

文章编号: 1001-0920(2009)09-1335-05

一种水下机器人传感器故障诊断与容错控制方法

朱大奇, 陈亮, 刘乾

(上海海事大学 水下机器人与智能系统实验室, 上海 200135)

摘要: 采用自适应滤波器 FIR 对水下机器人进行在线自适应建模, 并利用 LMS 算法来调节滤波器的权系数. 通过对滤波器权系数和误差信号平方的分析, 实时检测出传感器的故障, 并应用 FIR 滤波器输出替代故障传感器信号, 实现传感器故障情形下水下机器人容错控制. 应用该方法对 Outland 1000 水下机器人传感器的故障进行检测和容错, 实验结果表明所提故障检测方法准确可靠, 具有较好的容错效果.

关键词: 水下机器人; 故障检测; 自适应滤波器; 容错控制

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

Sensor fault diagnosis and fault-tolerant control method of under water vehicles

ZHU Da-qi, CHEN Liang, LIU Qian

(Laboratory of Underwater Vehicles and Intelligent Systems, Shanghai Maritime University, Shanghai 200135, China. Correspondent: ZHU Da-qi, E-mail: zdq367@yahoo.com.cn)

Abstract: An adaptive model of underwater vehicles is constructed by using adaptive filter FIR, and LMS algorithm is used to minimize the output error between the monitored system and the FIR filter in the process. By analyzing the resulting adaptive FIR filter coefficients and error signal, the sensor fault is detected and fault-tolerant control is realized. This method is applied to the sensor subsystem of Outland 1000. Experimentation results show that the method is simple to implement and effective in fault detection and fault-tolerant control.

Key words: Underwater vehicles; Fault detection; Adaptive filter; Fault-tolerant control

1 引言

海洋深处工作环境的复杂性、不可预测性和水下机器人无人驾驶的特性,使得水下机器人一旦出现故障,不仅机器人无法完成水下作业任务,而且机器人本身有时也无法回收,损失巨大.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^[1].容错控制作为一门新兴的交叉学科,其学科意义就是要尽量保证动态系统在发生故障时仍然可以稳定运行,且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^[2-6],文献[7,8]对近些年的研究状况进行了较好的综述.但是,目前有关水下机器人故障诊断与容错控制方面的研究成果还非常少^[9-14],尚处于一种起步状态^[15].

本文针对水下机器人控制系统中易出现故障的

传感器子系统,提出一种基于自适应滤波器(FIR)的双判据传感器故障检测算法,以此进行水下机器人传感器故障的可靠检测.应用自适应滤波器 FIR 的输出替代故障传感器信号,实现水下机器人传感器故障情形下的容错控制.同时将该方法应用到 Outland 1000 方向传感器(罗经)的故障检测和容错控制之中.从水池实验结果来看,容错算法快速有效.

2 自适应建模

2.1 水下机器人的状态方程

水下机器人传感器故障检测与容错控制模型 FIR 均是基于 LMS(least-mean-square)算法的自适应滤波器.传统的 LMS 算法具有计算量小、结构简单、易于实现等优点,同时自适应滤波器还具有对干扰不敏感的特性,此处选取基于 LMS 算法的自适应滤波器来进行水下机器人的实时故障检测与容

收稿日期: 2008-10-31; 修回日期: 2008-12-26.

基金项目: 国家 863 计划项目(2006AA09Z210); 国家自然科学基金项目(50775136); 上海市教委项目(2008099).

作者简介: 朱大奇(1964—),男,安徽安庆人,教授,博士生导师,从事水下机器人故障诊断与容错控制的研究;

陈亮(1984—),男,湖北孝感人,硕士生,从事信号与信息处理的研究.

错. 以水下机器人状态控制系统为研究对象, 水下机器人传感器、推进器在故障状况下的状态方程可以近似表示为^[9]

$$\begin{cases} \dot{X} = AX + (B + B_F)u + f_d, \\ Y = (C + C_F)X + v. \end{cases} \quad (1)$$

其中: A 为状态矩阵, B 为控制矩阵, B_F 为推进器故障控制矩阵, C 为传感器矩阵, C_F 为传感器故障矩阵, X 为状态变量, Y 为传感器输出, u 为控制信号, f_d 为非线性项. 离散化有

$$\begin{cases} X_{k+1} = X_k + (k)u_k + W_k, \\ Y_k = H(k)X_k + V_k(k). \end{cases} \quad (2)$$

2.2 水下机器人的等效模型

针对水下机器人控制系统的状态方程, 可以用一个自适应滤波器 FIR 模型给水下机器人等效建模^[9], 并在线学习跟踪水下机器人控制系统, 其模型结构如图 1 所示. 图中: $u(k)$ 为机器人输入控制信号; $y(k)$ 为传感器的状态输出; $d(k)$ 为自适应滤波器输出; $e(k)$ 为自适应滤波器跟踪控制系统的状态误差; C_{10}, C_{20}, \dots 为 FIR 权系数. 利用水下机器人状态控制 (如定向控制) 的时间系列数据 $(u(k), y(k))$ 在线训练自适应滤波器 FIR 模型, 得到自适应滤波器模型某时刻的参数矢量为 $C_k = (C_{10}, C_{20}, \dots, C_{M0})$, 具体过程如下:

输出信号

$$d(k) = \sum_{i=1}^M C_{i0} u(k+1-i); \quad (3)$$

差值信号

$$e(k) = d(k) - y(k); \quad (4)$$

参数训练

$$C_{k+1} = C_k + 2\mu e(k) u(k); \quad (5)$$

目标函数

$$e(k) = 0. \quad (6)$$

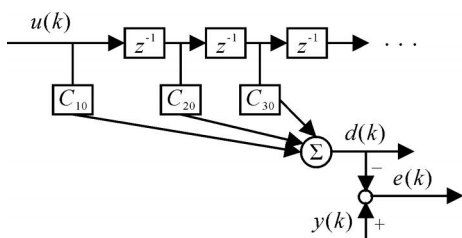


图1 FIR自适应模型

2.3 模型中参数的选取

式(3)中 M 为自适应滤波器的阶数. 自适应滤波器阶数越大, 其跟踪精度就越高, 但是相对应的计算量也越大, 系统的实时性较低; 反之, 如果滤波器阶数越小, 其精度就越低, 相对应的计算量也越小, 系统的实时性则较高. 因此自适应滤波器阶数 M 必须兼顾精度和实时性两个方面, 选取一个适当数值.

此处 M 的选取根据具体的实验系统来确定. 经过仿真和多次 Outland 1000 水池实验效果分析, 选取 $M = 70$ 作为最终参数.

式(5)中 μ 为 LMS 算法学习系数, 它决定自适应滤波器的学习步伐和收敛性能. μ 值取得过大, 自适应滤波器的学习步伐很快, 但是不一定能够保证自适应滤波器收敛; 相反, 如果 μ 值取得过小, 则虽然对自适应滤波器收敛有利, 但传感器信号的学习步伐较慢. 文中 μ 的选取是根据具体的实验系统来确定的. 经过仿真和多次 Outland 1000 水池实验效果分析, 最终选取 $\mu = 0.01$.

3 水下机器人传感器故障检测的双判据算法及容错控制

对于水下机器人, 利用在线测量的传感器信号, 对 FIR 进行在线学习训练, 并同时计算 $J^2(k) = [d(k) - y(k)]^2$ 的时间分布. 在无故障、无干扰信号时, $J^2(k)$ 较小且处于一定阈值之内; 当传感器系统有故障发生时, $J^2(k)$ 必然立即产生跳变, 超出阈值. 据此可以快速判定系统传感器故障, 有

$$J^2(k) \begin{cases} > \theta, & \text{故障;} \\ < \theta, & \text{无故障.} \end{cases} \quad (7)$$

其中 θ 为 $J^2(k)$ 的阈值. 式(7)通过 $J^2(k)$ 的跳变来判定传感器故障, 为本文所说的双判据的第一个故障判据, 其最大优点是几乎没有滞后存在. 此时的 FIR 模型完全反映正常状况的传感器输出, 这对系统容错极为有利, 可将此刻 FIR 的输出直接代替故障传感器输出, 进行水下机器人的容错控制, 实时性较好. 但同时也存在一个明显的不足, 即故障检测易受外界干扰影响. 当传感器未出现故障, 而是附加了一个外界随机的干扰信号时, $J^2(k)$ 同样会发生跳变, 这时就会发生传感器故障检测的误判, 对此必须依据更可靠的故障判定策略.

3.1 基于 FIR 信噪比的故障判定方法

基于 FIR 信噪比的故障判定方法是一种参数检测方法, 具有较强的抗干扰性能. 根据图 2, 利用在线实际测量的传感器信号, 对自适应滤波器进行在线训练, 得到自适应滤波器某时刻 j 的参数系列 C_j

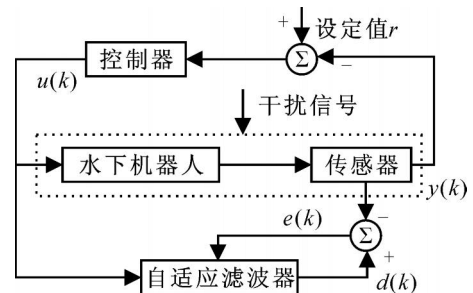


图2 控制系统与自适应滤波器在线训练

= (C_{1j}, C_{2j}, ..., C_{Mj}), 并作以下的相关处理, 以消除干扰信号影响. 观察系统信噪比 R(k) 的变化, 当信噪比 R(k) 出现明显跳变时, 认为有故障存在.

3.1.1 在线参数矢量^[9]

对系统运行在某段时间的输入控制信号与传感器输出数据系列按式(3)和(4)进行在线学习训练自适应滤波器 FIR, 从而得到某时刻的系统参数矢量 C₁ = (C₁₁, C₂₁, ..., C_{M1}); 当下一时刻的数据出现时, 淘汰最早时刻的控制输入数据, 仍按式(3)和(4)进行在线学习训练自适应滤波器, 从而得到该时刻的系统参数矢量 C₂ = (C₁₂, C₂₂, ..., C_{M2}); ...; 对第 n 时刻的数据 (y(n), u(n)), 仍按式(3)和(4)进行在线学习训练自适应滤波器, 从而得到该时刻的系统参数矢量 C_n = (C_{1n}, C_{2n}, ..., C_{Mn}). 自适应滤波器的整个学习训练过程是一个阶数固定的移动窗, 这不仅保证了 FIR 滤波器有效动态地跟踪水下机器人系统, 而且有限阶数的计算处理, 也保证了学习训练的实时性. FIR 矢量计算如下所示:

$$\begin{matrix} C_0 & C_1 & C_j & C_{n-1} & C_n \\ \begin{bmatrix} C_{10} \\ \dots \\ C_{i0} \\ \dots \\ C_{M0} \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} C_{11} \\ \dots \\ C_{i1} \\ \dots \\ C_{M1} \end{bmatrix} & \dots & \begin{bmatrix} C_{1j} \\ \dots \\ C_{ij} \\ \dots \\ C_{Mj} \end{bmatrix} & \dots & \begin{bmatrix} C_{1n-1} \\ \dots \\ C_{in-1} \\ \dots \\ C_{Mn-1} \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} C_{1n} \\ \dots \\ C_{in} \\ \dots \\ C_{Mn} \end{bmatrix} \end{matrix}, \quad (8)$$

$i = 1, 2, \dots, M, j = 0, 1, \dots, n.$

3.1.2 在线偏差矢量

在第 3.1.1 节的基础上, 进一步计算偏差矢量 D_j = C_j - C₀ (j = 1, 2, ..., n), 得到

$$\begin{matrix} D_1 & D_2 & D_{n-1} & D_n \\ \begin{bmatrix} D_{11} \\ D_{21} \\ \dots \\ D_{M1} \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} D_{12} \\ D_{22} \\ \dots \\ D_{M2} \end{bmatrix} & \dots & \begin{bmatrix} D_{1n-1} \\ D_{2n-1} \\ \dots \\ D_{Mn-1} \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} D_{1n} \\ D_{2n} \\ \dots \\ D_{Mn} \end{bmatrix} \end{matrix}. \quad (9)$$

对 D_j 的矢量元素 D_{ij} 求和, 得到一组标量数值 $\sum_{i=1}^M D_{ij}$ (j = 1, 2, ..., n), 从而得到不同时刻模型参数的偏差矢量 D = [d₁, d₂, ..., d_n]. 对 D 作规范化处理, 有

$$V = \left| \frac{D - \text{mean}(D)}{\text{std}(D)} \right|. \quad (10)$$

其中: mean(D) 为 D 的所有元素平均值, std(D) 为 D 的所有元素标准差. 为了克服噪声等外界干扰对故障检测的影响, 再对规范化偏差矢量 V 作进一步处理, 得到自适应滤波器在线信噪比.

3.1.3 在线信噪比

在线信噪比为

$$R(k) = \frac{[V - \text{mean}(V)]^2}{[\text{std}(V)]^2}. \quad (11)$$

当无故障、有干扰时, 信噪比 R(k) 较小且平稳变化; 传感器故障后, 信噪比 R(k) 会出现跳变, 超出设定阈值范围, 故传感器系统故障判定规则如下:

$$R(k) \begin{cases} > n_0, \text{ 故障;} \\ n_0, \text{ 无故障.} \end{cases} \quad (12)$$

其中 n₀ 为信噪比 R(k) 的阈值. 这种基于信噪比的传感器故障检测方法, 有较强的抗干扰能力. 不足之处是 FIR 学习训练是一个渐进的过程, R(k) 的跳变与故障发生时刻存在一定的滞后, 当判定出系统故障时, 自适应滤波器 FIR 已偏离正常传感器输出(它已被故障传感器的输出数据训练), 无法用其输出代替故障传感器信号实现容错控制.

3.2 双判据故障检测算法及替代容错策略

针对 $\sigma^2(k)$ 和 R(k) 判定故障的优点与不足, 本文提出一种双判据传感器故障检测算法. 首先, 系统根据状态误差 $\sigma^2(k)$ 的跳变初步判定系统故障, 并及时存储此时的自适应滤波器参数; 然后继续监测系统信噪比 R(k), 根据信噪比 R(k) 的跳变来确诊传感器是否故障. 具体而言, 如果 $\sigma^2(k)$ 和 R(k) 均有跳变发生, 则传感器系统一定发生故障, 利用早已存储的 FIR 输出代替故障传感器实现系统容错控制; 如果仅有 $\sigma^2(k)$ 发生跳变, 则系统受到外界干扰, 传感器未有故障发生, 可以继续使用正常传感器输出信号进行系统控制.

4 罗经故障检测与容错控制

4.1 Outland 1000 实验系统

Outland 公司的水下机器人 Outland 1000 为一开放式水下机器人实验平台, 由水下实验载体部分、传感器部分、推进器部分、通信系统等组成:

1) 传感器部分. 由深度计和罗经及云台组成, 可以加装 1 个声纳系统.

2) 推进器部分. 有 4 个推进器, 其中尾部 2 个推进器实现转向和直航功能, 1 个侧推实现机器人横移功能, 1 个垂直方向推进器实现机器人水中潜浮功能.

3) 通信系统. 笔记本电脑与 Outland 1000 控制转换器连接 (RS-232 接口), Outland 1000 控制转换器与机器人水下载体部分通过电缆连接 (RS-485 接口). 通过串行通信方式采集机器人的水下信号, 再通过串行通信方式发送水面控制信号给水下机器人, 验证故障诊断与容错控制算法.

4.2 传感器固定漂移故障的设定与诊断

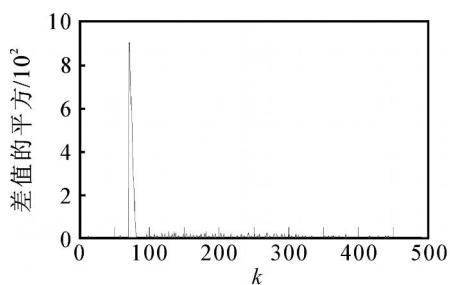
水下机器人定向控制的基本原理图如 2 所示. 设 f(k) 是人为加上的固定故障信号(模拟传感器故



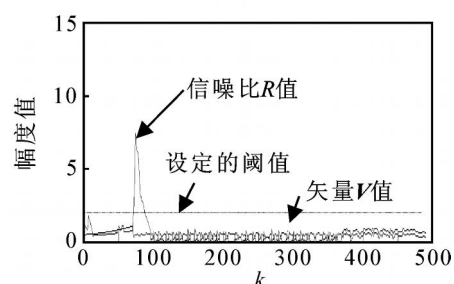
障), $y(k)$ 为航向传感器输出, $d(k)$ 为已训练的自适应滤波器输出, $e(k) = d(k) - [y(k) + f(k)]$ 为二者之间的偏差, $r(k)$ 为机器人方向设定值。

当系统方向稳定在 150° 的某一时刻, 在计算机采集的传感器信号上人为加上一固定故障信号 $f(k)$ (本实验中分别为 $30^\circ, 20^\circ, 10^\circ$), 模仿传感器固定漂移故障, 这样包含故障信号 $f(k)$ 的传感器输出值就是 $[y(k) + f(k)]$ 。控制系统根据这一故障传感器输出值进行 PID 运算, 必然使机器人偏离原来设定的方向值 150° , 即偏离了设定状态。同时自适应滤波器的系统参数矢量 $C_k = (C_{10}, C_{20}, \dots, C_{M0})$ 随着机器人方向不断偏离, 数值调整会越来越大。分析系统参数矢量系列, 计算偏差矢量 D_j 和 V , 信噪比 $R(k)$ 和 $^2(k)$ 。依据前述的双判据规则判定故障是否发生, 并根据 $^2(k)$ 的故障判据在故障发生的第 1 时刻记录 FIR 自适应滤波器的参数数据, 用此时记录的 FIR 模型输出代替故障传感器输出, 对机器人系统进行 PID 容错控制。

在设定值为 150° 的定向控制状态, 具体故障分别为 $30^\circ, 20^\circ, 10^\circ$ 时, 分别记录有无容错时的 Outland 1000 方向传感器罗经输出数值和 FIR 滤波器输出。图 3 为加 30° 人为故障时, 双判据传感器故障检测曲线, 在 $t = 70$ 时刻, 传感器加入故障。从图 3 可以看出, $^2(k)$ 在 $t = 70$ 时刻和 $R(k)$ 在 $t = 75$ 时刻都发生了明显的跳变, $R(k)$ 的值也超过了阈值, 由此可以判定传感器系统出现故障。此时根据 $R(k)$ 判定故障有近 5 个采样周期的滞后, 滞后时间 $T = 5 \times 0.2 \text{ s} = 1 \text{ s}$ (采样周期为 200 ms)。



(a) 滤波信号和期望信号差值的平方



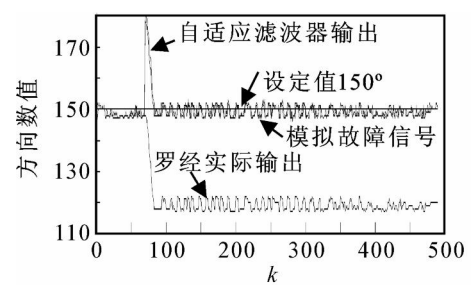
(b) 矢量 V 值、信噪比 $R(k)$ 值和阈值

图 3 加 30° 故障时的故障检测

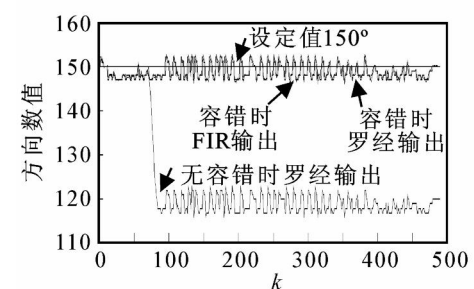
在以上的 $^2(k)$ 和 $R(k)$ 的跳变故障检测中, 如果仅仅是 $^2(k)$ 发生跳变, 而 $R(k)$ 未出现超出阈值的跳变, 有时难以准确判定系统故障, 因为此时完全可能是传感器上出现随机干扰信号, 这是状态偏差故障判定方法的固有缺陷。由此可见, 在外界干扰较少的情况下, 可以只依靠 $^2(k)$ 的跳变来判断传感器是否发生故障, 这时故障检测快速、及时、几乎无滞后; 在干扰较频繁的实际场合, 由于 $R(k)$ 的跳变故障检测方法是一种参数分析方法, 有较强的抗干扰能力, 根据 $R(k)$ 跳变检测故障要比依靠 $^2(k)$ 值检测更加可靠。显然, 应用 $^2(k)$ 和 $R(k)$ 双跳变故障检测方法比只仅仅检验 $R(k)$ 值或 $^2(k)$ 要可靠得多。

4.3 容错控制及实验数据分析

在定向控制状态 (设定值为 150°), 人为设置 $30^\circ, 20^\circ, 10^\circ$ 故障模式, 依据前述的双判据规则判定故障是否发生, 并根据 $^2(k)$ 判据在故障发生的第一时刻记录 FIR 自适应滤波器的参数数据。用此时记录的 FIR 模型输出代替故障传感器输出, 对机器人系统进行 PID 容错控制, 同时观察未加容错时的机器人方向输出。另外, 为了对比, 针对上述各种故障模式, 继续应用故障传感器输出 (已包含故障信号) 与设定值 150° 计算控制偏差, 再计算相应的 PID 控制信号。观察机器人在 30° 故障状况下的无容错控制, 运行状态的输出如图 4(a) 所示。从图中可以清楚看出, 故障情形下的系统输出稳定后为 $120^\circ (150^\circ - 30^\circ)$ 左右。很明显, 控制系统无法保持原有的工作状态, 偏离了设定值 150° 。



(a) 无容错时滤波器输出和罗经实际输出



(b) 容错时滤波器输出和罗经实际输出

图 4 加 30° 时滤波器输出和罗经实际输出

为了使系统在故障状况下保持原来的工作状态,实现容错控制,在第一次检测到自适应滤波器与传感器输出偏差平方 $\sigma^2(k)$ 跳变时,即将自适应滤波器输出代替实际测试值(故障传感器输出信号)。此时自适应滤波器还未学习故障传感器的输出,所以其输出近似等于传感器的真实数值。再将自适应滤波器输出与控制系统的设定值 150° 相减,计算PID输出,实现容错控制,观察机器人实际输出,并与无容错情况进行比较。加 30° 故障的容错结果如图4(b)所示。从图4(b)可见,该容错控制方法的实时性较强,在水池实验过程中该方法在一定时间内能对Outland 1000实现很好的容错控制,完成传感器故障后的定向控制,并且误差精度在 $[-3,3]$ 之间。

5 结 论

本文提出了一种基于自适应滤波器FIR的双判据传感器故障检测方法,并利用自适应滤波器输出替代故障传感器信号,实现水下机器人实时容错控制。将所提出算法应用到Outland 1000水下机器人系统中,水池实验表明该方法是可行的,能实时有效地进行水下机器人传感器故障检测和容错控制。

参考文献(References)

- [1] 周东华, 叶银忠. 现代故障诊断与容错控制[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000: 1-23.
(Zhou D H, Ye Y Z. Modern fault diagnosis and fault-tolerant control [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2000: 1-23.)
- [2] Zhou D H, Frank P M. Strong tracking filtering of nonlinear time-varying stochastic systems with colored noise: Application to parameter estimation and empirical robustness analysis[J]. Int J of Control, 1996, 65(2): 295-307.
- [3] Chen S H, Tao G, Joshi S M. On matching conditions for adaptive state tracking control of systems with actuator failures[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2002, 47(5): 473-478.
- [4] Chen S H, Tao G, Joshi S M. Adaptive control scheme for systems with unknown actuator failures [J]. Automatica, 2002, 38(8): 1027-1034.
- [5] Wang H, Huang Z J, Daley S. On the use of adaptive updating rules for actuator and sensor fault diagnosis [J]. Automatica, 1997, 33(2): 217-225.
- [6] Zhu D Q, Kong M. Adaptive fault-tolerant control of non-linear systems: An improved CMAC-based fault learning approach[J]. Int J of Control, 2007, 80(10): 1576-1594.
- [7] Patton R J. Fault-tolerant control: The 1997 situation [C]. Proc of Int Federation of Automatic Control Symposium. Hull, 1997: 1029-1052.
- [8] Sermann R, Schwarz R, Stolzl S. Fault-tolerant drive-by-wire systems-concepts and realization [C]. Proc of Int Federation of Automatic Control Symposium. Budapest, 2000: 10-15.
- [9] Lingli N. Fault-tolerant control of unmanned underwater vehicles [D]. Blacksburg: Virginia Polytechnic Institute and State University, 2001.
- [10] Tiano A, Sutton R, Lozowicki A, et al. Observer kalman filter identification of an autonomous underwater vehicle [J]. Control Engineering Practice, 2007, 15(7): 727-739.
- [11] Rae G J S. Damage detection for autonomous underwater vehicles [D]. Florida: Florida Atlantic University, 1993.
- [12] 王丽荣, 徐玉如. 水下机器人传感器故障诊断[J]. 机器人, 2006, 28(1): 25-29.
(Wang L R, Xu Y R. Underwater robot sensor fault diagnosis[J]. Robot, 2006, 28(1): 25-29.)
- [13] 张铭钧, 孙瑞琛, 王玉甲. 基于RBF神经网络的水下机器人传感器状态检测方法研究[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2005, 26(6): 726-731.
(Zhang M J, Sun R C, Wang Y J. RBF neural network based on the state of underwater robot sensor detection [J]. J of Harbin Engineering University, 2005, 26(6): 726-731.)
- [14] 方少吉, 王丽荣, 朱计华. 水下机器人传感器容错控制技术研究[J]. 机器人, 2007, 29(2): 155-159.
(Fang S J, Wang L R, Zhu J H. Underwater robot sensor fault-tolerant control technology [J]. Robot, 2007, 29(2): 155-159.)
- [15] 徐玉如, 庞永杰, 甘永. 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. Intelligent underwater robot technology[J]. J of Intelligent Systems, 2006, 1(1): 9-16.)