. Tomsk, Russia: IEEE, 2015: 1 – 4.
- [10] DU Guangxun, QUAN Quan, CAI Kaiyuan. Implicit Kalman filter for position estimation with visual and inertial sensor fusion. *Control Theory & Applications*, 2012, 29(7): 833 – 840. (杜光勋, 全权, 蔡开元. 视觉与惯性传感器融合的隐式卡尔曼滤波 位置估计算法. 控制理论与应用, 2012, 29(7): 833 – 840.)
- [11] LU C P, HAGER G D, MJOLSNESS E. Fast and globally convergent pose estimation from video images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(6): 610 – 622.

- [12] LEPETIT V, MORENO-NOGUER F, FUA P. EPnP: An accurate O(n) solution to the PnP problem. *International Journal of Computer Vision*, 2009, 81(2): 155 166.
- [13] MYERS K, TAPLEY B. Adaptive sequential estimation with unknown noise statistics. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1976, 21(4): 520 – 523.
- [14] JANABI-SHARIFI F, MAREY M. A kalman-filter-based method for pose estimation in visual servoing. *IEEE Transactions on Robotics*, 2010, 26(5): 939 – 947.
- [15] CHEN Peng, WANG Chenxiao. IEPnP: an iterative camera pose estimation algorithm based on EPnP. Acta Optica Sinica, 2018, 38(4): 0411001.

(陈鹏, 王晨骁. IEPnP: 一种基于EPnP的相机位姿迭代估计算法. 光 学学报, 2018, 38(4): 0411001.)

[16] JULIER S, UHLMANN J, DURRANTWHYTE H F. A new method for the nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimators. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2000, 45(3): 477 – 482.

[17] QI Naixin, ZHANG Shengxiu, CAO Lijia, et al. 1-point random sample consensus based on fading memory filtering for attitude estimation with monocular vision. *Journal of Chinese Inertial Technology*, 2016, 24(3): 366 – 371.
(齐乃新, 张胜修, 曹立佳, 等. 基于渐消记忆滤波的1点RANSAC单目视觉姿态估计算法. 中国惯性技术学报, 2016, 24(3): 366 – 371.)

[18] ASSA A, JANABI-SHARIFI F. A robust vision-based sensor fusion approach for real-time pose estimation. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2014, 44(2): 217 – 227.

[19] DENG Zili, WU Xiaohui. Fast algorithms for multisensor centralized measurement fusion Kalman filter. Science Technology and Engineering, 2005, 5(20): 1469 – 1472. (邓自立, 吴孝慧. 多传感器集中式观测融合Kalman滤波器快速算)

(小白亚, 天李急. 罗卡恩福莱平氏观测融合Kalman & 波福氏逐算 法. 科学技术与工程, 2005, 5(20): 1469 – 1472.)

- [20] ZHANG W A, YANG X, YU L. Sequential fusion estimation for RSS-based mobile robots localization with event-driven WSNs. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2016, 12(4): 1519 – 1528.
- [21] MIN W, ZHOU Z, ZHOU Z. Application of Improved Sage-Husa Kalman filter in voltage sag detection. *Power System Technology*, 2013, 37(1): 230 – 234.
- [22] HAUG A J. Bayesian Estimation and Tracking : A Practical Guide. Hoboken: John Wiley & Sons, 2012.
- [23] CHEN Y Y, ZHANG W A, YANG X S. Visual sensor-based and UKF-based pose estimation for moving rigid body. *Proceedings of the 36th Chinese Control Conference (G)*. Dalian: Dalian University of Technology Press, 2017: 1189 – 1192.
- [24] PAN Quan, YANG Feng, YE Liang, et al. Survey of a kind of nonlinear filters UKF. *Control & Decision*, 2005, 20(5): 481 489.
  (潘泉,杨峰,叶亮,等. 一类非线性滤波器—UKF综述. 控制与决策, 2005, 20(5): 481 489.)
- [25] CHANG K C, SAHA R K, BAR-SHALOM Y. On optimal track-totrack fusion. *IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems*, 1997, 33(4): 1271 – 1276.

作者简介:

**冯远静**博士,教授,博士生导师,目前研究方向为机器视觉、嵌入式装备自动化, E-mail: fyjing@zjut.edu.cn;

**黄良鹏**硕士研究生,目前研究方向为机器视觉、姿态测量, E-mail: liangpenghuang@foxmail.com;

**张文安** 博士, 教授, 博士生导师, 目前研究方向为运动姿态测量 及其在人机协作中的应用, E-mail: wazhang@zjut.edu.cn.