

基于视觉的机器人非线性位姿观测器^①

滕 游^② 刘安东 俞 立^③

(浙江工业大学信息工程学院 杭州 310023)

摘 要 本文利用相机对目标物体特征点的测量信息解决机器人相对位置和姿态的估计问题。首先,针对机器人运动过程中相机获得的目标物体连续图像,利用扩展 Kalman 滤波器估计特征点的三维信息。然后,在 SE(3) 空间上设计了一个非线性位姿观测器。利用得到的特征点三维信息构造了 Lyapunov 函数,并解耦成分别和姿态误差以及位置误差相关的两部分。利用 Lyapunov 稳定性原理设计了观测器的姿态误差和位置误差补偿律,证明了观测器在平衡点处是渐近稳定的。最后,通过数值仿真实验验证了所提算法的有效性。

关键词 位姿估计; 非线性观测器; Lyapunov 稳定性理论

0 引 言

基于单目相机的相对位姿的精确估计对于机器人^[1]、无人驾驶车辆^[2]、自主飞行器^[3]和虚拟现实^[4]等应用具有至关重要的作用。利用相机采集目标物体上相对 3D 方位已知的多个特征点的 2D 图像坐标,基于透视投影原理计算相机和目标物体之间的相对位姿,通常被称为 n 点透视 (perspective- n -point, PnP) 问题。解析法^[5-6]和迭代优化法^[7-8]是两类解决 PnP 的常用方法。解析类算法利用 3D-2D 对应点之间的几何关系求解位姿的解析表达式。迭代优化类算法把位姿估计问题作为最小二乘问题,采用非线性优化方法进行处理,主要存在收敛性的问题。这两类方法计算复杂度都较高,且容易受到图像采集噪声和坐标提取噪声的影响,主要适用于相对位姿不变的场景。当相机或目标物体处于运动中时,这两类方法的性能会变差。针对这种动态情况,充分利用相机载体的运动信息能够提高计算效率、改善估计性能,其主要思路是将相对位姿视作动态系统的状态,采用状态估计的方法解决位姿估计

问题。扩展 Kalman 滤波器 (extern Kalman filter, EKF) 是被经常使用的一种状态估计方法。文献[9]在视觉伺服中使用自适应 EKF 估计相对方位和速度。文献[10]使用基于直接线性变换 (direct linear transformation, DLT) 的 EKF 融合单目视觉的测量信息与惯性/磁传感器的测量信息估计相机的自身位姿和运动。这类方法的优点是可以充分利用其他传感器信息,但是无法进行稳定性分析。非线性观测器^[11]也是一种状态估计方法,和 EKF 相比,计算量更小,并且可以提供可靠的稳定性分析结果。

最近十几年来,采用非线性观测器估计物体的位姿受到了很多学者的关注。文献[12]设计了一个特殊正交群 (special orthogonal group, SOG) 空间上的非线性观测器融合多个惯性传感器,用来补偿低成本惯性传感器的姿态估计结果。文献[13]将姿态矩阵表示成一个 9 维向量,利用特征点的三维位置测量信息设计了一个全局指数稳定的姿态观测器。文献[14]进一步利用方向测量信息在特殊欧氏群 (special Euclidean group, SEG) 空间上设计了位置和姿态观测器,但是观测器的结构比较复杂。

① 国家自然科学基金-浙江两化融合联合基金(U1709213)项目资助。
② 男,1985 年生,硕士,助理研究员;研究方向:机器视觉,机器人控制,传感器融合;E-mail: ty@zjut.edu.cn
③ 通信作者,E-mail: lyu@zjut.edu.cn
(收稿日期:2020-04-10)

文献[15]设计了机器人坐标系和惯性坐标系中的姿态和位置观测器,但是为了得到观测器的校正增益矩阵和进行稳定性分析,需要求解一个 Riccati 矩阵微分方程。

本文针对眼在手(相机安装在机器人末端)的机器人视觉系统,在三维 SEG 空间 $SE(3)$ 上同时设计了姿态观测器和位置观测器,利用机器人提供的末端速度信息和相机提供的特征点测量信息补偿观测器的误差。主要内容描述如下:首先,建立在 $SE(3)$ 上描述的运动学模型,并构造了非线性位姿观测器结构;采用 EKF 估计目标物体上特征点的三维信息;利用三维信息构造一个 Lyapunov 函数,基于 Lyapunov 稳定性原理设计了姿态误差和位置误差补偿律;最后,通过数值仿真验证了方法的有效性。

1 问题描述

考虑如图 1 所示的眼在手机机器人视觉系统,其中相机安装在机器人末端,可以观测到目标物体。在相机上设置坐标系 $\{B\}$,在目标物体上设置固定坐标系 $\{L\}$ 。令 $(R, p) \in SE(3)$ 表示物体坐标系 $\{L\}$ 相对于相机坐标系 $\{B\}$ 的位姿,其中 R 表示相对位姿, p 表示坐标系原点间的相对位移,则物体坐标系在 $\{B\}$ 中的运动学模型为

$$\begin{aligned}\dot{R} &= -S(\omega)R \\ \dot{p} &= -v - S(\omega)p\end{aligned}\quad (1)$$

其中, ω 和 v 为相机在 $\{B\}$ 中的角速度和平动速度, $S(\cdot)$ 表示三维向量到反对称矩阵的映射

$$S(\omega) = \begin{bmatrix} 0 & -\omega_3 & \omega_2 \\ \omega_3 & 0 & -\omega_1 \\ -\omega_2 & \omega_1 & 0 \end{bmatrix}$$

通过机器人运动学,机器人控制器可以将各关节电机的运动速度转换成机器人末端的运动速度,利用手眼关系,进一步将末端的运动速度转化成相机运动速度 ω 和 v 。

假设相机在目标物体上测量到 n 个非共线特征点, $n \geq 3$ 。令特征点坐标在目标坐标系 $\{L\}$ 和相机坐标系 $\{B\}$ 中的表示分别为 x_i 和 q_i ($i = 1, 2, \dots, n$),则两者之间具有以下关系。

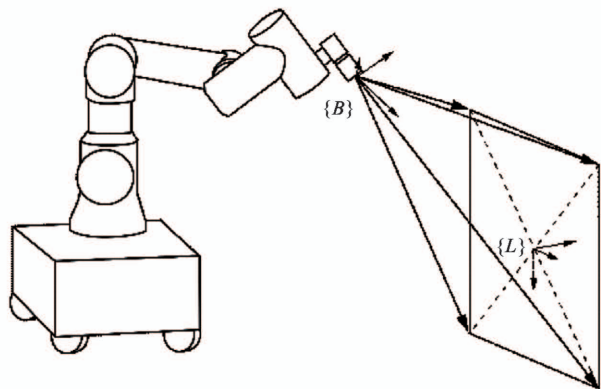


图 1 系统示意图

$$q_i = Rx_i + p \quad (2)$$

为了便于分析,假设选取的坐标系 $\{L\}$ 使得 $\sum x_i = 0$, 则 $p = \frac{1}{n} \sum q_i$ 。

为了利用 ω, v 和 q_i 估计 p 和 R 的真实值,设计一个和相机运动学具有相同结构的观测器如下。

$$\dot{\hat{R}} = -S(\hat{\omega})\hat{R} \quad (3a)$$

$$\dot{\hat{p}} = -\hat{v} - S(\hat{\omega})\hat{p} \quad (3b)$$

其中, $\dot{\hat{R}}$ 和 $\dot{\hat{p}}$ 表示 $\hat{R}$ 和 $\hat{p}$ 关于时间的微分, $\hat{R}$ 和 $\hat{p}$ 分别为 R 和 p 的估计值, $\hat{\omega}$ 和 $\hat{v}$ 为根据观测值 q_i 设计的补偿校正速度。定义观测器的观测误差为

$$\tilde{p} = \hat{p} - p, \quad \tilde{R} = R^T \hat{R} \quad (4)$$

可得观测误差的运动方程为

$$\begin{aligned}\dot{\tilde{R}} &= -R^T S(\hat{\omega} - \omega) \hat{R} = -S(R^T(\hat{\omega} - \omega)) \tilde{R} \\ \dot{\tilde{p}} &= -(\hat{v} - v) - S(\hat{\omega} - \omega) \hat{p} - S(\omega) \tilde{p}\end{aligned}\quad (5a)$$

$$\dot{\tilde{p}} = -(\hat{v} - v) - S(\hat{\omega} - \omega) \hat{p} - S(\omega) \tilde{p} \quad (5b)$$

本文的主要目标为合理设计观测器的速度反馈项 $\hat{\omega}$ 和 $\hat{v}$, 可以使得 $\hat{R}$ 和 $\hat{p}$ 趋向于系统的真实 R 和 p 。

2 非线性观测器设计

本节利用机器人提供的末端速度和物体特征分别设计姿态观测器和位置观测器。末端速度可以由机器人控制器提供,物体特征需要通过相机获得。一般的 RGB 相机在测量目标物体时不能直接得到特征点的三维信息,只能获得目标特征的二维图像信息。

为了获得特征点的三维信息,本文通过机器人的连续运动,使相机采集到相对方位可知的连续图像信息,进而建立两者之间的关系,使用 EKF 估计出目标点的三维信息。然后利用得到的三维信息设计相机和目标物体之间的位姿观测器。

2.1 特征点三维信息的估计

记目标物体特征点 $\mathbf{x}_i$ 在 k 时刻的相机坐标系中的状态为 $\mathbf{q}_i(k)$, 对应的运动方程为

$$\mathbf{q}_i(k) = \Delta \mathbf{R}(k-1) \mathbf{q}_i(k-1) + \Delta \mathbf{p}(k-1) + \mathbf{w}(k-1) \quad (6)$$

其中, $(\Delta \mathbf{p}(k-1), \Delta \mathbf{R}(k-1))$ 为相机从 $k-1$ 时刻到 k 时刻的运动,由机器人控制器提供, $\mathbf{w}(k-1)$ 是零均值、协方差为 $\mathbf{Q}_w$ 的高斯噪声。

令 $\mathbf{q}_i(k) = [q_{i,1}(k) \ q_{i,2}(k) \ q_{i,3}(k)]^T$, 则 $\mathbf{q}_i$ 在相机的归一化图像平面上的坐标满足透视投影模型:

$$\mathbf{z}_i(k) = h(\mathbf{q}_i(k)) = \begin{bmatrix} \frac{q_{i,1}(k)}{q_{i,3}(k)} & \frac{q_{i,2}(k)}{q_{i,3}(k)} \end{bmatrix}^T + \mathbf{v}(k) \quad (7)$$

其中, $\mathbf{z}_i(k)$ 为归一化图像坐标, $h(\cdot)$ 表示透视投影变换, $\mathbf{v}(k)$ 表示零均值、协方差为 $\mathbf{Q}_v$ 的高斯噪声。

从而可得用于估计三维信息的 EKF 的预测方程:

$$\mathbf{q}_i^-(k) = \Delta \mathbf{R}(k-1) \mathbf{q}_i^+(k-1) + \Delta \mathbf{p}(k-1) \quad (8a)$$

$$\mathbf{P}^-(k) = \Delta \mathbf{R}(k-1) \mathbf{P}^+(k-1) \Delta \mathbf{R}^T(k-1) + \mathbf{Q}_w \quad (8b)$$

以及更新方程:

$$\mathbf{K}(k) = \mathbf{P}^-(k) \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \mathbf{P}^-(k) \mathbf{H}^T + \mathbf{Q}_v)^{-1} \quad (9a)$$

$$\mathbf{q}_i^+(k) = \mathbf{q}_i^-(k) + \mathbf{K}(k) (\mathbf{z}_i(k) - h(\mathbf{q}_i^-(k))) \quad (9b)$$

$$\mathbf{P}^+(k) = (\mathbf{I} - \mathbf{K}(k) \mathbf{H}) \mathbf{P}^-(k) \quad (9c)$$

其中, $\mathbf{H}$ 为式(7)的近似线性矩阵:

$$\mathbf{H} = \frac{\partial(h(\mathbf{q}_i(k)))}{\partial(\mathbf{q}_i(k))} = \begin{bmatrix} \frac{1}{q_{i,3}(k)} & 0 & \frac{-q_{i,1}(k)}{q_{i,3}^2(k)} \\ 0 & \frac{1}{q_{i,3}(k)} & \frac{-q_{i,2}(k)}{q_{i,3}^2(k)} \end{bmatrix} \quad (10)$$

2.2 基于视觉测量信息的 Lyapunov 函数

本文考虑下面的 Lyapunov 函数:

$$V = \frac{1}{2} \sum \|\hat{\mathbf{q}}_i - \mathbf{q}_i\|^2 \quad (11)$$

其中, $\hat{\mathbf{q}}_i$ 为特征点 $\mathbf{x}_i$ 在估计值 $\hat{\mathbf{R}}$ 和 $\hat{\mathbf{p}}$ 的作用下的估计测量值,可以表示为

$$\hat{\mathbf{q}}_i = \hat{\mathbf{R}} \mathbf{x}_i + \hat{\mathbf{p}} \quad (12)$$

选取的 Lyapunov 函数是所有特征点的估计值 $\hat{\mathbf{q}}_i$ 和真实值 $\mathbf{q}_i$ 之间的偏差的平方和。Lyapunov 函数中的偏差实际上反映了姿态和位置的估计误差,当 $\hat{\mathbf{R}}$ 和 $\hat{\mathbf{p}}$ 趋向于真实值时, $\hat{\mathbf{q}}_i$ 趋向于 $\mathbf{q}_i$, Lyapunov 函数值趋向于 0。

本文在 SE(3) 空间上设计观测器,下面的引理表明,选取的 Lyapunov 函数可以表示成 SE(3) 空间上的函数。

引理 1 式(11)提出的 Lyapunov 函数可以表示成

$$V(\mathbf{p}, \mathbf{R}) = V_p + V_R \quad (13)$$

其中,

$$V_p = \frac{n}{2} \bar{\mathbf{p}}^T \bar{\mathbf{p}} \quad (14a)$$

$$V_R = \sum \mathbf{x}_i^T (\mathbf{I} - \tilde{\mathbf{R}}) \mathbf{x}_i \quad (14b)$$

证明 根据式(2)和式(12),式(13)中的 Lyapunov 函数可以重新写成如下形式:

$$\begin{aligned} V &= \frac{1}{2} \sum \|\hat{\mathbf{q}}_i - \mathbf{q}_i\|^2 \\ &= \frac{1}{2} \sum [(\hat{\mathbf{R}} - \mathbf{R}) \mathbf{x}_i + \bar{\mathbf{p}}]^T [(\hat{\mathbf{R}} - \mathbf{R}) \mathbf{x}_i + \bar{\mathbf{p}}] \end{aligned}$$

展开上式,利用旋转矩阵的正交性和 $\sum \mathbf{x}_i = 0$, 可得:

$$\begin{aligned} V &= \frac{n}{2} \bar{\mathbf{p}}^T \bar{\mathbf{p}} + \frac{1}{2} \sum \mathbf{x}_i^T (\hat{\mathbf{R}} - \mathbf{R})^T (\hat{\mathbf{R}} - \mathbf{R}) \mathbf{x}_i \\ &= \frac{n}{2} \bar{\mathbf{p}}^T \bar{\mathbf{p}} + \sum \mathbf{x}_i^T (\mathbf{I} - \tilde{\mathbf{R}}) \mathbf{x}_i \end{aligned}$$

从而可以将式(13)分解成式(14a)和式(14b), 证毕。

从上式可知,已经将 Lyapunov 函数解耦成分别和位置误差和姿态误差相关的两部分。进一步将和姿态误差有关的部分写成矩阵形式:

$$V_R = \text{tr}((\mathbf{I} - \tilde{\mathbf{R}}) \mathbf{X} \mathbf{X}^T) \quad (15)$$

其中, $\tilde{\mathbf{R}}$ 是一个姿态矩阵, 故满足罗德里格公式:

$$\tilde{\mathbf{R}} = \cos\theta \mathbf{I} + \sin\theta \mathbf{S}(\mathbf{n}) + (1 - \cos\theta) \mathbf{n}\mathbf{n}^T$$

代入式(10), 可得:

$$\begin{aligned} V_R &= \text{tr}((1 - \cos\theta)(\mathbf{I} - \mathbf{n}\mathbf{n}^T)\mathbf{X}\mathbf{X}^T) \\ &= (1 - \cos\theta) \mathbf{n}^T (\text{tr}(\mathbf{X}\mathbf{X}^T)\mathbf{I} - \mathbf{X}\mathbf{X}^T) \mathbf{n} \quad (16) \end{aligned}$$

从上式可以看出 V 不小于 0, 且在特征点不共线的情况下, 当且仅当 $\tilde{\mathbf{p}} = 0$ 和 $\tilde{\mathbf{R}} = \mathbf{I}$ 时, $V = 0$ 。

引理 2 式(13)中的 Lyapunov 函数关于时间的微分可以表示成 $\dot{V} = \dot{V}_p + \dot{V}_R$, 其中

$$\dot{V}_p = -\mathbf{n}\tilde{\mathbf{p}}^T(\hat{\mathbf{v}} - \mathbf{v} + \mathbf{S}(\hat{\boldsymbol{\omega}} - \boldsymbol{\omega})\hat{\mathbf{p}}) \quad (17a)$$

$$\dot{V}_R = -\sum (\mathbf{q}_i - \mathbf{p})^T \mathbf{S}(\hat{\mathbf{q}}_i - \hat{\mathbf{p}})(\hat{\boldsymbol{\omega}} - \boldsymbol{\omega}) \quad (17b)$$

证明 对式(14a)进行微分, 得到:

$$\dot{V}_p = -\mathbf{n}\tilde{\mathbf{p}}^T(\hat{\mathbf{v}} - \mathbf{v} + \mathbf{S}(\hat{\boldsymbol{\omega}} - \boldsymbol{\omega})\hat{\mathbf{p}} + \mathbf{S}(\boldsymbol{\omega})\tilde{\mathbf{p}})$$

由于 $\tilde{\mathbf{p}}^T \mathbf{S}(\boldsymbol{\omega})\tilde{\mathbf{p}} = 0$, 得到式(17a)。

对式(14b)进行微分, 并结合式(5a), 可得:

$$\begin{aligned} \dot{V}_R &= -\sum \mathbf{x}_i^T \dot{\tilde{\mathbf{R}}} \mathbf{x}_i = \sum \mathbf{x}_i^T \mathbf{R}^T \mathbf{S}(\hat{\boldsymbol{\omega}} - \boldsymbol{\omega}) \hat{\mathbf{R}} \mathbf{x}_i \\ &= \sum (\mathbf{q}_i - \mathbf{p})^T \mathbf{S}(\hat{\boldsymbol{\omega}} - \boldsymbol{\omega})(\hat{\mathbf{q}}_i - \mathbf{p}) \\ &= -\sum (\mathbf{q}_i - \mathbf{p})^T \mathbf{S}(\hat{\mathbf{q}}_i - \hat{\mathbf{p}})(\hat{\boldsymbol{\omega}} - \boldsymbol{\omega}) \end{aligned}$$

式(17b)得证。

2.3 姿态和位置观测器设计

通过分解选择的 Lyapunov 函数, 将位姿估计问题分解为姿态估计问题和位置估计问题, 从而使得可以根据 Lyapunov 稳定性原理分别设计补偿律。注意到, V_R 的变化和 $\hat{\boldsymbol{\omega}}$ 有关, 但是 V_p 的变化和 $\hat{\boldsymbol{\omega}}$ 与 $\hat{\mathbf{v}}$ 都有关。故先考虑设计姿态观测器。

考虑如下姿态补偿律:

$$\dot{\hat{\boldsymbol{\omega}}} = \boldsymbol{\omega} + k_\omega \boldsymbol{\alpha}_\omega \quad (18)$$

其中, k_ω 是一个大于 0 的常数。

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\alpha}_\omega &= (\sum (\mathbf{q}_i - \mathbf{p})^T \mathbf{S}(\hat{\mathbf{q}}_i - \hat{\mathbf{p}}))^T \\ &= \sum \mathbf{S}(\hat{\mathbf{q}}_i - \hat{\mathbf{p}})^T (\mathbf{q}_i - \mathbf{p}) \end{aligned}$$

在该补偿律的作用下

$$\dot{V}_R = -k_\omega \boldsymbol{\alpha}_\omega^T \boldsymbol{\alpha}_\omega \leq 0 \quad (19)$$

定理 3 在姿态补偿律式(18)作用下, 对于观测器式(3b), 使得 Lyapunov 函数的微分式(17b)等于 0 的解为

$$\tilde{\mathbf{R}} = \mathbf{I} \text{ 或 } \tilde{\mathbf{R}} = \text{rot}(\pi, \mathbf{n}_i)$$

其中, $\mathbf{n}_i$ 为 $\mathbf{P} = \text{tr}(\mathbf{X}\mathbf{X}^T)\mathbf{I} - \mathbf{X}\mathbf{X}^T$ 的特征向量。

证明 从式(19)可知, 在姿态补偿律式(18)的作用下, $\dot{V}_R = 0$ 等价于 $\boldsymbol{\alpha}_\omega = 0$ 。

首先, 利用式(15)推导出 $\boldsymbol{\alpha}_\omega$ 的另一个表达式。对式(15)求微分, 得到:

$$\dot{V}_R = \text{tr}(\mathbf{S}(\mathbf{R}^T(\hat{\boldsymbol{\omega}} - \boldsymbol{\omega}))\tilde{\mathbf{R}}\mathbf{X}\mathbf{X}^T)$$

令 $\mathbf{a} = \mathbf{R}^T(\hat{\boldsymbol{\omega}} - \boldsymbol{\omega})$, $\tilde{\mathbf{R}} = \mathbf{I} + \mathbf{N}\mathbf{S}(\mathbf{n})$, 其中

$$\mathbf{N} = \sin\theta \mathbf{I} + (1 - \cos\theta) \mathbf{S}(\mathbf{n}) \quad (20)$$

可得:

$$\begin{aligned} \dot{V}_R &= \text{tr}(\mathbf{S}(\mathbf{a})(\mathbf{I} + \mathbf{S}(\mathbf{n})\mathbf{N})\mathbf{X}\mathbf{X}^T) \\ &= \mathbf{a}^T \mathbf{N} \mathbf{X} \mathbf{X}^T \mathbf{n} - \mathbf{a}^T \text{tr}(\mathbf{N} \mathbf{X} \mathbf{X}^T) \mathbf{n} \\ &= \mathbf{a}^T \mathbf{N} \mathbf{X} \mathbf{X}^T \mathbf{n} - \mathbf{a}^T \sin\theta \text{tr}(\mathbf{X} \mathbf{X}^T) \mathbf{n} \\ &= \mathbf{a}^T \mathbf{N} \mathbf{X} \mathbf{X}^T \mathbf{n} - \mathbf{a}^T \mathbf{N} \text{tr}(\mathbf{X} \mathbf{X}^T) \mathbf{n} \\ &= \mathbf{a}^T \mathbf{N} \mathbf{P} \mathbf{n} \end{aligned}$$

结合式(18)和式(19)得到 $\boldsymbol{\alpha}_\omega$ 的等价表达式:

$$\boldsymbol{\alpha}_\omega = -\mathbf{R} \mathbf{N} \mathbf{P} \mathbf{n}$$

将式(20)代入上式, 得到 $\boldsymbol{\alpha}_\omega = 0$ 的等价表达式:

$$\sin\theta \mathbf{P} \mathbf{n} + (1 - \cos\theta) \mathbf{S}(\mathbf{n}) \mathbf{P} \mathbf{n} = 0$$

使得上式成立的条件为 $\theta = 0$, 或者 $\theta = \pi$ 且 $\mathbf{S}(\mathbf{n}) \mathbf{P} \mathbf{n} = 0$ 。显而易见, 当且仅当 $\mathbf{n}_i$ 为 $\mathbf{P}$ 的特征向量时, $\mathbf{S}(\mathbf{n}) \mathbf{P} \mathbf{n} = 0$ 。

证毕。

注: 针对三维旋转群 $\text{SO}(3)$ 空间上的函数 V_R , 文献[16]已经证明了非期望平衡点是不稳定的, 期望平衡点是几乎全局渐近稳定的, 即从非期望平衡点之外的任意初始状态出发, 姿态观测器都可以收敛到期望平衡点。

在获得姿态估计补偿律的情况下, 设计位置估计补偿律为

$$\begin{aligned} \dot{\hat{\mathbf{v}}} &= \mathbf{v} - \mathbf{S}(\hat{\boldsymbol{\omega}} - \boldsymbol{\omega})\hat{\mathbf{p}} + k_v \tilde{\mathbf{p}} \\ &= \mathbf{v} - k_\omega \mathbf{S}(\boldsymbol{\alpha}_\omega)\hat{\mathbf{p}} + k_v \tilde{\mathbf{p}} \end{aligned} \quad (21)$$

其中 k_v 为正实数。从而得到:

$$\dot{V}_p = -nk_v \tilde{\mathbf{p}}^T \tilde{\mathbf{p}} \leq 0$$

综上所述, 根据 Lyapunov 稳定性理论, 观测器的平衡点 $(\tilde{\mathbf{p}}, \tilde{\mathbf{R}}) = (0, \mathbf{I})$ 是渐近稳定的。从离开非期望平衡点的任意初始位置出发, 观测器都可以渐近收敛到 $(\tilde{\mathbf{p}}, \tilde{\mathbf{R}}) = (0, \mathbf{I})$ 。实际上, 即便观测器

的初始估计误差处于非期望平衡点,在机器人的运行过程中,也会由于系统噪声、测量噪声以及本身的旋转运动使得估计误差偏离非期望平衡点,从而收敛到期望平衡点。

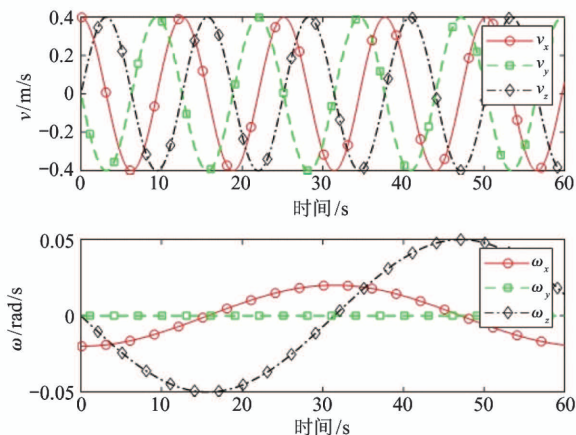
3 仿真结果

本节使用数值仿真对观测器的有效性进行验证。首先设定相机的初始位姿和运动速度为 $\mathbf{p} = (-0.2, -0.2, 3)^T$, $\mathbf{R} = \text{rot}(z, -\pi/5)\text{rot}(x,$

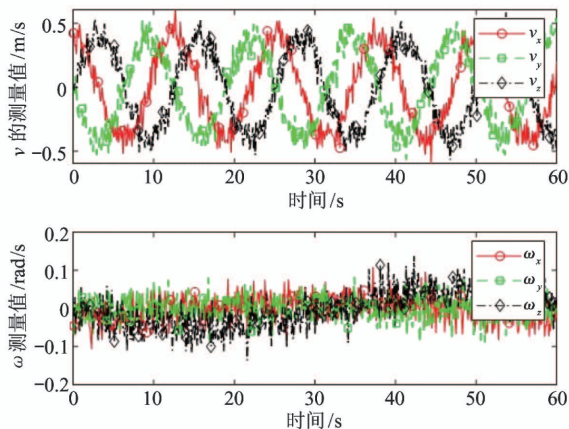
$-0.2)$, $v_x = 0.4\cos(0.5t)$, $v_y = -0.4\sin(0.5t)$, $v_z = 0.4\sin(0.5t)$, $\omega_x = -0.02\cos(0.1t)$, $\omega_y = 0$, $\omega_z = -0.05\sin(0.1t)$ 。

其中, $\text{rot}(\mathbf{n}, \theta)$ 表示绕轴 $\mathbf{n}$ 旋转 θ 弧度。设置相机平动速度和旋转速度的测量噪声的均值为 0, 方差分别为 0.005 和 0.001, 相机的真实速度和测量速度如图 2 所示。

设定观测器的位置和姿态的初始估计值为 $\hat{\mathbf{p}} = (0, 0, 1)^T$, $\hat{\mathbf{R}} = \mathbf{I}$ 。相对方位的估计值和观测器的估计误差如图 3 所示。

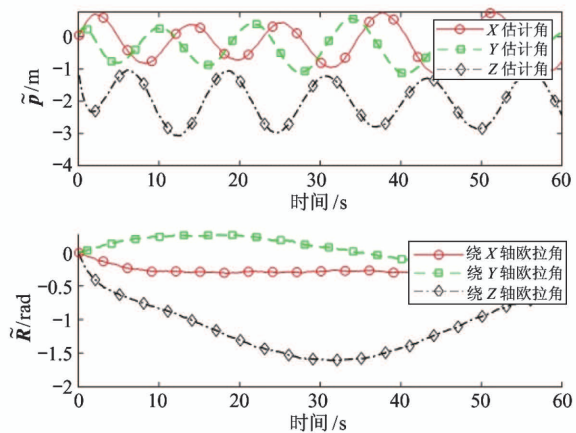


(a) 相机速度的真实值

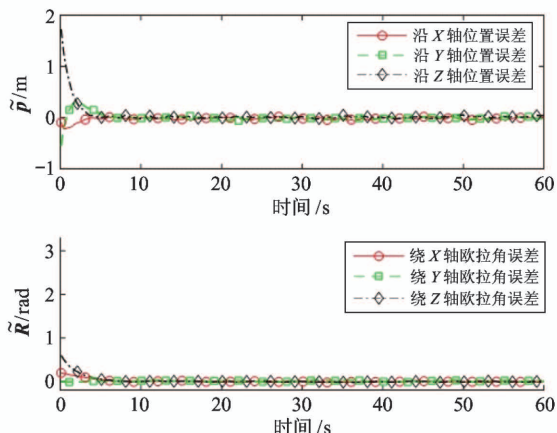


(b) 相机速度的测量值

图 2 相机速度的真实值和测量值



(a) 相对方位的估计值



(b) 估计误差

图 3 相机的方位的估计值和估计误差

然后对观测器的收敛域进行验证,修改之前的设定运动,将相机的旋转速度都设为 0,将初始姿态设为 $\mathbf{I}_{3 \times 3}$,将估计器的初始位姿设为 $\text{rot}(z, \pi)$,得到的估计误差如图 4(a)所示。从图中可以看出,估

计器无法估计出真实的姿态和位置。对初始姿态分别加 0.01、0.5 和 1 弧度的偏差,估计误差分别如图 4(b)、4(c)和 4(d)所示。从图中可以看出,初始姿态偏离非稳定平衡点后,观测器的估计值可以收

敛到真实值,且偏离越大,收敛速度越快。需要特别说明的是,在对 $rot(z, \pi)$ 进行仿真时,需要将测量的旋转速度修改为无方差的理想速度,否则旋转速度测量噪声会改变观测器的估计姿态,造成和非期

望平衡点之间的微小偏离,观测器的估计误差结果将和图 4(b)类似,这个结果从另一个角度说明了观测器具有可以从几乎全部初始状态收敛到期望值的能力。

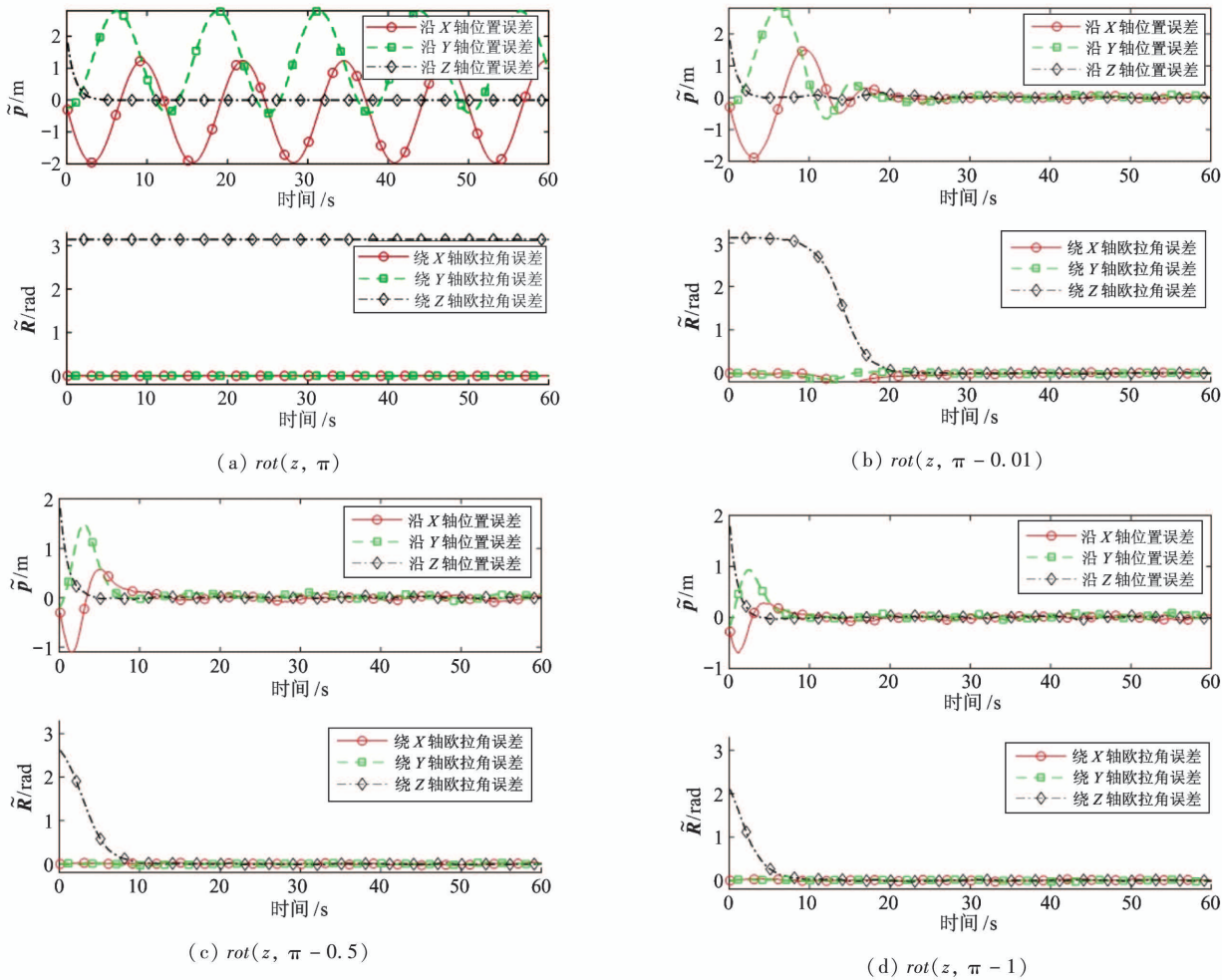


图 4 不同初始姿态估计值的估计误差

4 结 论

针对眼在手的视觉系统和目标物体之间的相对位置和姿态估计问题,本文利用扩展 Kalman 滤波器对目标特征点的三维信息进行估计,基于 Lyapunov 稳定性理论,并利用 Kalman 滤波器的输出信息设计了渐近稳定的位姿观测器。数值仿真结果表明,观测器对位置和姿态具有良好的估计性能,可以从几乎所有初始估计渐近收敛到期望平衡点。

参考文献

[1] He Z, Jiang Z, Zhao X, et al. Sparse template-based 6D

pose estimation of metal parts using a monocular camera [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2020, 67(1): 390-401

[2] Pereira F I, Luft J A, Ilha G, et al. A novel resection-in-tersection algorithm with fast triangulation applied to mo-nocular visual odometry[J]. *IEEE Transactions on Intel-ligent Transportation Systems*, 2018, 19(11): 3584-3593

[3] Marantos P, Koveos Y, Kyriakopoulos K J. UAV state estimation using adaptive complementary filters [J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2016, 24(4):1214-1226

[4] Marchand E, Uchiyama H, Spindler F. Pose estimation for augmented reality: a hands-on survey [J]. *IEEE*

- Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2016, 22(12): 2633-2651
- [5] Horaud R, Conio B, Le Boulleux O, et al. An analytic solution for the perspective 4-point problem[J]. *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 1989, 47(1): 33-44
- [6] Lepetit V, Moreno-Noguer F, Fua P. EPnP: an accurate $O(n)$ solution to the PnP problem[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2009, 81(2):155-166
- [7] Lu C P, Hager G D, Mjolsness E. Fast and globally convergent pose estimation from video images[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 22(6):610-622
- [8] 禹鑫焱, 朱熠琛, 詹益安, 等. SLAM 过程中的机器人位姿估计优化算法研究[J]. 高技术通讯, 2018, 28(8): 712-718
- [9] Janabi-Sharifi F, Marey M. A Kalman-filter-based method for pose estimation in visual servoing[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2010, 26(5):939-947
- [10] Ligorio G, Sabatini A. Extended Kalman filter-based methods for pose estimation using visual, inertial and magnetic sensors: comparative analysis and performance evaluation[J]. *Sensors*, 2013, 13(2):1919-1941
- [11] Mahony R, Trumpf J, Hamel T. Observers for kinematic systems with symmetry[J]. *IFAC Proceedings Volumes*, 2013, 46(23):617-633
- [12] Mahony R, Hamel T, Pflimlin J M. Complimentary filter design on the special orthogonal group $SO(3)$ [C] // IEEE Conference on Decision and Control, Seville, Spain, 2005: 1477-1484
- [13] Batista P, Silvestre C, Oliveira P. A GES attitude observer with single vector observations[J]. *Automatica*, 2012, 48(2):388-395
- [14] Baldwin G, Mahony R, Trumpf J. A nonlinear observer for 6 DOF pose estimation from inertial and bearing measurements[C] // IEEE International Conference on Robotics and Automation, Kobe, Japan, 2009: 2237-2242
- [15] Hamel T, Samson C. Riccati observers for the non-stationary PnP problem[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2018, 63(3):726-741
- [16] Cunha R, Silvestre C, Hespanha J, et al. Vision-based control for rigid body stabilization [J]. *Automatica*, 2011, 47(5):1020-1027

Vision-based nonlinear pose observer for robot

Teng You, Liu Andong, Yu Li

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

Abstract

This paper studies the estimation problem of the relative position and attitude for robots based on measured feature points of the target object from the camera. Firstly, an extended Kalman filtering is used to estimate the 3-D information of the feature points in the continuous image of the target object obtained by the camera. Secondly, a nonlinear pose observer is designed on the $SE(3)$, and Lyapunov function is constructed by the estimated 3-D information of the feature points, which can be decomposed into two parts related to attitude error and position error. Moreover, the attitude error and position error compensation laws of the observer are designed by using the Lyapunov stability theory, and it is proved that the observer is asymptotically stable at the equilibrium point. Finally, the effectiveness of the proposed algorithm is verified by simulation experiment.

Key words: pose estimation, nonlinear observer, Lyapunov stability theory