

文章编号: 1001-0920(2011)07-1031-05

基于降阶卡尔曼滤波器的水下机器人滑模容错控制

袁芳¹, 朱大奇¹, 叶银忠²

(1. 上海海事大学水下机器人与智能系统实验室, 上海 201306; 2. 上海应用技术学院, 上海 201418)

摘要: 针对水下机器人执行器时变、非线性故障, 提出一种基于降阶卡尔曼滤波器的故障估计和滑模容错控制方法. 用降阶卡尔曼滤波器估计水下机器人故障解耦子系统的状态, 受故障的影响, 子系统状态可测. 由估计的状态和测量的状态可进一步得到水下机器人执行器的故障信息. 滑模容错控制器根据所估计的执行器故障调整控制器的输出以实现容错控制. 仿真结果验证了所提出的故障辨识与容错控制算法的有效性.

关键词: 水下机器人; 降阶卡尔曼滤波器; 故障估计; 容错控制

中图分类号: TP273

文献标识码: A

Sliding-mode fault-tolerant control method of underwater vehicle based on reduced-order Kalman filter

YUAN Fang¹, ZHU Da-qi¹, YE Yin-zhong²

(1. Laboratory of Underwater Vehicles and Intelligent Systems, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China; 2. Shanghai Institute of Technology, Shanghai 201418, China. Correspondent: ZHU Da-qi, E-mail: zdq367@yahoo.com.cn)

Abstract: A fault estimation and sliding-mode fault-tolerant control method based on the reduced-order Kalman filter is proposed to deal with the time-varying nonlinear faults of the underwater vehicle actuators. Firstly, states of the underwater vehicle subsystem decoupled from the faults are estimated by the reduced-order Kalman filter, and states of another subsystem affected by faults can be measured. Then the fault informations of the time-varying actuators can be obtained from two subsystems states. Finally, fault-tolerant control of the underwater vehicle is achieved by reconfiguring the output of sliding-mode controller according to faults estimation. The numerical simulation results show the effectiveness of the proposed algorithm for fault identification and fault-tolerant control.

Key words: underwater vehicles; reduced-order Kalman filter; fault estimation; fault-tolerant control

1 引言

海洋深处的工作环境复杂且存在不可预测性, 水下机器人一旦出现故障, 不仅无法完成水下作业, 甚至连机器人本身有时也无法回收, 损失巨大, 因此其可靠性的研究十分重要^[1]. 故障诊断与容错控制技术的出现, 为提高水下机器人系统的可靠性开辟了一条新的途径. 容错控制作为一门新兴的交叉学科, 其重要意义就是要尽量保证动态系统在发生故障后仍然可以稳定运行, 并具有可以接受的性能指标. 近20年来, 容错控制技术无论是在故障诊断研究方面, 还是在控制律重构算法设计上都取得了一系列的成果^[2]. 但是, 目前有关水下机器人故障诊断与容错控制的研

究成果非常少. Yang等人^[3-4]针对水下机器人推进器故障, 离线设计推进器控制矩阵, 在线检测到相应故障后淘汰控制矩阵的相应阵列, 以实现水下机器人容错控制. 这种控制律重构方法的主要不足是: 首先必须准确检测出系统故障, 其次必须预先了解各种故障模式, 而对于未知故障模式则无能为力.

水下机器人容错控制的另一个重要方法是伪逆重构策略. Podder和Edin等人针对具有冗余推进器的开架水下机器人, 应用神经网络进行推进器故障模式识别, 采用伪逆重构方法构造故障情形下的水下机器人推进器控制矩阵^[5-7], 并给出了系列仿真结果. 文献[8]将CMAC神经网络在线故障辨识与推进

收稿日期: 2010-03-19; 修回日期: 2010-12-22.

基金项目: 国家自然科学基金项目(51075257); 上海市教委科研创新项目(10ZZ97); 上海海事大学基金项目(20110010, 20110032).

作者简介: 袁芳(1974—), 女, 讲师, 博士生, 从事故障诊断与容错控制的研究; 朱大奇(1964—), 男, 教授, 博士生导师, 从事智能故障诊断、神经网络与模式识别等研究.

器伪逆重构算法相结合,提出一种集成水下机器人容错控制算法.实验表明,伪逆重构容错方法计算简单、实时性高,可应用于未知故障的容错控制.它的不足之处是产生的控制信号常常超出推进器控制的上限或下限,即控制饱和.对此,常用的解决方法是采用“定比”(Scaling)或“截断”(truncation)的方法近似处理,但这种近似处理算法必然使得水下机器人容错控制出现一定的误差.对此,近年来部分研究者将智能优化的计算方法应用于水下机器人控制矩阵的重构,利用进化计算等方法寻找最优控制矩阵^[9].另外一种策略是将人工神经网络直接应用于机器人容错控制律重构,由神经网络根据故障辨识结果自适应产生容错控制律^[10-11].但神经网络故障诊断与容错控制存在样本难以获取,训练时间较长的不足,从而影响了容错控制的实时性.

本文针对水下机器人执行器时变非线性故障,提出了一种基于降阶卡尔曼滤波器的故障估计和滑模容错控制方法.该方法不仅可以在线辨识水下机器人执行器故障大小,而且由于滑模容错控制的引入,可以较好地处理水下干扰信号的影响.

2 故障辨识与容错控制算法

水下机器人故障辨识与容错控制原理如图1所示.

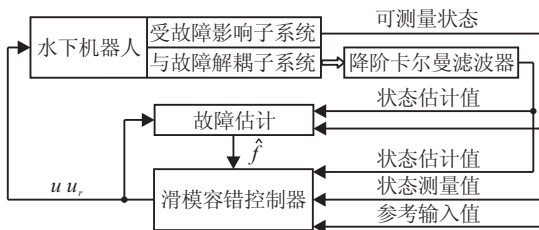


图1 水下机器人故障辨识与滑模容错控制框图

针对水下机器人执行器时变非线性故障,将水下机器人分解为两个子系统:一个子系统实现与故障解耦;另一子系统受故障影响,其状态可测.降阶卡尔曼滤波器用于估计与故障解耦子系统的状态,进而由估计的状态和测量出的状态得到水下机器人执行器故障估计.滑模容错控制器根据估计出的执行器故障信息在线调整控制器输出,使水下机器人在执行器故障时仍能保持一定的性能稳定运行.

2.1 水下机器人动力学模型

水下机器人是在复杂海流环境中运动的六自由度刚体.作用在水下机器人上的力有重力、浮力、水流阻力、推力和附加质量力等^[12].水下机器人一般动力学方程可表示为

$$\begin{cases} M\dot{\chi} + CC(\chi)\chi + DD(\chi)\chi + G(\xi) = \tau, \\ \dot{\xi} = J(\xi)\chi. \end{cases} \quad (1)$$

其中: $\chi_{6 \times 1}$ 为机器人相对于载体坐标系 (X_0, Y_0, Z_0) 的速度矢量; $\xi_{6 \times 1}$ 为机器人相对于惯性坐标系 (X, Y, Z) 的位置姿态矢量; $M_{6 \times 6}$ 为机器人的惯量矩阵,包括刚体固有惯量项和附加惯量; $CC_{6 \times 6}$ 为与 χ 有关的向心和科氏惯量矩阵; $DD_{6 \times 6}$ 为与 χ 有关的水动(阻)力系数矩阵; $G_{6 \times 1}$ 为重力和浮力项; $\tau_{6 \times 1}$ 为水下机器人推进器的作用力和力矩^[13].

水下机器人原始动力学方程是复杂的六自由度非线性矢量方程组.为满足控制器设计以及故障诊断的需要,在分析各种机器人运动发生概率的基础上将原系统解耦简化为3个控制子系统:前进速度控制子系统(speed subsystem),转艏控制子系统(steering subsystem),深度控制子系统(diving subsystem).本文讨论水下机器人最常见的转艏控制子系统.

2.2 执行器故障估计

执行器故障下的离散多输入多输出线性系统状态方程和输出方程表示如下^[14]:

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}\mathbf{U}(k) + \mathbf{E}\mathbf{f}(k) + \boldsymbol{\omega}(k), \\ \mathbf{y} = \mathbf{C}\mathbf{x}(k) + \mathbf{v}(k). \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\mathbf{x}(k) \in \mathbf{R}^n$ 为状态矢量, $\mathbf{y}(k) \in \mathbf{R}^{r \times r}$ 为输出矢量, $\mathbf{U}(k) \in \mathbf{R}^{m \times m}$ 为控制输入矢量, $\mathbf{f}(k) \in \mathbf{R}^{q \times q}$ 为执行器故障矢量; $\boldsymbol{\omega}(k)$ 表示系统建模不确定性及过程噪声, $\mathbf{v}(k)$ 为测量噪声; $\boldsymbol{\omega}(k), \mathbf{v}(k)$ 均值为零; 协方差矩阵分别为 $\mathbf{S} = \mathbf{S}^T > 0, \mathbf{Q} = \mathbf{Q}^T > 0$; (\mathbf{A}, \mathbf{B}) 为可控矩阵对, (\mathbf{A}, \mathbf{C}) 为可观矩阵对; $\mathbf{A}, \mathbf{B}, \mathbf{C}, \mathbf{E}$ 皆为实常数矩阵, \mathbf{C} 为行满秩矩阵.

为估计执行器故障,将系统方程(2)重新写为

$$\begin{bmatrix} \mathbf{x}_1(k+1) \\ \mathbf{x}_2(k+1) \\ \mathbf{x}_3(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_1 \\ \mathbf{A}_2 \\ \mathbf{A}_3 \end{bmatrix} \mathbf{x}(k) + \begin{bmatrix} \mathbf{B}_1 \\ \mathbf{B}_2 \\ \mathbf{B}_3 \end{bmatrix} \mathbf{U}(k) + \begin{bmatrix} \mathbf{E}_1 \\ \mathbf{E}_2 \\ \mathbf{E}_3 \end{bmatrix} \mathbf{f}(k) + \begin{bmatrix} \boldsymbol{\omega}_1(k) \\ \boldsymbol{\omega}_2(k) \\ \boldsymbol{\omega}_3(k) \end{bmatrix}, \quad (3)$$

$$\mathbf{y}(k) = \begin{bmatrix} \mathbf{y}_1(k) \\ \mathbf{y}_2(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & \mathbf{I}_{r-r-qq} & 0 \\ 0 & 0 & \mathbf{I}_{qq} \end{bmatrix} \mathbf{x}(k) + \begin{bmatrix} \mathbf{v}_1(k) \\ \mathbf{v}_2(k) \end{bmatrix}. \quad (4)$$

式中: $\mathbf{x}_1(k) \in \mathbf{R}^{n-r-r}$, $\mathbf{x}_2(k) \in \mathbf{R}^{r-r-qq}$, $\mathbf{x}_3(k) \in \mathbf{R}^{qq}$. 从式(4)可知, $\mathbf{x}_2(k)$ 与 $\mathbf{y}_1(k)$ 均值相同, $\mathbf{x}_3(k)$ 与 $\mathbf{y}_2(k)$ 也有相同的均值,从均值意义上看,只需要估计 $\mathbf{x}_1(k)$. 可采用降阶卡尔曼滤波器获得 $\mathbf{x}_1(k)$ 的无偏最小方差估计^[14].

假设 $\text{rank}(\mathbf{CE}) = qq$ 和 \mathbf{E}_3 非奇异. 进一步定义

$$\begin{aligned} \bar{\mathbf{A}}_1 &= \mathbf{A}_1 - \mathbf{E}_1 \mathbf{E}_3^{-1} \mathbf{A}_3, \quad \bar{\mathbf{A}}_2 = \mathbf{A}_2 - \mathbf{E}_2 \mathbf{E}_3^{-1} \mathbf{A}_3, \\ \bar{\mathbf{B}}_1 &= \mathbf{B}_1 - \mathbf{E}_1 \mathbf{E}_3^{-1} \mathbf{B}_3, \quad \bar{\mathbf{B}}_2 = \mathbf{B}_2 - \mathbf{E}_2 \mathbf{E}_3^{-1} \mathbf{B}_3, \end{aligned}$$

$$\bar{\mathbf{A}}_1 = [\bar{\mathbf{A}}_{11} \quad \bar{\mathbf{A}}_{12} \quad \bar{\mathbf{A}}_{13}], \bar{\mathbf{A}}_2 = [\bar{\mathbf{A}}_{21} \quad \bar{\mathbf{A}}_{22} \quad \bar{\mathbf{A}}_{23}].$$

其中: $\bar{\mathbf{A}}_{11} \in \mathbf{R}^{(n-rr) \times (n-rr)}$, $\bar{\mathbf{A}}_{12} \in \mathbf{R}^{(n-rr) \times (rr-qq)}$, $\bar{\mathbf{A}}_{13} \in \mathbf{R}^{(n-rr) \times qq}$, $\bar{\mathbf{A}}_{21} \in \mathbf{R}^{(rr-qq) \times (n-rr)}$, $\bar{\mathbf{A}}_{22} \in \mathbf{R}^{(rr-qq) \times (rr-qq)}$, $\bar{\mathbf{A}}_{23} \in \mathbf{R}^{(rr-qq) \times qq}$. 若 $(\bar{\mathbf{A}}_{11}, \bar{\mathbf{A}}_{21})$ 是可观测矩阵对, $P(0)$ 已知, 则在上述假设条件下, $\mathbf{x}_1(k)$ 的无偏最小方差估计为^[14]

$$\hat{\mathbf{x}}_1(k) = \bar{\mathbf{A}}_{11} \hat{\mathbf{x}}_1(k-1) + \boldsymbol{\rho}(k) + \mathbf{K}(k)(\boldsymbol{\lambda}(k) - \bar{\mathbf{A}}_{21} \hat{\mathbf{x}}_1(k-1)). \quad (5)$$

式中: $\boldsymbol{\rho}(k)$ 和 $\boldsymbol{\lambda}(k)$ 分别为

$$\boldsymbol{\rho}(k) = \bar{\mathbf{A}}_{12} \mathbf{y}_1(k-1) + \bar{\mathbf{A}}_{13} \mathbf{y}_2(k-1) + \mathbf{E}_1 \mathbf{E}_3^{-1} \mathbf{y}_2(k) + \bar{\mathbf{B}}_1 \mathbf{u}(k-1), \quad (6)$$

$$\boldsymbol{\lambda}(k) = \mathbf{y}_1(k) - \mathbf{E}_2 \mathbf{E}_3^{-1} \mathbf{y}_2(k) - \bar{\mathbf{A}}_{22} \mathbf{y}_1(k-1) - \bar{\mathbf{A}}_{23} \mathbf{y}_2(k-1) - \bar{\mathbf{B}}_2 \mathbf{u}(k-1); \quad (7)$$

$\mathbf{K}(k)$ 为卡尔曼滤波器的增益, 即

$$\mathbf{K}(k) = \bar{\mathbf{A}}_{11} \mathbf{P}(k) \bar{\mathbf{A}}_{21}^T [\bar{\mathbf{A}}_{21} \mathbf{P}(k) \bar{\mathbf{A}}_{21}^T + \bar{\mathbf{S}}]^{-1}. \quad (8)$$

式中协方差矩阵 $\mathbf{P}(k)$ 用下式更新:

$$\mathbf{P}(k+1) = \bar{\mathbf{A}}_{11} \mathbf{P}(k) \bar{\mathbf{A}}_{11}^T + \bar{\mathbf{Q}} - \mathbf{K}(k) [\bar{\mathbf{A}}_{21} \mathbf{P}(k) \bar{\mathbf{A}}_{21}^T + \bar{\mathbf{S}}] \mathbf{K}^T(k). \quad (9)$$

其中

$$\bar{\mathbf{S}} = \mathbf{T}_1 \begin{bmatrix} \mathbf{S} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{Q} \end{bmatrix} \mathbf{T}_1^T, \bar{\mathbf{Q}} = \mathbf{T}_2 \begin{bmatrix} \mathbf{S} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{Q} \end{bmatrix} \mathbf{T}_2^T, \\ \mathbf{T}_1 = [\mathbf{I} \quad \mathbf{0} \quad -\mathbf{E}_1 \mathbf{E}_3^{-1} \quad -\bar{\mathbf{A}}_{12} \quad -\bar{\mathbf{A}}_{13} - \mathbf{E}_1 \mathbf{E}_3^{-1}], \\ \mathbf{T}_2 = [0 \quad \mathbf{I} \quad -\mathbf{E}_2 \mathbf{E}_3^{-1} \quad \mathbf{I} + \bar{\mathbf{A}}_{22} \quad -\bar{\mathbf{A}}_{23} - \mathbf{E}_2 \mathbf{E}_3^{-1}].$$

因此, 式(2)表示的离散系统的状态可用下式估计:

$$\hat{\mathbf{x}}(k) = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}_1(k) \\ \mathbf{y}(k) \end{bmatrix}. \quad (10)$$

系统执行器故障 $\mathbf{f}(k)$ 的估计为

$$\hat{\mathbf{f}}(k) = (\mathbf{E}_3)^{-1} [\mathbf{y}_2(k+1) - \mathbf{A}_3 \hat{\mathbf{x}}(k) - \mathbf{B}_3 \mathbf{U}(k)]. \quad (11)$$

从式(11)可以看出, k 时刻系统执行器故障 $\mathbf{f}(k)$ 可根据当前时刻的状态估计值、当前时刻的控制输入值以及下一时刻的观测值进行估计. 由于原系统模型经解耦, 分解成为2个子系统, 采用低阶卡尔曼滤波器估计系统部分状态变量 $\mathbf{x}_1(k)$ 比采用满阶卡尔曼滤波器所需时间更短, 效率更高. 采用降阶卡尔曼滤波器估计辨识的执行器时变、非线性故障为容错控制提供了必要的信息.

2.3 滑模容错控制

推进器组中部分推进器出现故障是水下机器人易发生的故障类型, 如推进器叶片脱落、推进器拥堵、粘滞等. 对于这种类型故障建模, 一般假设式(2)中: $\mathbf{E} = -\mathbf{B}$, $qq = mm$, $\mathbf{f}(k) = \mathbf{R}(k) \mathbf{U}(k) \in \mathbf{R}^{mm}$, 其中 $\mathbf{R}(k) = \text{diag}(g_i(k))_{mm \times mm}$, $i = 1, 2, \dots, mm$. $g_i(k)$ 表示第 i 个推进器的失效程度. 推进器正常运行时, $g_i(k) =$

0; 当 $0 < g_i(k) \leq 1$ 时, 则表示推进器发生了部分失效或整体失效故障.

水下机器人工作在复杂的海洋环境中, 其水动力特性和环境干扰随着机器人所处位置和运行状态的不同而有明显变化. 滑模控制是对不确定动力学系统进行控制的一种有效方法. 滑模控制器在系统无故障时设计. 首先定义滑模函数

$$\boldsymbol{\sigma}(\tilde{\mathbf{X}}) = \mathbf{S} \mathbf{S}^T \tilde{\mathbf{X}}. \quad (12)$$

式中: $\tilde{\mathbf{X}} = \mathbf{X} - \mathbf{X}_d$ 为状态误差矢量, \mathbf{X}_d 为期望状态矢量, $\mathbf{S} \mathbf{S}^T$ 为定义的滑模面. 为使被控系统稳定并克服滑模控制方式固有的抖振性, 取

$$\dot{\boldsymbol{\sigma}} = -\eta^2 \tanh(\boldsymbol{\sigma}/\phi_0). \quad (13)$$

式中: η 为一个可调的正参数, ϕ_0 为滑模面厚度. 由式(13), 可得到滑模控制器的输出为

$$\mathbf{U} = \hat{\mathbf{U}} + \tilde{\mathbf{U}} = (\mathbf{S} \mathbf{S}^T \mathbf{B})^{-1} (-\mathbf{S} \mathbf{S}^T \mathbf{A} \mathbf{X}) + (\mathbf{S} \mathbf{S}^T \mathbf{B})^{-1} (\mathbf{S} \mathbf{S}^T \dot{\mathbf{X}}_d - \mathbf{S} \mathbf{S}^T \boldsymbol{\omega} - \eta^2 \tanh(\boldsymbol{\sigma}/\phi_0)). \quad (14)$$

式(14)由2部分组成, 第1部分为滑模控制器的名义控制律, 第2部分为由被控系统期望状态、噪声及系统实际状态在滑模面上的位置确定的反馈项. 若 $\mathbf{R}(k)$ 的估计值用 $\hat{\mathbf{R}}(k)$ 表示, 并假设 $\mathbf{I} - \hat{\mathbf{R}}(k)$ 非奇异, 则故障发生后滑模容错控制器输出由正常工作状态下的 $\mathbf{U}(k)$ 调整为 $\mathbf{U}_R(k) = (\mathbf{I} - \hat{\mathbf{R}}(k))^{-1} \mathbf{U}(k)$, 以实现容错, 使系统在执行器部分故障情况下仍能保持一定的性能稳定运行.

3 仿真实验

采用上述故障估计和容错控制方法对 Phoenix AUV 水下机器人转艏控制子系统进行仿真. Phoenix AUV 水下机器人转艏控制子系统离散状态方程及输出方程分别如下^[15]:

$$\mathbf{x}(k+1) = \begin{bmatrix} -0.6383 & -1.4439 & 0 \\ 0.0591 & -0.4659 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{x}(k) + \begin{bmatrix} 0.1708 & -0.2650 \\ 0.1924 & 0.302 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{U}(k) + \mathbf{E} \mathbf{f}(k) + \boldsymbol{\omega}(k), \quad (15)$$

$$\mathbf{y}(k) = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}(k) + \mathbf{v}(k). \quad (16)$$

其中: 状态矢量 $\mathbf{x}(k) = [\boldsymbol{\nu}(k) \quad \mathbf{r}(k) \quad \boldsymbol{\Psi}(k)]^T$, $\boldsymbol{\nu}$ 为水下机器人相对于载体坐标系 \mathbf{Y}_0 轴的线速度, \mathbf{r} 为机器人绕载体坐标系 \mathbf{Z}_0 轴的转动角速度, $\boldsymbol{\Psi}$ 为机器人绕惯性坐标系 \mathbf{Z} 轴的转动角度; 控制输入

$$\mathbf{U}(k) = [\delta_{rb} \quad \delta_{rs}]^T,$$

δ_{rb} 和 δ_{rs} 分别为船头舵和船尾舵的偏转角, 机器人前、后舵及前后翼特性相似; ω 和 v 分别为过程噪声及测量噪声矢量, ω 的协方差矩阵为 $S = \text{diag}(0.01, 0.01, 0.01)$, v 的协方差矩阵为 $Q = \text{diag}(0.01, 0.01)$;

$$f(k) = \begin{bmatrix} g_1(k) & 0 \\ 0 & g_2(k) \end{bmatrix} U(k),$$

正弦故障 $g_1(k) = 0.65 \sin(0.1 * (85 - k))$, 开始作用时刻为第 85 个采样点, 恒值故障 $g_1(k) = 0.45$, 开始作用时刻为第 110 个采样点, $g_2(k) = 0$, $E = -B$. 系统极点配置在 $(-0.5, -0.34, 0)$, 滑模面 SS 系数为

$$[0.0394 \quad 0.9649 \quad 0.2596],$$

滑模面厚度 ϕ_0 为 0.012, η 为 0.15. 状态变量初始值

$$x(1) = [\nu(1) \quad r(1) \quad \Psi(1)]^T = [0 \quad 0 \quad 0]^T.$$

控制水下机器人水平面上的转舵角 Ψ 保持在 90° .

图 2 为从第 85 个采样点开始作用在执行器上的按正弦规律变化的故障和用卡尔曼滤波器估计出的故障.

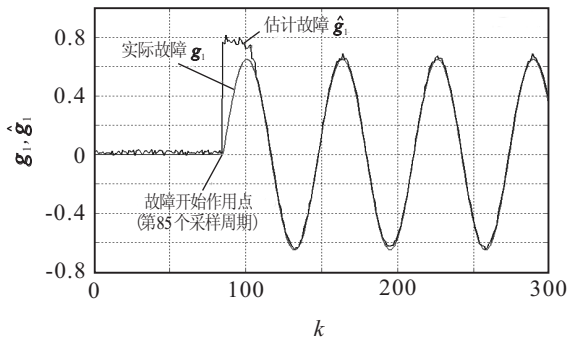


图 2 执行器上实际的正弦故障 g_1 与估计故障 \hat{g}_1

从图 2 可以看出, 采用降阶卡尔曼滤波器估计出的故障信息在最初 20 个采样周期与实际故障有一定误差, 但随后便能准确地反映作用在水下机器人执行器上的真实故障, 对故障实现了有效辨识, 为后阶段容错控制提供了可靠的依据.

图 3 为执行器在正弦故障作用下水平面上无容错及滑模定向容错控制对比.

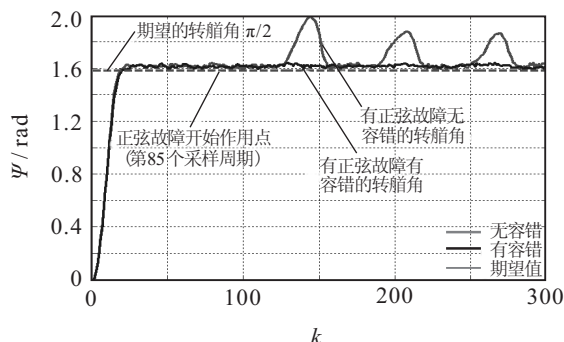


图 3 执行器正弦故障时转舵角无容错和容错滑模控制

从图 3 可以看出: 水下机器人执行器中发生正弦规律的时变故障后, 无容错的滑模定向控制使水下

机器人的转舵角不能保持在 90° 而出现大幅度振荡, 与设定值的偏差最大达 30° 左右; 而加入容错控制后, 水下机器人绕惯性坐标系 Z 轴的转舵角 Ψ 基本可以稳定在 90° 附近. 可见滑模容错控制器可以有效地补偿推进器因故障而损失的推力作用, 实现有效的容错控制.

图 4 为从第 110 个采样点开始作用在执行器上的恒值故障与采用卡尔曼滤波器估计出的故障信息.

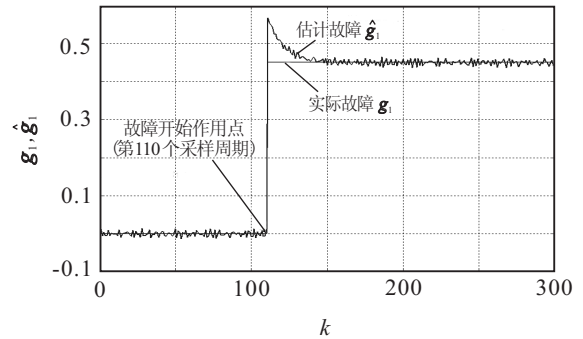


图 4 执行器上实际的恒值故障 g_1 与估计故障 \hat{g}_1

从图 4 可见, 降阶卡尔曼滤波器经过约 20 个采样周期调整后便能准确地跟踪执行器故障变化.

图 5 为执行器在恒值故障作用下, 水平面上无容错滑模控制与容错滑模定向控制对比图.

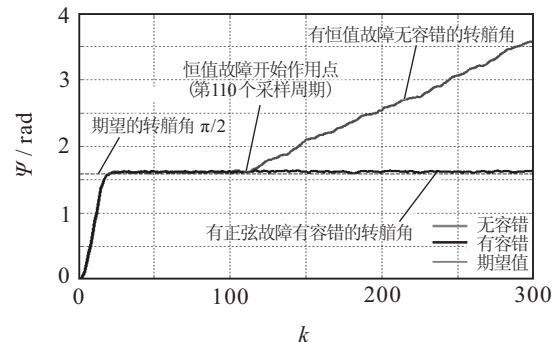


图 5 执行器恒值故障时转舵角无容错滑模控制和容错滑模控制对比图

从图 5 可以看出, 水下机器人执行器在恒值故障作用下, 无容错的滑模控制已不能使水下机器人的转舵角 Ψ 稳定在 90° 附近, 处于一种完全发散状态, 已经无法实现稳定的定向控制. 而滑模容错控制器在执行器恒值故障下仍可以继续实现稳定的定向控制.

4 结 论

本文采用降阶卡尔曼滤波器实时估计作用在水下机器人执行器上的时变、非线性故障, 滑模容错控制器根据估计出的故障信息实时调整控制器输出, 使水下机器人的在线故障辨识、容错控制实现一体化, 有效提高了水下机器人在复杂海流环境中运行的可靠性, 克服了传统容错控制只能针对特定、已知故障模式的局限性. 但本文中的容错控制对所有执行器完全失效等灾难性的故障则无法实现容错控制.

参考文献(References)

- [1] 徐玉如, 庞永杰, 甘永, 等. 智能水下机器人技术展望[J]. 智能系统学报, 2006, 1(1): 9-16.
(Xu Y R, Pang Y J, Gan Y, et al. AUV-state-of-the-art and prospect[J]. CAAI Trans on Intelligent Systems, 2006,1(1): 9-16.)
- [2] Zhang Y M, Jin J. Bibliographical review on reconfigurable fault-tolerant control systems[J]. Annual Reviews in Control, 2008, 32(2): 229-252.
- [3] Yang K C H, Choi S K. Fault-tolerant system design of an autonomous underwater vehicle: An experimental study[J]. Int J of Systems Science, 1999, 30(9): 1011-1019.
- [4] Antonelli G, Caccavale F, Chiaverini S, et al. A novel adaptive control law for underwater vehicles[J]. IEEE Trans on Control Systems and Technology, 2003, 11(2), 109-120.
- [5] Podder T K, Sarkar N. Fault-tolerant control of an autonomous underwater vehicle under thruster redundancy[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2001, 34(1): 39-52.
- [6] Edin O, Geoff R. Thruster fault diagnosis and accommodation for open-frame underwater vehicles[J]. Control Engineering Practice, 2004, 12(12): 1575-1598.
- [7] Sarkar N, Podder T K, Antonelli G. Fault-accommodating thruster force allocation of an AUV considering thruster redundancy and saturation[J]. IEEE Trans on Robotics and Automation, 2002, 18(2): 223-231.
- [8] Zhu D Q, Liu Q, Yang Y S. An active fault-tolerant control method of unmanned underwater vehicles with continuous and uncertain faults[J]. Int J of Advanced Robotic Systems, 2008, 5(4): 411-418.
- [9] Jing Liu, Qi Wu, Daqi Zhu. Thruster fault-tolerant for UUVs based on quantum-behaved particle swarm optimization[C]. 22th Int Conf on Industrial, Engineering and Other Applications of Applied Intelligent Systems. Tainan, 2009: 159-165.
- [10] Pepijn W J, Ven C F, Daniel T. Neural network control of underwater vehicles[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2005, 18(5): 533-547.
- [11] Kim M H, Inman D J. Direct adaptive control of underwater vehicles using neural networks[J]. J of Vibration and Control, 2003, 9(5): 605-619.
- [12] Alessandri A, Caccia M, Indveri G. Application of LS and EKF techniques to the identification of underwater vehicles[C]. Proc of the 1998 IEEE Int Conf on Control Applications. Trieste, 1998: 1084-1088.
- [13] Tarun Kanti Podder, Nilanjan Sarkar. Fault-tolerant control of an autonomous underwater vehicle under thruster redundancy[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2001, 4(1): 39-52.
- [14] Bin Jiang, Fahmida N Chowdhury. Fault estimation and accommodation for linear MIMO discrete-time Systems[J]. IEEE Trans on Control Systems Technology, 2005, 13(3): 493-499.
- [15] Lingli N. Fault-tolerant control of unmanned underwater vehicles[D]. Blacksburg, Virginia: Proquest Information and Learning Company, 2001: 11-36.
- [13] Han Q L. A new delay-dependent absolute stability criterion for a class of nonlinear neutral systems[J]. Automatica, 2008, 44 (1): 272-277.
- [14] 李明, 刘龙. 中立型时滞系统的新的绝对稳定性的法则[J]. 控制理论与应用, 2009, 26(5): 582-587.
(Li M, Liu L. A novel criterion for absolute stability of neutral delay systems[J]. Control Theory & Applications, 2009, 26(5): 582-587.)
- [15] Yue D, Tian E, Zhang Y. A piecewise analysis method to stability analysis of linear continuous/discrete systems with time-varying delay[J]. Int J of Robust and Nonlinear Control, 2009, 19(13): 1493-1518.
- [16] Park P, Ko J W. Stability and robust stability for systems with a time-varying delay[J]. Automatica, 2007, 43(9): 1855-1858.
- [17] Petersen I R. A stabilization algorithm for a class uncertain linear systems[J]. Systems and Control Letters, 1987, 8(4): 351-357.
- [18] Gu K. Integral inequality in the stability problem of time-delay systems[C]. Proc of the 39th IEEE Conf on Decision and Control. Sydney: IEEE Press, 2000: 2805-2810.
- [19] Boyd S, Ghaoul L E, Feron E, et al. Linear matrix inequalities in system and control theory[M]. Philadelphia: SIAM, 1994: 23-24.
- [20] Khalil H K. Nonlinear systems[M]. NJ: Prentice Hall, 1996.

(上接第1030页)