

软体机械臂水下自适应鲁棒视觉伺服

徐 璠¹ 王贺升¹

摘 要 水下仿生软体机器人在水底环境勘测, 水下生物观测等方面具有极高的应用价值. 为进一步提升仿章鱼臂软体机器人在特殊水下环境中控制效果, 提出一种自适应鲁棒视觉伺服控制方法, 实现其在干扰无标定环境中的高精度镇定控制. 基于水底动力学模型, 设计保证动力学稳定的控制器; 针对柔性材料离线标定过程繁琐、成本高, 提出材料参数自适应估计算法; 针对水下特殊工作条件, 设计自适应鲁棒视觉伺服控制器, 实现折射效应的在线补偿, 并通过自适应未知环境干扰上界, 避免先验环境信息的求解. 所提算法在软体机器人样机中验证其镇定控制性能, 为仿生软体机器人的实际应用提供理论基础.

关键词 软体机器人, 自适应鲁棒控制, 无标定视觉伺服, 水下视觉伺服

引用格式 徐璠, 王贺升. 软体机械臂水下自适应鲁棒视觉伺服. 自动化学报, 2023, 49(4): 744–753

DOI 10.16383/j.aas.c200457

Adaptive Robust Visual Servoing Control of a Soft Manipulator in Underwater Environment

XU Fan¹ WANG He-Sheng¹

Abstract Underwater bioinspired soft robots enjoy high applicability in underwater exploring, biology observing, etc. This paper proposes an adaptive robust controller to improve the performance of the octopus-inspired soft robot in underwater environment and to realize accurate positioning control in the uncalibrated environment with disturbances. The paper designed a dynamically stable controller based on the underwater dynamic model. Considering the high-costing and tedious offline identification of soft material parameters, the paper proposed an adaptive method to estimate the unknowns. Considering the special underwater working condition, the paper proposed an adaptive robust visual servo controller, which can online compensate for refraction effect and avoid solving prior environment information by estimating unknown upper bound of environment disturbances. The proposed algorithm was experimentally validated in a soft robot prototype, serving as a theoretical basis of applications of bioinspired soft robots.

Key words Soft robot, adaptive robust control, uncalibrated visual servoing, underwater visual servoing

Citation Xu Fan, Wang He-Sheng. Adaptive robust visual servoing control of a soft manipulator in underwater environment. *Acta Automatica Sinica*, 2023, 49(4): 744–753

仿生软体机器人在非结构化环境中具有良好的应用前景. 近年来, 受海洋生物的外形结构特性与运动机理的启发, 科学家们设计并制造了不同性状的水下软体机器人系统, 它们具有类似章鱼臂、海星、鱼鳍等外形, 在水下抓取、水下生物观察、水底环境探索、救援、导航等任务中展现了巨大应用价值^[1–2]. 然而水下环境的特殊性, 如存在较强的外部水流干扰和环境不确定性, 制约了该类软体机器人

的控制效果. 除此之外, 软体机器人本身的复杂非线性材料特性也提升了系统建模难度, 增加基于模型控制算法设计的难度. 针对上述两个问题, 本文提出自适应鲁棒视觉伺服, 设计非线性材料参数在线估计算法, 简化离线建模步骤; 针对水下环境特殊光学条件和未知干扰, 设计折射影响的在线补偿和未知水流干扰上界自适应估计算法, 避免了水下相机复杂繁琐的标定过程和对外界环境先验信息的求解, 实现此类环境中鲁棒视觉伺服控制.

精确的系统模型是保证基于模型的闭环控制器良好性能的前提. 软体机器人所独有的柔性机构虽然赋予了其极好的环境适应与安全交互能力, 但同时也增加了这类机器人的建模难度: 非线性柔性材料增加了系统的耦合效应, 需要额外考虑形状参数与系统输入力和外部作用力之间的非线性映射关系. 近十年来, 许多科学家致力于软体机器人系统

收稿日期 2020-06-24 录用日期 2020-12-01

Manuscript received June 24, 2020; accepted December 1, 2020

国家自然科学基金 (62073222, 61722309) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (62073222, 61722309)

本文责任编辑 黄攀峰

Recommended by Associate Editor HUANG Pan-Feng

1. 上海交通大学电子信息与电气工程学院自动化系 上海 200240

1. Department of Automation, School of Electronics Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240

的精确动力学模型研究. 相关研究可归为连续性建模^[3-4]、离散化建模^[5-6]、有限元建模^[7]和基于数据驱动模型学习^[8]几个方面. 在上述方法中, 离散化模型更加适用于实时闭环控制任务. 本文采用基于凯恩方法 (Kane's method) 建立的水下动力学模型 (离散化模型)^[9]. 该模型考虑了外部水流作用对软体机械臂运动状态的影响, 并基于粘弹性材料本构方程建模因软体机械臂形变导致的能量变化. 所求解的解析水下动力学模型中涉及内能变化项, 该模型的求解需要柔性材料弹性模量和粘性系数的标定. 传统的标定过程由于柔性材料的特殊性造成标定工作复杂繁琐, 这为基于模型的视觉控制任务增加了不便. 因此本文首先设计了未知材料参数的自适应估计方法, 简化控制器设置的前期准备工作.

本文基于软体机械臂水下动力学模型, 设计了自适应图像视觉伺服镇定控制器. 视觉伺服广泛应用于刚体机器人控制任务中^[10-12], 近年来, 在软体机器人控制任务中同样证明其适用性^[13-14]. 然而水下干扰环境和特殊光学条件提升了视觉伺服算法的设计难度: 水流干扰导致模型不确定性增加, 降低模型精度, 进而导致控制性能下降; 水下环境造成光线的折射, 使得基于光线直线传播原理建立的相机投影模型不再适用, 同时水下环境也增加了人工离线标定工作的复杂度. 针对上述两个问题, 本文设计自适应鲁棒视觉伺服控制算法, 实现对未知相机参数、折射影响和环境干扰的在线估计, 避免水下相机离线标定和传统鲁棒控制中对外界扰动的先验信息求解, 在保证控制器性能的同时进一步简化控制任务流程. 精确的视觉伺服控制算法的关键是建立精确的图像速度-机器人关节速度的映射模型, 该模型依赖于相机内外参数的标定. 考虑水下环境的特殊性, 传统的离线标定方法要求更高的人力成本. 研究者提出不同方法以简化相机离线标定工作. 文献^[15]提出基于“深度独立交互矩阵”速度映射线性化方法, 从而实现未知相机参数的自适应估计. 但此类研究基于同种介质中光线直线传播原理所构建的相机模型, 未考虑光线偏折情况下的视觉测量问题, 不适用于水下视觉伺服任务. 除此之外, 基于 Broyden^[16]方法的图像雅可比估计和扩展卡尔曼滤波^[17]的方法也被证实可以解决未标定图像视觉伺服问题, 但由于水下相机模型非线性程度提升, 可能导致此类图像雅可比矩阵估计方法误差加大, 降低视觉伺服控制性能. 针对水下相机标定, 文献^[18-19]提出将折射影响等同于镜头畸变问题, 并通过标定畸变参数消除水下折射的影响. 布朗模型 (Brown's model)^[20]广泛用来表征镜头畸变影响, 它以多项式函数的形式对失真效应进行数学描述, 具有精度要

求与计算复杂度兼顾的特点. 在文献^[18-19]中, 这一模型被用来表征因折射导致的图像变形、像素点坐标测量存在偏差的问题. 关于畸变模型求解的问题, 现有研究大都基于两步法, 通过离线非线性数值优化方法来计算模型中出现的未知系数^[21-22], 这一方法要求极大的计算量, 且不可避免地导致离线标定误差. 本文同样采用畸变模型来解释水下折射现象, 并通过估计该模型实现在线折射影响的补偿. 为了简化水下相机标定工作, 我们采用基于复合未知参数估计的在线自适应方法, 通过设计自适应估计器, 解决了水下无标定视觉伺服问题. 除此之外, 本文提出水下环境干扰上界的自适应估计算法, 相比于传统的鲁棒控制器中需预估干扰范围的前提^[23], 进一步避免了求解环境先验信息的步骤.

本文采用自适应图像视觉伺服方法, 解决了仿章鱼软体机械臂无标定水下视觉伺服问题, 并针对环境干扰设计自适应鲁棒算法, 提升控制系统稳定性. 本文主要贡献可概括为以下两个方面:

1) 针对软体机器人材料模型的特殊性导致动力学模型求解困难、动力学控制实用性降低的问题, 本文采用自适应方法在线估计柔性材料参数, 避免在确定机器人系统动力学模型时, 所必须的繁琐的材料参数预标定过程, 简化软体机器人动力学控制器设计.

2) 针对水下特殊环境导致光学条件变化造成传统自适应方法不适用, 和水下环境中存在未知且变化范围难以确定的水流干扰造成系统稳定性降低两个问题, 提出基于畸变模型估计的折射效应补偿和基于未知水下环境扰动范围估计相结合的自适应鲁棒视觉伺服算法, 避免水下相机标定和对水流干扰变化范围求解过程, 解决了水下鲁棒视觉伺服控制问题.

本文的组织结构如下: 第 1 节和第 2 节分别给出软体机械臂的动力学模型和视觉伺服算法所采用的透视投影模型的简要介绍. 在第 3 节中, 详细介绍了所设计的自适应鲁棒控制算法, 并给出稳定性证明. 第 4 节通过实验验证了所提算法的可行性, 并对实验结果加以分析. 第 5 节对研究内容做出总结, 并对当前存在问题进行讨论. 最后, 在附录 A 中给出了所提未知干扰上界自适应方法的一般性证明.

1 软体机械臂动力学模型

软体机械臂的水下动力学模型是本文所提控制算法的理论基础, 本节将对该模型做简要介绍. 详细建模方法可参阅文献^[9].

本文所研究的仿章鱼软体机械臂如图 1(a) 所

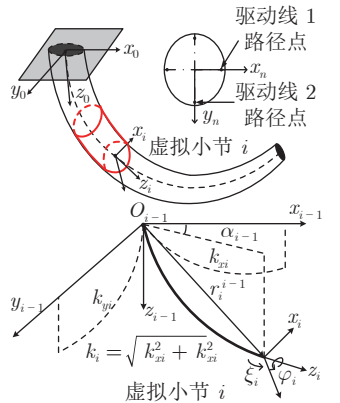
示. 在动力学建模中, 软体机械臂首先被离散成 n 个虚拟关节, 并假设每个关节具有相同的长度和相同的曲率. 定义虚拟关节 i 处局部坐标系 Σ_i , 下标 $i \in [0, n]$. 当 $i = 0$ 时, 表示机械臂固定基坐标系. 定义广义坐标向量: $\mathbf{q}_r, i = [k_{xi}, k_{yi}, \varphi_i, \xi_i]^T$ 描述虚拟关节 i 的运动状态. 其中, k_{xi}, k_{yi} 分别表示沿第 i 个局部坐标系 x 和 y 轴的曲率分量; φ_i 为扭转角度; ξ_i 为沿第 i 个局部坐标系 z 轴的轴向应变. 虚拟关节参数参见图 1(b), 则有 $\mathbf{q}_r = [\mathbf{q}_{r,1}, \mathbf{q}_{r,2}, \dots, \mathbf{q}_{r,n}]^T \in \mathbf{R}^{4 \times n}$ 可描述完整机械臂空间姿态. 根据所定义的特征形状的广义坐标参数, 基于改进 DH 参数方法可推导出两个相邻局部坐标系之间的齐次变换矩阵, 继而可根据动量守恒原理 (即凯恩方法) 建立广义坐标系中的运动方程

$$\mathbf{B}_r(\mathbf{q}_r)\ddot{\mathbf{q}}_r + \mathbf{C}_r(\mathbf{q}_r, \dot{\mathbf{q}}_r)\dot{\mathbf{q}}_r + \mathbf{D}_r(\mathbf{q}_r, \dot{\mathbf{q}}_r) + \mathbf{G}_r(\mathbf{q}_r) + \mathbf{F}_r(\mathbf{q}_r, \dot{\mathbf{q}}_r) = \boldsymbol{\tau}_{qr} \quad (1)$$

其中, $\mathbf{B}_r, \mathbf{C}_r \in \mathbf{R}^{4n \times 4n}$, 表示机械臂惯性力、科氏力项; $\mathbf{D}_r, \mathbf{G}_r, \mathbf{F}_r, \boldsymbol{\tau}_{qr} \in \mathbf{R}^{4n \times 1}$, 依次代表软体机械臂所受变形力、重力、水流作用力和控制力相关项. 上述各参数均表示在虚拟关节空间. 各项的数学模型可参阅文献 [9].



(a) 仿章鱼臂软体机械臂
(a) Octopus tentacle-inspired manipulator



(b) 离散化虚拟关节机构示意图
(b) Sketch of discretized virtual section

图 1 原型样机简图

Fig.1 Depiction of the prototype

为解决柔性材料离线标定成本高且过程繁琐、水流影响建模存在不确定性、水底折射导致视觉伺服中相机模型标定复杂三个问题, 本文设计自适应无标定鲁棒视觉伺服算法, 实现软体机械臂水下环境中的镇定控制. 为了这一目的, 首先在所求解的广义坐标系下动力学方程 (1) 中增加未知水流干扰项, 并将其经由微分运动学映射转换为驱动空间形式, 以便后续控制器设计步骤的阐述.

$$\begin{aligned} \mathbf{B}(\mathbf{q}_r)\ddot{\mathbf{q}}(t) + \mathbf{C}(\mathbf{q}_r, \dot{\mathbf{q}}_r)\dot{\mathbf{q}}(t) + \mathbf{D}(\mathbf{q}_r, \dot{\mathbf{q}}_r) + \\ \mathbf{G}(\mathbf{q}_r) + \mathbf{F}(\mathbf{q}_r, \dot{\mathbf{q}}_r) = \boldsymbol{\tau}_q + \boldsymbol{\varepsilon} \\ \mathbf{B} = \mathbf{J}_r^T \mathbf{B}_r \mathbf{J}_r \\ \mathbf{C} = \mathbf{J}_r^T (\mathbf{B}_r \dot{\mathbf{J}}_r + \mathbf{C}_r \mathbf{J}_r) \\ \mathbf{D} = \mathbf{J}_r^T \mathbf{D}_r \\ \mathbf{G} = \mathbf{J}_r^T \mathbf{G}_r, \quad \mathbf{F} = \mathbf{J}_r^T \mathbf{F}_r \end{aligned} \quad (2)$$

其中, $\boldsymbol{\varepsilon}$ 为未知水流干扰项, $\boldsymbol{\tau}_q \in \mathbf{R}^{4 \times 1}$ 表示驱动空间控制力向量, $\mathbf{J}_r$ 为已知广义坐标系和驱动空间映射, $\mathbf{q}(t)$ 表示拉线输入量, 并有 $\dot{\mathbf{q}}_r(t) = \mathbf{J}_r \times \dot{\mathbf{q}}(t)$. 基于该动力学方程, 本文将提出自适应鲁棒图像视觉伺服控制器设计方法, 实现水下镇定控制.

2 水下相机模型

视觉伺服控制器的关键在于建立准确的相机模型, 从而将图像反馈准确映射到机器人空间. 本文采用固定相机系统, 根据针孔相机模型, 可将图像-机器人空间齐次坐标映射模型表示为

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \mathbf{y}^*(t) \\ 1 \end{bmatrix} &= \frac{1}{z(\mathbf{q}(t))} \boldsymbol{\Omega} \begin{bmatrix} \mathbf{x}^c(\mathbf{q}(t)) \\ 1 \end{bmatrix} = \\ &= \frac{1}{z(\mathbf{q}(t))} \mathbf{M} \begin{bmatrix} \mathbf{x}^b(\mathbf{q}(t)) \\ 1 \end{bmatrix} \\ \mathbf{M} &= \boldsymbol{\Omega} \times \mathbf{T}_b^c, \quad \mathbf{M} \in \mathbf{R}^{3 \times 4}, \quad \boldsymbol{\Omega} \in \mathbf{R}^{3 \times 3} \end{aligned} \quad (3)$$

其中, $\mathbf{y}^*(t) \in \mathbf{R}^2$ 表征无折射情况下测量所得特征点的像素坐标; $\mathbf{x}^c, \mathbf{x}^b \in \mathbf{R}^3$ 分别为被检测物体在相机和基坐标系下的三维坐标. $z(\mathbf{q}(t))$ 表示图像深度, $\boldsymbol{\Omega}$ 为相机内参矩阵, $\mathbf{M}$ 为相机投影矩阵.

由于水下特殊折射效应导致相机光心、物体的三维坐标和图像投影坐标三点不共线, 式 (3) 中基于直线的投影模型不成立. 图 2 给出存在水下光学折射影响的水下相机模型简图, 其中, $\mathbf{P}$ 表示水中物体的三维坐标, $\mathbf{p}$ 表示实际相机测量点坐标, $\mathbf{p}_s$ 表示满足投影模型 (3) 的像素坐标.

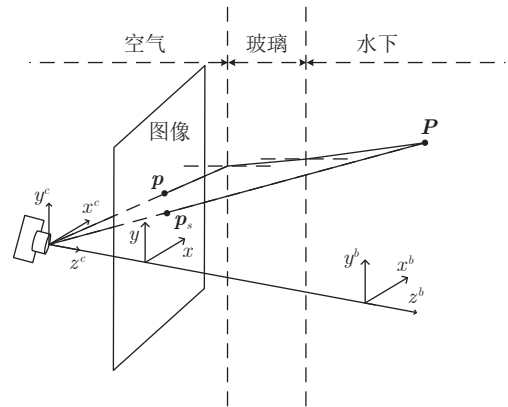


图 2 水下相机模型

Fig.2 Underwater camera model

文献 [18–19] 提出了基于镜头畸变的水下成像模型, 即将因光线偏折导致图像投影点与被检测空间目标点不共线现象类比为因镜头畸变导致的实际投影点坐标与理想坐标间的偏移. 基于这一方法, 我们将式 (3) 改写为适用于水下环境的相机投影模型. 首先引入建模光线偏折效应的布朗畸变模型^[20]

$$\begin{aligned} \mathbf{y}_s &= (1 + k_1 \times r^2 + k_2 \times r^4) \times \mathbf{y} = \lambda(t) \times \mathbf{y} \\ \lambda(t) &= 1 + k_1 \times r^2 + k_2 \times r^4 \end{aligned} \quad (4)$$

其中, $\mathbf{y}_s \in \mathbf{R}^2$ 表示畸变矫正后像素坐标, 满足式 (3) 中透视投影模型; $\mathbf{y} = [y_1, y_2]^T$ 表示实际测量得到的像素坐标. $r = \sqrt{y_1^2 + y_2^2}$ 表示图像坐标与原点的距离标量. 这里需要说明的是布朗畸变模型采用泰勒级数的形式构建实际像素点与理想像素点之间的数学模型, 项数越高则代表模型精确度越高. 一般情况下, 我们通常取其前三项以描述畸变现象. 则结合式 (3) 和式 (4) 可得到存在折射影响的水下相机投影模型的齐次坐标表达形式^[24]

$$\begin{bmatrix} \mathbf{y}_s \\ 1 \end{bmatrix} = \text{diag}\{\lambda, \lambda, 1\} \cdot \begin{bmatrix} \mathbf{y}(t) \\ 1 \end{bmatrix} = \frac{1}{z(\mathbf{q}(t))} \mathbf{M} \begin{bmatrix} \mathbf{x}^b(\mathbf{q}(t)) \\ 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中, 符号“ $\cdot$ ”表示向量的点乘.

3 自适应视觉伺服算法

本节将详细阐述所提自适应鲁棒图像视觉伺服算法的设计方案.

3.1 自适应估计器

针对上文中所提未知材料参数、未知相机参数和折射模型、未知扰动上界三个问题, 分别设计自适应估计器实现未知参数的在线求解. 本节将详述此三者自适应估计器设计方案, 所提算法的闭环系统稳定性证明将在第 4.2 节给出.

3.1.1 未知材料参数自适应估计算法

不同于刚体机器人, 由硅胶这类高弹性材料制造而成的软体机器人具有复杂的弹性形变特性. 在式 (1) 中, 此类特性由 D_r 项建模, 表征因硅胶材料特殊性产生的粘弹性力, 具体形式为

$$\begin{aligned} D_r(\mathbf{q}_r, \dot{\mathbf{q}}_r) &= \mathbf{F}_{\text{def}} + \mathbf{F}_v + \mathbf{M}_{\text{def}} + \mathbf{M}_v \\ \mathbf{M}_{\text{def}} &= \sum_{i=1}^n \mathbf{W}_i^T \mathbf{k}_d \cdot \eta_i \times [\mathbf{1}_3, \mathbf{0}_{3 \times 1}] \cdot \mathbf{q}_{r,i} \\ \mathbf{F}_{\text{def}} &= \sum_{i=1}^n \mathbf{V}^T \mathbf{k}_d \cdot A_i \cdot [0, 0, \xi_i]^T \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \mathbf{M}_v &= \sum_{i=1}^n \mathbf{W}_i^T \mathbf{k}_\mu \cdot \eta_i \times [\mathbf{1}_3, \mathbf{0}_{3 \times 1}] \cdot \dot{\mathbf{q}}_{r,i} \\ \mathbf{F}_v &= \sum_{i=1}^n \mathbf{V}^T \mathbf{k}_\mu \cdot A_i \cdot [0, 0, \xi_i]^T \end{aligned} \quad (6)$$

其中, $\mathbf{W}^T, \mathbf{V}^T$ 是基于凯恩方法所定义的已知广义速度偏导^[9]. $\mathbf{k}_d = \text{diag}\{E, E, G\}$, $\mathbf{k}_\mu = \text{diag}\{\mu_x, \mu_y, \mu_z\}$ 分别为未知材料弹性模量、粘性系数组成的矩阵; η_i, A_i 分别为软体机械臂第 i 个虚拟关节的惯性矩和横截面积; $\mathbf{1}_3$ 和 $\mathbf{0}_{3 \times 1}$ 表示单位矩阵和零矩阵, 下标表示其维度. 显然, 对材料参数的离线标定是获得精确动力学方程的前提. 软体机器人常采用杨氏模量较低的柔性材料制造而成. 此类材料对参数标定设备提出较高要求, 昂贵的引伸计大大增加了此类机器人的控制成本. 为避免繁琐的材料离线标定问题, 本文提出未知材料参数的自适应估计算法. 考察式 (2) 中变形力 D 项的表达式, 首先引入包含所有未知材料参数的待估计向量

$$\chi_D = [E, G, \mu_x, \mu_y, \mu_z]^T \quad (7)$$

则易得 $D(\mathbf{q}_r, \dot{\mathbf{q}}_r)$ 为关于未知向量的线性形式

$$D(\mathbf{q}_r, \dot{\mathbf{q}}_r) = \Gamma_D(\mathbf{q}(t)) \chi_D \quad (8)$$

其中, Γ_D 为 D 项的回归矩阵, 其值可计算. 则可设计如下形式的自适应估计算法, 对每一控制周期中未知量 χ_D 进行迭代更新

$$\dot{\hat{\chi}}_D(t) = \mathbf{K}_d^{-1} \Gamma_D^T(\mathbf{q}(t)) \dot{\mathbf{q}}(t) \quad (9)$$

本文约定 $\hat{\mathbf{a}}$ 表示任意向量 $\mathbf{a}$ 的估计值. $\mathbf{K}_d$ 为自适应估计器 (9) 的增益矩阵.

3.1.2 未知相机参数和折射模型自适应估计算法

本文拟采用未标定相机实现水下环境中的视觉伺服任务. 由于相机参数和折射模型均未知, 导致图像速度映射模型 (14) 无法求解, 使得传统图像视觉伺服算法难以适用. 针对该问题, 本文设计自适应算法, 在线估计图像空间-机器人驱动空间速度映射中的未知参数, 继而可计算得到该图像速度映射矩阵, 实现基于图像反馈计算参考控制量的目的. 由于图像映射中存在非线性深度信息项和畸变影响, 导致本文所面临的问题不满足自适应理论的前提 (即未知项与可观测、可计算向量必须线性可分离). 为解决这一问题, 将首先引入虚拟图像平面实现存在非线性畸变效应的图像映射模型解耦, 并基于深度独立交互矩阵, 消除映射模型中深度信息项的非线性影响, 继而设计未知参数自适应律.

引入 $\bar{\mathbf{y}}, \bar{\mathbf{y}}_s$ 和 $\bar{\mathbf{x}}^b$ 表示坐标的齐次形式: $\bar{\mathbf{y}} = [\mathbf{y}, 1]^T$, $\bar{\mathbf{y}}_s = [\mathbf{y}_s, 1]^T$, $\bar{\mathbf{x}}^b = [\mathbf{x}^b, 1]^T$; $\boldsymbol{\lambda} = \text{diag}\{\lambda(t), \lambda(t), 1\} \in \mathbf{R}^{3 \times 3}$ 为对角线元素分别为 $\lambda(t), \lambda(t), 1$ 的三阶

方阵. 并定义虚拟图像平面为

$$\bar{\mathbf{y}}_s = \lambda \cdot \bar{\mathbf{y}} = \frac{1}{z(\mathbf{q}(t))} \mathbf{M} \cdot \bar{\mathbf{x}}^b \quad (10)$$

其中, $z(\mathbf{q}(t))$ 表示时变深度. 根据其定义, 表示深度信息为

$$z(\mathbf{q}(t)) = \mathbf{m}_3^T \cdot \bar{\mathbf{x}}^b \quad (11)$$

其中, $\mathbf{m}_3^T$ 为投影矩阵 $\mathbf{M}$ 的第 3 行行向量. 结合式 (5), 可求解虚拟图像平面和机器人末端点速度映射模型

$$\begin{aligned} \dot{\bar{\mathbf{y}}}_s &= \dot{\lambda} \cdot \bar{\mathbf{y}} + \lambda \cdot \dot{\bar{\mathbf{y}}} = \\ &= \frac{1}{z(\mathbf{q}(t))} \cdot (\mathbf{M} - \lambda \cdot \bar{\mathbf{y}} \cdot \mathbf{m}_3^T) \cdot \dot{\bar{\mathbf{x}}}^b \\ \dot{\bar{\mathbf{x}}}^b(\mathbf{q}(t)) &= \boldsymbol{\omega}^b \times \bar{\mathbf{x}}^b(\mathbf{q}(t)) + \boldsymbol{\nu}^b \end{aligned} \quad (12)$$

其中, $\boldsymbol{\omega}^b$ 和 $\boldsymbol{\nu}^b$ 分别为末端执行器的角速度和线速度; 符号“ $\times$ ”表示向量的叉乘. 结合软体机械臂微分运动学, 得:

$$\begin{bmatrix} \boldsymbol{\nu}^b \\ \boldsymbol{\omega}^b \end{bmatrix} = \mathbf{J}(\mathbf{q}(t)) \cdot \dot{\mathbf{q}}(t) \quad (13)$$

可求解虚拟图像平面和机器人驱动空间的速度映射模型

$$\dot{\bar{\mathbf{y}}}_s = \frac{1}{z(\mathbf{q}(t))} \cdot \mathbf{Q} \cdot \mathbf{J}(\mathbf{q}(t)) \cdot \dot{\mathbf{q}}(t) \quad (14)$$

并有深度信息变化率为

$$\begin{aligned} \dot{z}(\mathbf{q}(t)) &= \mathbf{m}_3^T \cdot \dot{\bar{\mathbf{x}}}^b = \\ &= \mathbf{m}_3^T \cdot \mathbf{S}(\bar{\mathbf{x}}^b(\mathbf{q}(t))) \cdot \mathbf{J}(\mathbf{q}(t)) \cdot \dot{\mathbf{q}}(t) \end{aligned} \quad (15)$$

式 (14) 中, $\mathbf{Q}$ 为虚拟图像平面到机器人驱动空间的深度独立交互矩阵.

$$\begin{aligned} \mathbf{Q}(\mathbf{y}(t), \bar{\mathbf{x}}^b(\mathbf{q}(t)), \lambda, \mathbf{M}) &= \\ &= (\mathbf{M} - \lambda \cdot \bar{\mathbf{y}} \cdot \mathbf{m}_3^T) \cdot \mathbf{S}(\bar{\mathbf{x}}^b(\mathbf{q}(t))) \end{aligned} \quad (16)$$

其中, $\mathbf{S}$ 表示机械臂末端固联点在笛卡尔系中速度矢量与末端执行器 6 维速度旋量间的映射关系, 有

$$\mathbf{S}(\bar{\mathbf{x}}^b(\mathbf{q}(t))) = \begin{bmatrix} \mathbf{1}_3 & -sk(\bar{\mathbf{x}}^b(\mathbf{q}(t))) \\ \mathbf{0}_{1 \times 3} & \mathbf{0}_{1 \times 3} \end{bmatrix} \quad (17)$$

定义实际图像平面目标投影点像素坐标齐次型为 $\bar{\mathbf{y}}_d = [\mathbf{y}_d, 1]^T$, 则有虚拟图像平面目标点坐标 $\bar{\mathbf{y}}_{sd} = \lambda_d \bar{\mathbf{y}}_d$. 其中,

$$\begin{aligned} \lambda_d &= \text{diag}\{\bar{\lambda}_d, \bar{\lambda}_d, 1\} \\ \bar{\lambda}_d &= 1 + k_1 r_d^2 + k_2 r_d^4 \end{aligned} \quad (18)$$

类似地, 我们可在虚拟图像平面求解虚拟像素误差及其速度误差, 即

$$\begin{aligned} \bar{\mathbf{e}}_s &= \bar{\mathbf{y}}_s - \bar{\mathbf{y}}_{sd} \\ \dot{\bar{\mathbf{e}}}_s &= \dot{\lambda} \bar{\mathbf{y}} + \lambda \dot{\bar{\mathbf{y}}} \end{aligned} \quad (19)$$

定义回归矩阵 $\mathbf{\Gamma}_c$ 具有如下性质:

$$\begin{aligned} \mathbf{\Gamma}_c(\mathbf{y}(t), \mathbf{q}(t)) \cdot \boldsymbol{\chi}_c &= \mathbf{J}^T(\mathbf{q}(t)) \mathbf{Q}^T \mathbf{K}_P \bar{\mathbf{e}}_s + \\ &+ \frac{1}{2} \mathbf{J}^T(\mathbf{q}(t)) \mathbf{S}^T \mathbf{m}_3 \bar{\mathbf{e}}_s^T \mathbf{K}_P \bar{\mathbf{e}}_s \end{aligned} \quad (20)$$

其中, $\boldsymbol{\chi}_c$ 为待估计向量, 其中元素由式 (20) 右边所有未知相机参数和畸变模型参数的未知复合乘积形式组成. 结合式 (16) 和式 (19) 可求解 $\boldsymbol{\chi}_c$ 中未知元素的组成形式, 进而实现式 (20) 中未知参数线性化. 式 (21) 给出了 $\boldsymbol{\chi}_c$ 元素的具体表达式, 即

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\chi}_c &= [\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \mathbf{X}_3]^T \\ \mathbf{X}_1 &= [\mathbf{M}_{1,1}, \dots, \mathbf{M}_{3,4}]^T \\ \mathbf{X}_2 &= [k_1 \mathbf{M}_{1,1}, \dots, k_1 \mathbf{M}_{3,4}, k_2 \mathbf{M}_{1,1}, \dots, k_2 \mathbf{M}_{3,4}]^T \\ \mathbf{X}_3 &= [k_1 k_2 \mathbf{M}_{3,1}, \dots, k_1 k_2 \mathbf{M}_{3,4}, k_1^2 \mathbf{M}_{3,1}, \dots, \\ & k_1^2 \mathbf{M}_{3,4}, k_2^2 \mathbf{M}_{3,1}, \dots, k_2^2 \mathbf{M}_{3,4}]^T \end{aligned} \quad (21)$$

其中, $\mathbf{X}_1 \in \mathbf{R}^{12}$ 为由投影矩阵中各未知元素组成的向量; $\mathbf{X}_2 \in \mathbf{R}^{24}$ 向量中各元素表达式为畸变系数与 $\mathbf{M}$ 中元素相乘的形式; $\mathbf{X}_3 \in \mathbf{R}^{12}$ 向量中各元素表达式为畸变系数二次型与 $\mathbf{M}$ 矩阵第 3 行元素相乘的形式. 则 $\boldsymbol{\chi}_c \in \mathbf{R}^{48}$. 固定其中一个元素值为 1, 则采用下列自适应估计算法可保证剩余未知元素线性收敛性.

$$\dot{\hat{\boldsymbol{\chi}}}_c(t) = -\mathbf{K}_c^{-1} \left(\mathbf{\Gamma}_c^T \dot{\mathbf{q}}(t) + \sum_{j=1}^l \mathbf{E}^T \mathbf{K}_E \mathbf{e}_p(t, t_j) \right) \quad (22)$$

其中, $\mathbf{K}_c$ 为自适应估计器 (22) 的增益矩阵; $\mathbf{e}_p(t, t_j)$ 为 t_j 时刻下重投影误差; $l \geq 5$, 为所选择的固定时刻数量. 定义由当前时刻 t 的估计误差导致 t_j 时刻的重投影误差为^[15]

$$\begin{aligned} \mathbf{e}_p(t, t_j) &= \\ &= \hat{\mathbf{M}}(t) \bar{\mathbf{x}}^b(t_j) - \hat{\mathbf{y}}_s(t, t_j) \cdot (\hat{\mathbf{m}}_3^T(t) \bar{\mathbf{x}}^b(t_j)) = \\ &= [\lambda \bar{\mathbf{y}}(t_j) \cdot \mathbf{m}_3^T - \hat{\lambda}(t, t_j) \bar{\mathbf{y}}(t_j) \cdot \hat{\mathbf{m}}_3^T(t)] \bar{\mathbf{x}}^b(t_j) - \\ &= [\mathbf{M} - \hat{\mathbf{M}}(t)] \bar{\mathbf{x}}^b(t_j) = \\ &= \mathbf{E}(\bar{\mathbf{x}}^b(t_j), \mathbf{y}(t_j)) \cdot (\hat{\boldsymbol{\chi}}_c(t) - \boldsymbol{\chi}_c) \end{aligned} \quad (23)$$

式中, $\mathbf{E}$ 为 $\mathbf{e}_p$ 的回归矩阵. 需要说明的是在自适应估计器 (22) 中引入重投影误差项的目的是为了结合“由运动恢复结构 (Structure from motion)”的理论, 使所估计的投影模型误差在梯度下降方向迭代更新, 提升其收敛速度 (参见第 4.2.2 节中稳定性分析), 且可以保证所估计图像映射估计的准确性, 避免图像雅可比奇异^[15]. 在运动过程中, 任意选择 t_j ($j \in [1, l]$) 时刻下所观测到的图像反馈, 并代入当前时刻 t 下未知参数 $\boldsymbol{\chi}_c$ 的估计值, 即可求解

当前时刻的重投影误差项. 显然, 当 $(\hat{\chi}_c - \chi_c) \rightarrow 0$, 有 $e_p(t, t_j) \rightarrow 0$, 反之亦成立.

3.1.3 未知干扰上界的自适应估计算法

水流干扰会导致控制器性能降低. 针对这一问题, 本文采用鲁棒控制方法保证干扰环境中控制任务效果. 传统鲁棒控制算法中要求扰动上界已知, 即需要一定环境先验信息, 通常通过离线辨识求解. 由于水流作用的复杂性, 准确标定误差上界难度较高. 除此之外, 基于前期建模工作可知该影响与机器人和水流间的相对速度正相关, 传统针对固定扰动上界的方法存在局限性. 因此本文提出自适应鲁棒控制方法, 通过估计水流干扰的误差上界, 保证其向真值的收敛性, 避免因上界选取不准确导致鲁棒控制器性能降低的问题, 同时简化先验环境信息求解过程. 其具体设计步骤如下.

在水下动力学方程中, 其中水流作用力项 F_r 与速度存在正相关性^[9], 有

$$F_r = \sum_{i=1}^n \frac{1}{2} V^T \rho_f C_D \int_h d_i(s) \cdot (J_i \dot{q}(t)) |J_i \dot{q}(t)| ds \quad (24)$$

其中, ρ_f 表示流体密度; C_D 表示形状系数, 与机械臂构型相关; $d_i(s)$ ($0 \leq s \leq h$) 表示第 i 个虚拟小节在弧长为 s 处的横截面直径. 相关流体作用力模型表明, 水下阻力大小与机械臂笛卡尔坐标系中速度大小正相关, 且与速度方向相反. 结合微分运动学易得关节空间速度与流体作用力大小的正相关性. 因此本节假设水下未知扰动与机器人关节速度存在线性关系. 且满足下列约束

$$\|\varepsilon\| \leq \theta \|\dot{q}(t)\| \quad (25)$$

其中, θ ($\theta \geq 0$) 为待估计未知系数. 本节假设水下干扰与速度存在正比例约束, 并以此为例设计相应的自适应算法实现未知参数 θ 的在线估计. 这里需要说明的是, 针对水下干扰与速度存在复杂约束的情况, 所提算法同样有效. 该证明将在附录 A 给出.

考虑水下干扰构型 (25), 设计未知系数 θ 的自适应算法为

$$\dot{\hat{\theta}} = K_\theta^{-1} \cdot \|\dot{q}(t)\|^2 \quad (26)$$

则可实现环境干扰上界的在线估计. 其中 K_θ 正定.

3.2 自适应鲁棒图像视觉伺服

3.2.1 控制器设计

本节将设计自适应鲁棒视觉伺服控制器, 并证明其稳定性. 所提控制算法框图参见图 3. 设计系统控制器为如下形式:

$$\tau(t) = \tau_a(t) + \tau_r(t) \quad (27)$$

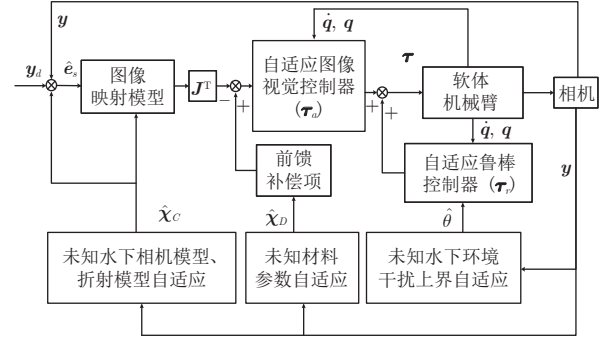


图 3 控制器简图

Fig.3 Block diagram of the controller

$$\tau_a(t) = \hat{D} + F + G - K_D \dot{q}(t) - J^T \hat{Q}^T K_P \hat{e}_s - \frac{1}{2} J^T S^T \hat{m}_3 \hat{e}_s^T K_P \hat{e}_s \quad (28)$$

$$\tau_r(t) = -\hat{\theta} \cdot \text{sgn}(\dot{q}(t)) \|\dot{q}(t)\| \quad (29)$$

其中, $\tau_a(t)$ 为自适应图像视觉伺服控制器. 其前 3 项分别为基于模型的粘弹性力、水流作用力和重力的前馈补偿项; 第 5 项是由图像误差反馈经由深度独立交互矩阵映射至机器人驱动空间的控制分量; K_D, K_P 为控制器增益. 由于在前述自适应算法设计中我们出于线性化速度映射的目的, 未考虑映射中的深度信息项, 这将导致该控制器无法保证闭环系统稳定性. 因此在式 (28) 中额外增加了深度信息补偿项 (第 6 项). 相关证明将在下文给出. $\tau_r(t)$ 为自适应鲁棒控制器. 且有

$$\text{sgn}(\dot{q}(t)) = \begin{cases} 1, & \dot{q}(t) > 0 \\ 0, & \dot{q}(t) = 0 \\ -1, & \dot{q}(t) < 0 \end{cases} \quad (30)$$

由于流体力学作用的复杂性, 当前水下动力学建模研究大都简化了流体力学影响, 使得所构建的数学模型与实际存在偏差, 导致前馈项中引入不确定性干扰项, 降低控制器性能. 鉴于已知水流作用与机器人速度的正相关性, 本文基于式 (25) 设计了自适应鲁棒控制器. 通过自适应未知上界, 进一步避免了对环境先验信息的求解.

3.2.2 稳定性分析

本节将给出所提控制器 (27) ~ (29) 的稳定性.

证明. 首先选择李雅普诺夫候选函数为如下形式:

$$V = \frac{1}{2} \dot{q}^T(t) B \dot{q}(t) + \frac{1}{2} z e_s^T K_P e_s + \frac{1}{2} e_{\chi_D}^T K_d e_{\chi_D} + \frac{1}{2} e_{\chi_C}^T K_c e_{\chi_C} + \frac{1}{2} e_\theta^T K_\theta e_\theta \quad (31)$$

其中, $e_{\chi_D}, e_{\chi_C}, e_\theta$ 分别是未知材料参数、相机和畸变参数、未知干扰上界的估计误差:

$$\mathbf{e}_{\chi_C} = \hat{\chi}_C - \chi_C, \quad \mathbf{e}_{\chi_D} = \hat{\chi}_D - \chi_D, \quad \mathbf{e}_\theta = \hat{\theta} - \theta$$

结合动力学方程斜对称性, 即

$$\frac{1}{2} \dot{\mathbf{q}}^T(t) \dot{\mathbf{B}} \cdot \dot{\mathbf{q}}(t) = \dot{\mathbf{q}}^T(t) \mathbf{C} \cdot \dot{\mathbf{q}}(t) \quad (32)$$

对式 (31) 两边同时求导并将式 (32) 代入, 整理可得

$$\begin{aligned} \dot{V} = & \frac{1}{2} \dot{\mathbf{q}}^T(t) \dot{\mathbf{B}} \dot{\mathbf{q}}(t) + \dot{\mathbf{q}}^T(t) \mathbf{B} \ddot{\mathbf{q}}(t) + \\ & \frac{1}{2} \dot{\mathbf{z}} \mathbf{e}_s^T \mathbf{K}_P \mathbf{e}_s + \dot{\mathbf{z}} \mathbf{e}_s^T \mathbf{K}_P \dot{\mathbf{e}}_s + \\ & \mathbf{e}_{\chi_D}^T \mathbf{K}_d \dot{\mathbf{e}}_{\chi_D} + \mathbf{e}_{\chi_C}^T \mathbf{K}_c \dot{\mathbf{e}}_{\chi_C} + \mathbf{e}_\theta^T \mathbf{K}_\theta \dot{\mathbf{e}}_\theta \end{aligned} \quad (33)$$

将式 (14), (15), (19), (27) ~ (29) 和 (32) 代入式 (33), 可得

$$\begin{aligned} \dot{V} = & -\dot{\mathbf{q}}^T(t) \mathbf{K}_D \dot{\mathbf{q}}(t) + \dot{\mathbf{q}}^T(t) (\hat{\mathbf{D}} - \mathbf{D}) - \\ & \dot{\mathbf{q}}^T(t) \mathbf{J}^T (\hat{\mathbf{Q}}^T \mathbf{K}_P \hat{\mathbf{e}}_s - \mathbf{Q}^T \mathbf{K}_P \bar{\mathbf{e}}_s) - \\ & \frac{1}{2} \dot{\mathbf{q}}^T(t) \mathbf{J}^T \mathbf{S}^T (\hat{\mathbf{m}}_3 \hat{\mathbf{e}}_s^T \mathbf{K}_P \hat{\mathbf{e}}_s - \mathbf{m}_3 \bar{\mathbf{e}}_s^T \mathbf{K}_P \bar{\mathbf{e}}_s) + \\ & \dot{\mathbf{q}}^T(t) (-\hat{\theta} \cdot \text{sgn}(\dot{\mathbf{q}}(t)) \|\dot{\mathbf{q}}(t)\| + \varepsilon) + \\ & \mathbf{e}_{\chi_D}^T \mathbf{K}_d \dot{\mathbf{e}}_{\chi_D} + \mathbf{e}_{\chi_C}^T \mathbf{K}_c \dot{\mathbf{e}}_{\chi_C} + \mathbf{e}_\theta^T \mathbf{K}_\theta \dot{\mathbf{e}}_\theta \end{aligned} \quad (34)$$

将自适应估计器 (9), (22), (26) 代入式 (34) 可得

$$\begin{aligned} \dot{V} = & -\dot{\mathbf{q}}^T(t) \mathbf{K}_D \dot{\mathbf{q}}(t) + \dot{\mathbf{q}}^T(t) (-\hat{\theta} \cdot \text{sgn}(\dot{\mathbf{q}}(t)) \|\dot{\mathbf{q}}(t)\| + \\ & \varepsilon) + \mathbf{e}_\theta^T \mathbf{K}_\theta \dot{\mathbf{e}}_\theta - \sum_{i=1}^l \mathbf{e}_{\chi_C}^T \mathbf{E}^T \mathbf{K}_E \mathbf{e}_{\chi_C} \end{aligned} \quad (35)$$

其中,

$$\begin{aligned} & \dot{\mathbf{q}}^T(t) (-\hat{\theta} \cdot \text{sgn}(\dot{\mathbf{q}}(t)) \|\dot{\mathbf{q}}(t)\| + \varepsilon) = \\ & -\dot{\mathbf{q}}^T(t) \hat{\theta} \text{sgn}(\dot{\mathbf{q}}(t)) \|\dot{\mathbf{q}}(t)\| + \dot{\mathbf{q}}^T(t) \varepsilon \leq \\ & -\dot{\mathbf{q}}^T(t) \hat{\theta} \text{sgn}(\dot{\mathbf{q}}(t)) \|\dot{\mathbf{q}}(t)\| + \theta \|\dot{\mathbf{q}}(t)\|^2 \leq \\ & -(\hat{\theta} - \theta) \|\dot{\mathbf{q}}(t)\|^2 = \\ & -\mathbf{e}_\theta \|\dot{\mathbf{q}}(t)\|^2 \end{aligned} \quad (36)$$

因此可将式 (35) 改写为

$$\begin{aligned} \dot{V} = & -\dot{\mathbf{q}}^T(t) \mathbf{K}_D \dot{\mathbf{q}}(t) + \dot{\mathbf{q}}^T(t) (-\hat{\theta} \cdot \text{sgn}(\dot{\mathbf{q}}(t)) \|\dot{\mathbf{q}}(t)\| + \varepsilon) + \\ & \mathbf{e}_\theta^T \mathbf{K}_\theta \mathbf{K}_\theta^{-1} \|\dot{\mathbf{q}}(t)\|^2 - \sum_{i=1}^l \mathbf{e}_{\chi_C}^T \mathbf{E}^T \mathbf{K}_E \mathbf{e}_{\chi_C} \leq \\ & -\dot{\mathbf{q}}^T(t) \mathbf{K}_D \dot{\mathbf{q}}(t) - \mathbf{e}_\theta \|\dot{\mathbf{q}}(t)\|^2 + \\ & \mathbf{e}_\theta \|\dot{\mathbf{q}}(t)\|^2 - \sum_{i=1}^l \mathbf{e}_{\chi_C}^T \mathbf{E}^T \mathbf{K}_E \mathbf{e}_{\chi_C} = \\ & -\dot{\mathbf{q}}^T(t) \mathbf{K}_D \dot{\mathbf{q}}(t) - \sum_{i=1}^l \mathbf{e}_{\chi_C}^T \mathbf{E}^T \mathbf{K}_E \mathbf{e}_{\chi_C} \leq 0 \end{aligned} \quad (37)$$

因此可知, $\dot{\mathbf{q}}(t)$, $\mathbf{e}_{\chi_C}$ 均有界, 代入式 (26), (33)

和 (34) 可知, $\ddot{\mathbf{q}}(t)$, $\dot{\hat{\theta}}$, $\dot{\mathbf{e}}_\theta$, $\dot{\mathbf{e}}_{\chi_C}$ 有界, 则易证 $\dot{V}$ 有界. 基于 Barbalat 引理, 得证所提算法具有稳定性. $\square$

4 实验

本节将给出所提算法在线驱软件机械臂水下镇定控制任务中的实验验证结果. 采用水箱模拟水下环境中的水流干扰, 基于固定相机架构提供机械臂末端运动的视觉反馈. 该反馈经由 USB 端口发送至 PC 端, 完成控制量计算, 并将控制指令发送至电机, 实现软件机械臂相应运动控制. 实验设置参见图 4.

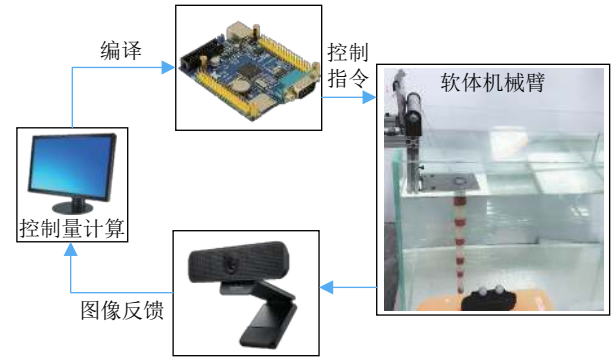


图 4 实验设置

Fig.4 Experiment setup

首先验证所提自适应鲁棒视觉伺服算法的镇定控制能力. 在实验中, 取如下控制器增益 $\mathbf{K}_P = 0.000078 \mathbf{I}_3$, $\mathbf{K}_D = 0.19 \mathbf{I}_4$. 为了直观显示所提算法性能, 本文设置无鲁棒算法下视觉控制的实验结果作为对照组. 图 5 ~ 7 分别给出了图像误差收敛过程曲线、机械臂末端的图像投影点二维图像空间轨迹和机械臂末端点三维空间运动轨迹.

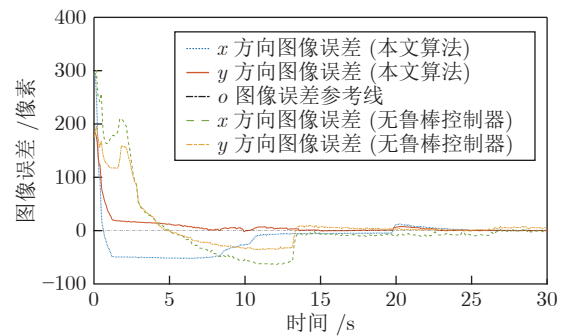


图 5 图像误差收敛过程曲线

Fig.5 Converging process of image error

图 5 中实线和虚线分别代表本文所提自适应鲁棒视觉伺服方法和无鲁棒控制器方法的图像误差收

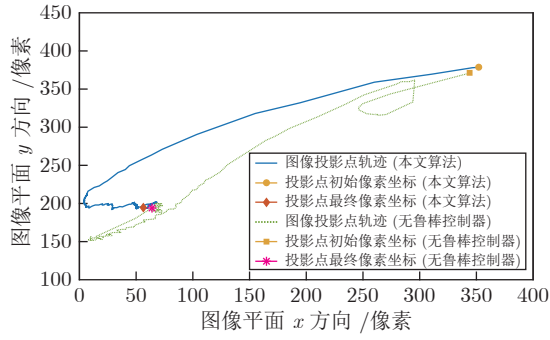


图6 图像轨迹曲线

Fig.6 Image trajectory curve

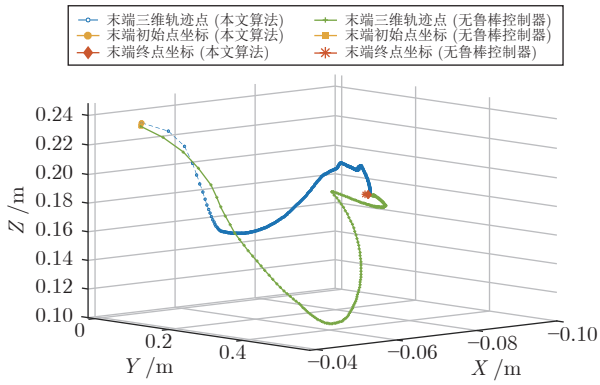


图7 3D 轨迹曲线

Fig.7 3D trajectory curve

收敛过程. 由图5可知, 本文所提算法可保证图像误差迅速收敛, 验证了所提图像视觉伺服算法在镇定控制任务中的有效性. 除此之外, 相比于无鲁棒控制器方法, 所提算法能够更快速、平稳收敛于给定目标, 且具有较高稳态精度.

为进一步评估本文所提算法在实验过程中对机械臂的运动控制效果, 我们在图6中给出机械臂末端的图像投影点运动轨迹. 在该实验中, 软体机械臂末端的图像投影点初始坐标为(352, 378.5), 在图6中以圆形标注; 图像目标点坐标预先设定为(56, 195), 与投影点最终坐标基本重合(在图6中以菱形标注). 作为对照, 图6中虚线表示无鲁棒控制器方法下图像投影点轨迹.

图7为机械臂末端的三维空间运动轨迹, 表明所提算法采用单目相机实现了机械臂三维运动控制. 图7中, 本文所提算法和无鲁棒算法所对应的轨迹分别在曲线上以“o”和“×”标注.

为进一步考察所提自适应算法在未知参数在线估计方面的性能, 我们在图8和图9中给出了未知参数估计值变化曲线. 图8(a)和图8(b)分别为软体

机械臂杨氏模量($\hat{\chi}_D$ 中第1个元素, $\hat{E}$)和未知扰动上界($\hat{\theta}$)的自适应估计值收敛过程曲线. 图9中给出了 χ_c 中5项元素的估计值变化. 我们选择了式(21)表达式(χ_c 向量中的元素)中随机的5个估计值的变化曲线以验证其收敛情况. 图9(a)~9(e)中被估计参数的表达式分别为 $M_{1,1}$, $M_{3,2}$, $k_1 \times M_{1,4}$, $k_2 \times M_{2,4}$, $k_1 \times k_2 \times M_{3,4}$, 即, 依次为 χ_c 向量中第1、10、16、32、36个元素, 且所列元素均为无量纲参数. 图8和图9均表明所提自适应算法可快速估计未知参数, 且估计值能够迅速收敛. 需要说明的是, 由于未知参数向量维度较高, 我们仅列举未知向量中部分元素的收敛过程. 随着图像误差收敛, 自适应估计器同样能够迅速收敛, 且未知向量中各元素的收敛时间基本一致, 因而可通过图8和图9获悉所提自适应算法对未知参数的在线估计能力.

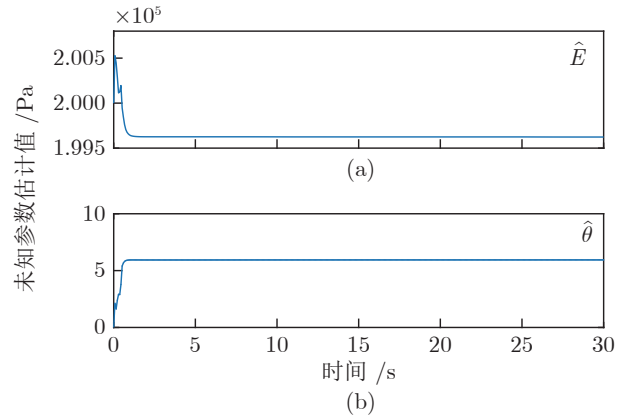
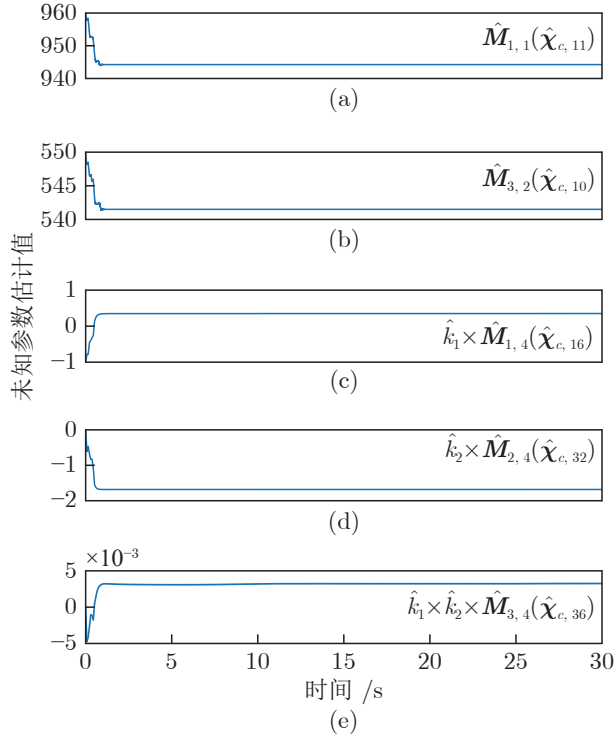


图8 $\hat{\chi}_D$ 中未知参数 $\hat{E}$ 和未知干扰上界 $\hat{\theta}$ 的收敛过程曲线
Fig.8 Converging process of estimated parameters $\hat{E}$ in $\hat{\chi}_D$ and of unknown interference upper bound $\hat{\theta}$

5 结论与分析

本文提出仿生软体机械臂自适应鲁棒视觉伺服算法. 该算法通过在线估计软体机械臂未知材料参数, 避免高成本复杂非线性材料参数标定过程; 基于自适应方法在线补偿水下折射影响, 避免繁琐水下相机标定, 简化了传统视觉伺服控制器设置过程; 通过设计未知干扰上界的自适应估计算法, 避免对外界环境先验信息的求解. 所提方法在实验中展现了良好的镇定控制效果, 证明其对水下仿生软体机器人的精确运动控制能力. 在未来研究中, 我们将继续探寻软体机械臂在更加复杂控制任务中的工作能力, 如跟踪控制、交互控制等, 从理论与实验结合的角度进一步提升软体机械臂的应用价值.

图 9 $\hat{\chi}_C$ 中未知参数的收敛过程曲线Fig.9 Converting process of estimated parameters in $\hat{\chi}_C$

附录 A

本部分给出未知水流干扰与机器人关节速度间约束函数为多项式型时, 自适应估计器和自适应鲁棒控制器设计及相关证明.

证明. 在水下动力学模型中, 为了建立解析模型, 通常对水流阻力采用简化建模方法, 忽略数量级较小的阻力项, 因而引入了模型不确定性. 对于此类复杂水流干扰项, 本节将式 (25) 和式 (26) 延伸至更普遍情况. 首先构建未知干扰项与机器人关节速度间约束为下列多项式形式

$$\|\epsilon\| \leq \chi_\theta^T (\|\dot{q}(t)\| \quad \|\dot{q}(t)\|^2 \quad \cdots \quad \|\dot{q}(t)\|^N)^T \quad (A1)$$

其中, $\chi_\theta \in \mathbf{R}^N$ 为各元素非负的未知待估计向量, 则估计误差相应调整为: $e_\theta = \hat{\chi}_\theta^T - \chi_\theta^T$. 设计其自适应算法为如下形式

$$\dot{\hat{\chi}}_\theta = \mathbf{K}_\theta^{-1} (\|\dot{q}(t)\|^2, \|\dot{q}(t)\|^3, \cdots, \|\dot{q}(t)\|^{N+1})^T \quad (A2)$$

相应地, 自适应鲁棒控制器 (29) 调整为

$$\tau_r(t) = -\text{sgn}(\dot{q}(t)) \cdot \hat{\chi}_\theta \times (\|\dot{q}(t)\| \quad \|\dot{q}(t)\|^2 \quad \cdots \quad \|\dot{q}(t)\|^N)^T \quad (A3)$$

同样地, 控制器证明步骤做如下改动. 首先将调整后自适应鲁棒控制器 (A3) 代入式 (33), 可得

$$\begin{aligned} \dot{V} = & -\dot{q}^T(t) \mathbf{K}_D \dot{q}(t) - \dot{q}^T(-\text{sgn}(\dot{q}(t)) \cdot \hat{\chi}_\theta \times \\ & (\|\dot{q}(t)\| \quad \|\dot{q}(t)\|^2 \quad \cdots \quad \|\dot{q}(t)\|^N)^T + \epsilon) + \\ & e_\theta^T \mathbf{K}_\theta \dot{e}_\theta - \sum_{i=1}^l e_{\chi_C}^T \mathbf{E}^T \mathbf{K}_E e_{\chi_C} \end{aligned} \quad (A4)$$

其中, 对 $\dot{q}(t) \neq \mathbf{0}_{4 \times 1}$, 有

$$\begin{aligned} & -\dot{q}^T(t) (\text{sgn}(\dot{q}) \hat{\chi}_\theta (\|\dot{q}(t)\|, \|\dot{q}(t)\|^2, \cdots, \|\dot{q}(t)\|^N)^T + \epsilon) \leq \\ & -\dot{q}^T(t) \text{sgn}(\dot{q}) \hat{\chi}_\theta^T (\|\dot{q}(t)\|, \|\dot{q}(t)\|^2, \cdots, \|\dot{q}(t)\|^N)^T + \\ & \|\dot{q}^T(t)\| \cdot \chi_\theta^T \cdot (\|\dot{q}(t)\|, \|\dot{q}(t)\|^2, \cdots, \|\dot{q}(t)\|^N)^T = \\ & -\|\dot{q}^T(t)\| \cdot \hat{\chi}_\theta^T \cdot (\|\dot{q}(t)\|, \|\dot{q}(t)\|^2, \cdots, \|\dot{q}(t)\|^N)^T + \\ & \|\dot{q}^T(t)\| \cdot \chi_\theta^T \cdot (\|\dot{q}(t)\|, \|\dot{q}(t)\|^2, \cdots, \|\dot{q}(t)\|^N)^T = \\ & -(\hat{\chi}_\theta^T - \chi_\theta^T) (\|\dot{q}(t)\|^2, \|\dot{q}(t)\|^3, \cdots, \|\dot{q}(t)\|^{N+1})^T = \\ & -e_\theta^T (\|\dot{q}(t)\|^2, \|\dot{q}(t)\|^3, \cdots, \|\dot{q}(t)\|^{N+1})^T \end{aligned} \quad (A5)$$

将式 (A5) 代入式 (A4), 可得

$$\begin{aligned} \dot{V} \leq & -\dot{q}^T(t) \mathbf{K}_D \dot{q}(t) - \sum_{i=1}^l e_{\chi_C}^T \mathbf{E}^T \mathbf{K}_E e_{\chi_C} + \\ & e_\theta^T \mathbf{K}_\theta \dot{e}_\theta - e_\theta^T (\|\dot{q}(t)\|^2, \|\dot{q}(t)\|^3, \cdots, \|\dot{q}(t)\|^{N+1})^T = \\ & -\dot{q}^T(t) \mathbf{K}_D \dot{q}(t) - \sum_{i=1}^l e_{\chi_C}^T \mathbf{E}^T \mathbf{K}_E e_{\chi_C} \leq 0 \end{aligned} \quad (A6)$$

同理可证 $\dot{V}$ 有界, 则基于 Barbalat 引理, 得证所提算法具有稳定性. $\square$

References

- Rus D, Tolley M T. Design, fabrication and control of soft robots. *Nature*, 2015, **521**(7553): 467–475
- Gong Z Y, Fang X, Chen X Y, Cheng J H, Xie Z X, Liu J Q, et al. A soft manipulator for efficient delicate grasping in shallow water: Modeling, control, and real-world experiments. *The International Journal of Robotics Research*, 2021, **40**(1): 449–469
- Till J, Aloï V, Rucker C. Real-time dynamics of soft and continuum robots based on Cosserat rod models. *The International Journal of Robotics Research*, 2019, **38**(6): 723–746
- Qiao H, Li Q S, Li G Q. Vibratory characteristics of flexural non-uniform Euler-Bernoulli beams carrying an arbitrary number of spring-mass systems. *International Journal of Mechanical Sciences*, 2002, **44**(4): 725–743
- Jones B A, Walker I D. Kinematics for multisection continuum robots. *IEEE Transactions on Robotics*, 2006, **22**(1): 43–55
- Allen T F, Rupert L, Duggan T R, Hein G, Albert K. Closed-form non-singular constant-curvature continuum manipulator kinematics. In: Proceedings of the 3rd IEEE International Conference on Soft Robotics (RoboSoft). New Haven, CT, USA: IEEE, 2020. 410–416
- Grazioso S, Di Gironimo G, Siciliano B. A geometrically exact model for soft continuum robots: The finite element deformation space formulation. *Soft Robotics*, 2018, **6**(6): 790–811
- Thuruthel T G, Falotico E, Renda F, Laschi C. Model-based reinforcement learning for closed-loop dynamic control of soft robotic manipulators. *IEEE Transactions on Robotics*, 2019, **35**(1): 124–134
- Xu F, Wang H S, Au K W S, Chen W D, Miao Y Z. Underwater dynamic modeling for a cable-driven soft robot arm. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2018, **23**(6): 2726–2738
- Han L J, Wang H S, Liu Z, Chen W D, Zhang X F. Vision-based cutting control of deformable objects with surface tracking. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2021, **26**(4):

- 2016–2026
- 11 Qiao H, Li Y L, Tang T, Wang P. Introducing memory and association mechanism into a biologically inspired visual model. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2014, **44**(9): 1485–1496
 - 12 Xu De. A tutorial for monocular visual servoing. *Acta Automatica Sinica*, 2018, **44**(10): 1729–1746
(徐德. 单目视觉伺服研究综述. *自动化学报*, 2018, **44**(10): 1729–1746)
 - 13 Xu F, Wang H S, Liu Z, Chen W D. Adaptive visual servoing for an underwater soft robot considering refraction effects. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2020, **67**(12): 10575–10586
 - 14 Gu H Y, Wang H S, Xu F, Liu Z, Chen W D. Active fault detection of soft manipulator in visual servoing. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2021, **68**(10): 9778–9788
 - 15 Liu Y H, Wang H S, Wang C Y, Lam K K. Uncalibrated visual servoing of robots using a depth-independent interaction matrix. *IEEE Transactions on Robotics*, 2006, **22**(4): 804–817
 - 16 Bonkovic M, Haze A, Jezernik K. Population-based uncalibrated visual servoing. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2008, **13**(3): 393–397
 - 17 Li M H, Kang R J, Branson D T, Dai J S. Model-free control for continuum robots based on an adaptive Kalman filter. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2018, **23**(1): 286–297
 - 18 Meline A, Triboulet J, Jouvencel B. A camcorder for 3D underwater reconstruction of archeological objects. In: Proceedings of IEEE Oceans 2010 MTS/IEEE Seattle. Seattle, USA: IEEE, 2010. 1–9
 - 19 Botelho S S da C, Drews P, Oliveira G L, Figueiredo M da S. Visual odometry and mapping for underwater autonomous vehicles. In: Proceedings of the 6th Latin American Robotics Symposium. Valparaiso, Chile: IEEE, 2009. 1–6
 - 20 Tsai R. A versatile camera calibration technique for high-accuracy 3D machine vision metrology using off-the-shelf TV cameras and lenses. *IEEE Journal on Robotics and Automation*, 1987, **3**(4): 323–344
 - 21 Truffalet L, Eppenberger T, Millane A, Schneider T, Siegwart R. Target-based calibration of underwater camera housing parameters. In: Proceedings of the IEEE International Symposium on Safety, Security, and Rescue Robotics (SSRR). Lausanne, Switzerland: IEEE, 2016. 201–206
 - 22 Zhao S, Li X J, Liu T. Camera distortion calibration method based on nonspecific planar target. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Signal and Image Processing (IC-SIP). Beijing, China: IEEE, 2016. 452–457
 - 23 He W, Ge S S, Zhang S. Adaptive boundary control of a flexible marine installation system. *Automatica*, 2011, **47**(12): 2728–2734
 - 24 Forsyth D A, Ponce J. *Computer Vision: A Modern Approach*. London: Pearson Education, 2002.



徐璠 上海交通大学电子信息与电气工程学院自动化系博士研究生. 主要研究方向为软体机器人和视觉伺服.
E-mail: xufan_1993@sjtu.edu.cn
(**XU Fan** Ph.D. candidate in the Department of Automation, School of Electronics Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University. Her research interest covers soft robot and visual servoing.)



王贺升 上海交通大学电子信息与电气工程学院自动化系教授. 主要研究方向为视觉伺服, 服务机器人, 机器人控制, 自动驾驶. 本文通信作者.
E-mail: wanghesheng@sjtu.edu.cn
(**WANG He-Sheng** Professor in the Department of Automation, School of Electronics Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University. His research interest covers visual servoing, service robot, robot control, and autonomous driving. Corresponding author of this paper.)