

基于多传感器融合的机器人编队 ADRC 控制

毛文勇, 仇翔, 张文安

(浙江工业大学 信息工程学院, 杭州 310023)

摘要: 针对移动机器人编队问题, 设计了一种基于多传感器信息融合和自抗扰控制器的编队控制系统; 首先, 为提高机器人的定位精度, 采用卡尔曼滤波算法对激光数据和里程计数据进行融合, 以更加精确的获得移动机器人的坐标信息, 并建立主从机器人轨迹跟踪误差模型; 进而设计了自抗扰控制器, 完成扩张状态观测器以及控制规律的设计, 实现移动机器人的跟踪编队控制; 最后, 设计了编队控制实验平台, 并在该平台上验证了所提出方法的有效性和优越性。

关键词: 移动机器人; 机器人编队; 多传感器融合; 自抗扰技术

Multi-sensor Fusion Based ADRC Control of Multiple Robots Formation

Mao Wenyong, Qiu Xiang, Zhang Wenan

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

Abstract: This paper is concerned with the formation control system problem for multiple robots based on multi-sensor information fusion approach. First, the Kalman filter algorithm is applied to fuse the laser data and odometry data to improve the positioning accuracy of the robot, which help establish the error model of the robot formation system. Then, a ADRC controller is designed to realize the formation control of the mobile robot. Finally, a formation control experiment platform is designed, and the effectiveness and advantages of the proposed methods are verified on the platform.

Keywords: mobile robot; robot formation; multi-sensor fusion; ADRC

0 引言

近些年, 随着机器人和人工智能的快速发展, 机器人领域的变化趋势也从固定的机械装置向能够做更多复杂任务的自主移动机器人过渡。如未知环境探测、远程医疗、物流、服务业等领域^[1-2]。移动机器人控制系统是一种非完整系统, 其控制问题一直是个难题, 而其中的编队控制更是移动机器人控制中的关键问题之一。

在移动机器人的编队问题的研究已经有许多研究成果。例如, 利用李亚普诺夫函数设计速度误差控制规律, 实现目标位置的跟踪控制。但是缺点在于动态控制器过于理想化, 在实际中很难实现^[3]。智能控制律被用于多智能体系统, 并实现了同步跟踪^[4]。神经网络控制方法虽然具有学习能力, 但学习速度慢, 神经网络结构选择复杂^[5-6]。此外, 还有基于行为的方法^[7-8]、虚拟结构法^[9]、领航跟随法^[10-11]以及其他智能控制算法^[12]。尽管轨迹跟踪问题已有大量研究结果, 但多数结果只是依靠仿真来验证算法的有

效性。在实际应用中, 就需要考虑更多因素, 例如如何提高移动机器人定位精度从而提高轨迹跟踪控制精度, 其次, 由于环境的未知, 干扰的不确定等因素都会对控制方法的实际实施效果产生影响, 需要提高控制方法的鲁棒性。在移动机器人编队完成特定的任务工作时, 队伍中的个体移动机器人需要知道其他移动机器人的位置信息, 目前在这方面的研究也需要加强。

为此, 本文采用融合激光传感器和里程计数据的方法提高移动机器人定位精度, 进而采用自抗扰控制技术实现主从式移动机器人编队跟踪控制, 提高了移动机器人编队控制系统对运动环境不确定性的鲁棒性。最后, 利用三台轮式差速移动机器人设计了主从式移动机器人编队控制实验系统, 并在该实验平台上验证了所提出算法的有效性和优越性。

1 移动机器人轨迹跟踪误差模型

本文实验所有的移动机器人考虑的是两轮差速轮式移动机器人。为了建立移动机器人的数学模型, 简化机器人的机械结构, 得到如图 1 所示的差动机器人简易模型。如图 1 所示, 差动机器人具有独立驱动的左轮和右轮, 然后再配备一个万向轮保持平衡。

对图 1 中的符号作如下说明:

$V(t)$: 移动机器人移动线速度

$\omega(t)$: 移动机器人移动角速度

$V_L(t)$: 移动机器人左轮相对地面的移动线速度

$V_r(t)$: 移动机器人右轮相对地面的移动线速度

收稿日期: 2018-01-22; 修回日期: 2018-03-14。

基金项目: 浙江省公益项目(2016C31065)。

作者简介: 毛文勇(1992-), 男, 浙江省诸暨人, 硕士研究生, 主要从事机器人编队方向的研究。

仇翔(1980-), 男, 浙江湖州人, 副教授, 主要从事移动机器人定位与导航方向的研究。

张文安(1982-), 男, 浙江温州人, 教授, 硕士研究生导师, 主要从事移动机器人定位与导航; 多传感器信息融合; 网络化控制方向的研究。

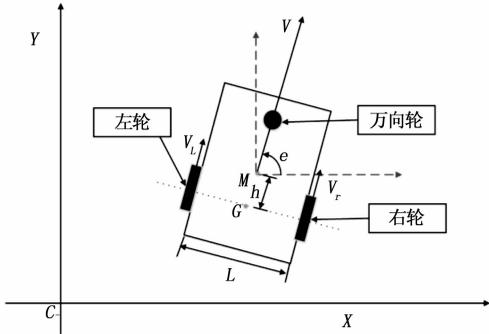


图 1 两轮差动驱动移动机器人模型示意图

$\theta(t)$: 移动机器人 X 轴正方向的夹角, 即航向角

$x(t)$: 移动机器人 X 轴坐标

$y(t)$: 移动机器人 Y 轴坐标

M: 移动机器人质心点

G: 移动机器人两轮中点

L: 移动机器人两轮之间的距离

H: 移动机器人 G 点与 M 点之间的距离

假设 1: 机器人的质地均匀, 质心为几何中心点, 且机器人运动过程中左右两轮与地面纯滚动无滑动。

基于该假设, 移动机器人的运动学模型可描述为:

$$\begin{bmatrix} \dot{x}(t) \\ \dot{y}(t) \\ \dot{\theta}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta(t) & -h\sin\theta(t) \\ \sin\theta(t) & h\cos\theta(t) \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v(t) \\ \omega(t) \end{bmatrix} \quad (1)$$

当移动机器人在做转向运动时, 其瞬时运动可以近似为直线运动。假设采样时间为 Δt , 获得机器人的里程计模型:

$$\begin{cases} \theta_{k+1} = \theta_k + \omega\Delta t \\ x_{k+1} = x_k + V\Delta t \cos\theta_{k+1} \\ y_{k+1} = y_k + V\Delta t \sin\theta_{k+1} \end{cases} \quad (2)$$

如此就可以根据根据里程计模型实时估算机器人的位置信息。本文考虑的移动机器人编队问题指的是各个跟随机器人以恒定的横向距离以及纵向距离跟踪主移动机器人的运动。因此, 需要描述每个从机机器人与主机器人的跟随误差模型。其中, MR 代表主移动机器人, S1, S2 分别代表两台从机器人。因为每台从机器人与主机器人建立的误差模型都是一样的, 下面仅由 SR 代表从机器人。

现根据 MR 和 SR 各自的动态里程计模型, 对机器人编队系统的位置偏差和角度偏差进行分析。记 e_x 和 e_y 为主从机器人之间的位置偏差, e_θ 为住从机器人之间的航向角偏差。这样建立主从机器人跟踪误差表示为:

$$\begin{bmatrix} e_x \\ e_y \\ e_\theta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_m \\ y_m \\ \theta_m \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} x_s \\ y_s \\ \theta_s \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中: x_m, y_m 表示主机器人的位置信息, x_s, y_s 表示从机器人的位置信息, θ_m 表示主机器人的航向角, θ_s 表示从机器人的航向角。实验中主移动机器人实时把自身的位姿信息

发送给从移动机器人。

本文编队需要解决的问题是: 当主移动机器人以额定的线速度和角速度移动时, 从移动机器人能够快速的从起始位置跟踪上主移动机器人的状态。即以相同的线速度和角速度跟随主移动机器人移动, 并且能够保持主从移动机器人之间的纵横距离为定值 d_{qx} 和 d_{qy} 。

2 移动机器人主从跟踪控制器设计

2.1 移动机器人定位算法

多传感器融合是把在不同位置的多个不同传感器所提供的局部环境的不完整信息加以融合。消除传感器之间可能存在的冗余信息。多传感器融合的理论就是更加精准的反应环境信息。目前在工业、军事等众多领域有了广泛的应用。

从上述可知移动机器人能够通过电机编码器依据公式 (2) 估算出移动机器人的当前位姿。然而在实际应用中, 由于轮子打滑等因素会导致定位精度降低。从式 (2) 可看出里程计估算会导致测量累积误差, 从而导致定位结果有较大的偏差, 这将给后续的轨迹跟踪控制带来较大影响。为此, 本文采用多传感器融合^[13-14]的方法来提高定位精度。基于里程计和激光传感器融合的移动机器人定位方法由以下算法给出。

首先, 通过在线读取安装在左右驱动电机上的圆盘测量并计算出机器人左右轮的线速度。进而依据式 (2) 和采样周期 Δt 推算出当前移动机器人的位置和航向作为估计值。为此, 定义状态变量 $[x \ y \ V_x \ V_y]$, 系统的状态方程为: $\mathbf{X}_{k+1} = \Phi\mathbf{X}_k + \mathbf{W}_k$ 。其中 x 和 y 表示移动机器人在全局坐标系中的坐标值; V_x 和 V_y 分别是 x 轴和 y 轴方向的移动速度; Φ 为 t_k 时刻到 t_{k+1} 时刻的状态转移矩阵, 表达式见式 (3); \mathbf{W}_k 是协方差为 Q 的系统噪声矩阵。

$$\Phi = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

其次, 依据激光传感器测得移动机器人位置数据作为测量值, 为此, 定义系统的测量方程为: $Z_k = X_k + V_k$ 。其中, X_k 是激光测得的移动机器人位置数据; V_k 是协方差为 R 的系统测量噪声矩阵。

最后, 通过下面步骤一到步骤五反复迭代更新移动机器人位置信息。

步骤一: 由前一时刻的位姿 $X_{k|k}$ 通过式 $x_{k+1|k} = \Phi_{k+1|k}x_{k|k}$ 预测新的状态值 $X_{k+1|k}$ 。

步骤二: 由上一次的误差协方差 $P_{k|k}$ 通过式 $p_{k+1|k} = \Phi_{k+1|k}P_{k|k}\Phi_{k+1|k}^T + Q$ 得到新的误差 $P_{k+1|k}$ 。

步骤三: 由 $P_{k+1|k}$ 通过式 $K = p_{k+1|k} (p_{k+1|k} + R)^{-1}$ 求得卡尔曼增益 K 。

步骤四: 通过式 $x_{k+1|k+1} = x_{k+1|k} + K (Z_k - x_{k+1|k})$ 对

步骤一的状态值 $X_{k+1|k}$ 进行校正。

步骤五: 为了下次预测的迭代操作, 需要由式 $p_{k+1|k+1} = (I - K)p_{k+1|k}$ 得到更新后的 $P_{k+1|k+1}$ 值。

2.2 主从式轨迹跟踪的 ADRC 控制器设计

自抗扰控制技术作为一种新型的控制算法, 发扬 PID 技术的精髓并且吸取现代控制理论。它不依赖被控对象精确的模型, 能够对系统中存在的不确定干扰有很强的抑制作用。ADRC 控制器主要由三部分组成: 跟踪微分器 (TD)、扩张状态观测器 (ESO)、非线性误差反馈控制律。本文机器人编队问题的关键在于各个从机器人与主机器人之间的距离控制。每个从机器人的输出是每个从机器人的实际期望距离 d_x 和 d_y 。为了得到更为精准的控制结果。本采用自抗扰技术对系统加以控制。由于主从移动机器人的跟随误差模型是一阶系统, 因此自抗扰控制器设计主要包括两个部分, 忽略了跟踪微分器。第一部分是扩张状态观测器, 主要是得到主从移动机器人的横向距离跟踪值 d_x 以及纵向距离跟踪值 d_y , 还有就是总扰动的实时估计值 f_x 和 f_y 。

以横向间距为例, 纵向间距的跟踪模型可类似得到。扩张状态观测器表示为:

$$\begin{cases} \dot{d}_x = f_x + \beta_1(\dot{d}_x - d_x) + b_0 u \\ \dot{f}_x = \beta_2(\dot{d}_x - d_x) \end{cases} \quad (5)$$

第二部分为控制规律的设计, 具体的形式如下:

$$\begin{cases} u_0 = k_p(d_{qx} - dx) \\ u = (u_0 - f_x)/b_0 \end{cases} \quad (6)$$

利用自抗扰技术为编队中每个跟从移动机器人的跟随控制系统设计两个 ADRC 跟踪控制器, 其具体的控制框图如图 2 所示。

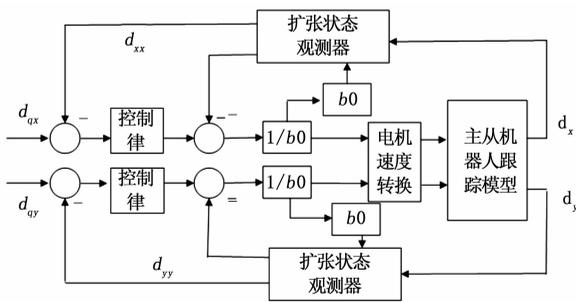


图 2 ADRC 的系统结构图

假设: 移动机器人在纯滚动无打滑条件下运动的, 移动机器人线速度为 v , 角速度为 ω , 左轮速度为 v_l , 右轮速度为 v_r 。

移动机器人直线运动时: 有 $v_l = v_r = v$ 。

移动机器人非直线运动时, 视其小范围内运动用半径为 R 的圆代替, 则有:

$$\omega = v/R = \frac{v_r}{R - L/2} = \frac{v_l}{R - L/2} \quad (7)$$

可得:

$$\begin{cases} v = \omega R = (v_l + v_r)/2 \\ \omega = (v_l - v_r)/L \end{cases} \quad (8)$$

这样就可以实现移动机器人左右轮线速度与移动机器人移动线速度与角速度之间的转换。

3 实验与结论

在实验中, 为了能够简化驱动程序编写, 方便不同机器人之间的信息传递, 机器人开发环境采用 ROS 操作系统^[15-16]。此外, 为了能够有良好的人机交互, 将 ROS 与 QT 结合使用, 编写上位机程序, 直观的实时体现机器人的动态性能。首先为每台机器人建立 /Robot、/serial_node 两个节点。主机的 /MasterRobot 节点分别订阅激光节点 /hokuyo_node 的 /scan 话题、/serial_node 节点的 /M1Speed 和 /M2Speed 两个话题。/MasterRobot 节点在线实时得到 /scan 的激光数据、/M1Speed 的左轮线速度、/M2Speed 右轮线速度并用上一节提出的卡尔曼滤波算法进行数据融合, 得到精准定位信息, 然后通过 /odom 话题把主机的位置信息发送给从机。从机通过在线接收来自主机的 /odom 话题包来获取期望位置。然后根据式 (3) 误差模型分别得出横坐标和纵坐标的偏差值 dx , dy 。将两个偏差值运用各自的自抗扰控制器获取的控制量 u 。最终通过式 (8) 算出左右轮的期望速度。每天从移动机器人发布 /motorL 和 /motorR 两个话题, 上位机通过这两个节点向电机发送实时控制速度。由此, 移动机器人每个周期通过传感器采集位姿信息, 然后与期望位置作差值比较得出理想的线速度值传送给电机, 如此反复更新速度数据来控制每个从机器人的最终位置。

本实验用三台移动机器人进行编队实验。一台主移动机器人: 以导航机器人的身份存在, 主要任务是带领其他从移动机器人运动。两台从移动机器人: 以跟随者的身份存在, 主要任务是通过上面设计的自抗扰控制器进行跟随编队实验, 验证所提算法的鲁棒性。实验时, 场地为已知边界的室外环境。主移动机器人所处的位置设定为坐标轴的原点 $(0, 0)$, 将一台从机器人放置在主移动机器人左侧 $(-0.3, 0)$ 出, 定这台从移动机器人为 S_1 , 再将另外一条移动机器人放置在 $(-0.6, 0)$ 出, 定为 S_2 。实验过程中运动方式为: 主移动先做直线运动, 在经过一定时间后, 改变运行状态, 做弧线运动。一台从移动机器人以 $dx = 0.3$, $dy = 0.3$ 与主移动机器人保持同步运动, 另一个台从移动机器人以 $dx = 0.3$, $dy = -0.3$ 与主移动机器人保持同步运动。两台移动机器人从初始位置快速跟踪到期望偏差位置, 在这过程中每台从移动机器人 (跟随机器人) 通过 ROS 节点实时得到主机的位置信息, 然后进行跟随控制。上位机实时记录主从移动机器人的轨迹信息。图 3 显示为机器人编队中每台机器人在自抗扰技术控制下的跟随轨迹。图中, 绿色线表示一号从移动机器人, 蓝色线表示二号主移动机器人, 黄色表示三号从移动机器人, 红色线

表示期望轨迹。为了方便观测，图中的曲线是经过平移显示的。

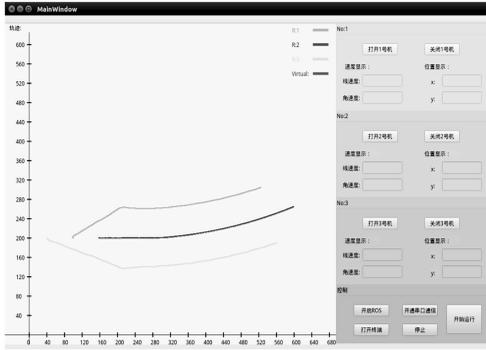


图 3 主从机器人轨迹图

以下将给出在自抗扰技术下实验得出的结果。在整个编队试验过程中记录编队中所有移动机器人的横坐标 x ，纵坐标 y 以及实时运动速度 v 。自抗扰控制器中，各个参数在试验过程中具体数值为：

ADRC_X (横向距离): $K_{px} = 1.3, b_{0,x} = 2, \beta_{1,x} = 100, \beta_{2,x} = 1000$

ADRC_Y (纵向距离): $K_{py} = 2, b_{0,y} = 4, \beta_{1,y} = 200, \beta_{2,y} = 1000$

将记录的数据进行分析，得到图 4 机器人实时速度对比，图 5 机器人 x 轴跟随情况，图 6 机器人 y 轴跟随情况。

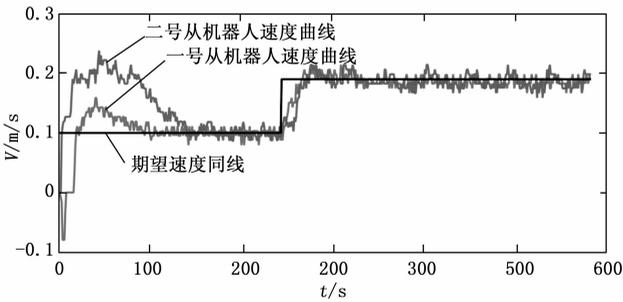


图 4 机器人实时速度对比

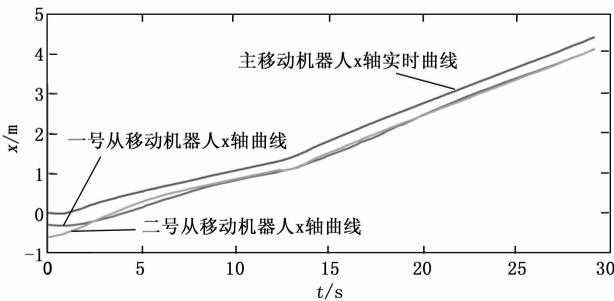


图 5 机器人 x 轴跟随情况

本文研究了移动机器人的编队问题，运用先进的自抗扰技术，设计了特定的自抗扰控制器。并且通过搭建移动机器人编队实验平台验证了所提算法的鲁棒性。在实验时，两台从移动机器人的起始速度为 0，当主移动机器人以 0.1

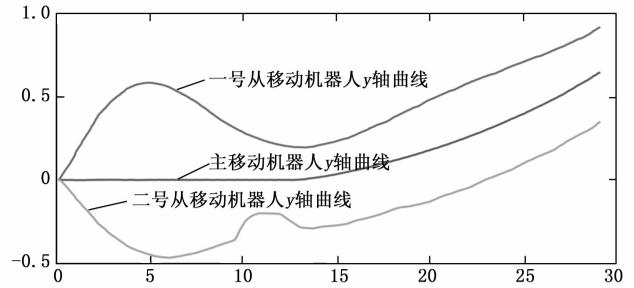


图 6 机器人 y 轴跟随情况

m/s 的速度匀速直线运动时，两台从移动机器人快速实现跟踪。而且从图 4 两台从移动机器人的速度响应曲线可以看出，两台移动机器人不仅能够快速的响应到主机的运动速度并且稳定在 0.1 m/s 上下波动。还能在主移动机器人运动状态发生改变后，每台从移动机器人还是能够快速稳定到期望的速度位置。从移动机器人的坐标信息来分析。上述我们假设过主机的位置为 (0, 0)。由于一号从机器人的初始位置为 (-0.6, 0)，但是要保持与主移动机器人 $dx = 0.3, dy = 0.3$ 的间距的同步运动。因此首先需要快速跟踪到主移动机器人的当前位置，这也解释了图 4 中一号从移动机器人在起始阶段速度大幅度提升，而后续逐渐平稳。从图 5 也可以看出一号移动机器人由 -0.3 逐渐平稳的跟随主机移动，即使中间段有一部分主机改变运动状态也能较好的重新达到稳定状态。相应的，从图 6 也可以得出二号从移动机器人相识的结论。通过上述的分析结果表明：本文所设计的自抗扰控制算法能够较好的抑制外部干扰的影响并且对不可比避免的内部干扰予以补偿。算法具有较高的鲁棒性和较好的控制精度，很好的实现文章开始提出的移动机器人编队控制。

参考文献：

[1] Young—Su Cha, Kang Geon Kim. MAHRU—M: A mobile humanoid robot platform based on a dual—network control system and coordinated task execution [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2011, 59 (6): 354—366.

[2] Li Qunming, Xiong Rong, Chu Jian. Localization Approaches for Indoor Autonomous Mobile Robots; A Review [J]. Robot, 2003, 25 (6): 560—567.

[3] Kanayama Y, Kimura Y, Miyazaki F, et al. A stable tracking control method for an autonomous mobile robot [A]. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 1990. Proceedings [C]. IEEE Xplore, 1990: 384—389.

[4] Cui R. Synchronised tracking control of multi—agent system with high—order dynamics [J]. Iet Control Theory & Applications, 2012, 6 (5): 603—614.

[5] Su Kuo—Ho. Design of neural—fuzzy—based controller for two autonomously driven wheeled robot [J]. Neurocomputing, 2010, 73 (13—15): 2478—2488.

- [6] Liu Tengfei. Learning from neural control of nonlinear systems in normal form ☆ [J]. *Systems & Control Letters*, 2009, 58 (9): 633 - 638.
- [7] Balch, Tucker. Behavior-based formation control for multi-robot teams [J]. *IEEE Transactions on Robotics & Automation*, 1998, 14 (6): 926 - 939.
- [8] Lawton J R T. A decentralized approach to formation maneuvers [J]. *IEEE Transactions on Robotics & Automation*, 2004, 19 (6): 933 - 941.
- [9] Wei R, Sorensen N. Distributed coordination architecture for multi-robot formation control [M]. North-Holland Publishing Co. 2008.
- [10] Luca Consolini. Brief paper: Leader-follower formation control of nonholonomic mobile robots with input constraints [J]. *Automatica*, 2008, 44 (5): 1343 - 1349.
- [11] Shao J. Leader-following formation control of multiple mobile vehicles [J]. *Control Theory & Applications Iet*, 2007, 1 (2): 545 - 552.
- [12] Aissa B C, Fatima C. Adaptive neuro-fuzzy control for trajectory tracking of a wheeled mobile robot [A]. *International Conference on Electrical Engineering [C]*. IEEE, 2015.
- [13] 蒋荣欣, 田翔, 谢立, 等. 一种多机器人编队协同定位的方法哈尔滨工业大学学报 [J]. 2010, 42 (1): 152 - 157.
- [14] 孔凡天, 陈幼平, 谢经明, 等. 基于多传感器信息融合的分布式气体检测系统计算机测量与控制 [J]. 2006, 14 (4): 421 - 424.
- [15] Joseph M. Romano, Jordan P. Brindza, Katherine J. Kuchenbecker. ROS open-source audio recognizer: ROAR environmental sound detection tools for robot programming [J]. *Autonomous Robots*, 2013, 34 (3): 207 - 215.
- [16] Martinez A, Fernandez E. Learning ROS for Robotics Programming [M]. Packt Publishing, 2013.
- 程学报, 2016, 52 (1): 87 - 93.
- [6] Baraldi P, Cadini F, Mangili F, et al. Model-based and data-driven prognostics under different available information [J]. *Probabilistic Engineering Mechanics*, 2013, 32 (4): 66 - 79.
- [7] 彭宇, 刘大同. 数据驱动故障预测和健康管理综述 [J]. *仪器仪表学报*, 2014, 35 (3): 481 - 495.
- [8] Eddahech A, Briat O, Bertrand N, et al. Behavior and state-of-health monitoring of Li-ion batteries using impedance spectroscopy and recurrent neural networks [J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2012, 42 (1): 487 - 494.
- [9] Wang S, Zhao L, Su X, et al. Prognostics of Lithium-Ion Batteries Based on Battery Performance Analysis and Flexible Support Vector Regression [J]. *Energies*, 2014, 7 (10): 6492 - 6508.
- [10] Yu W X, Sui Y, Wang J. The Faults Diagnostic Analysis for Analog Circuit Based on FA-TM-ELM [J]. *Journal of Electronic Testing*, 2016, 32 (4): 1 - 7.
- [11] Tipping M E. The Relevance Vector Machine [A]. *Proc. of Conference on Neural Information Processing Systems [C]*. MIT Press, 2000: 652 - 658.
- [12] Tipping M E. Sparse Bayesian Learning and the Relevance Vector Machine [J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2001, 3 (1): 211 - 244.
- [13] Tipping M E. Bayesian Inference: An Introduction to Principles and Practice in Machine Learning [A]. *Proc. of Conference on Machine Learning [C]*. Springer, 2004: 41 - 62.
- [14] 段青, 赵建国, 马艳. 优化组合核函数相关向量机电力负荷预测模型 [J]. *电机与控制学报*, 2010, 14 (6): 33 - 38.
- [15] 雷亚国, 陈昊, 李乃鹏, 等. 自适应多核组合相关向量机预测方法及其在机械设备剩余寿命预测中的应用 [J]. *机械工*
- [16] 张洋, 陈浩, 郭波, 等. 锂离子电池剩余寿命在线预测 [J]. *机械科学与技术*, 2016, 35 (8): 1286 - 1290.
- [17] 邴其春, 龚勃文, 杨兆升, 等. 一种组合核相关向量机的短时交通流局域预测方法 [J]. *哈尔滨工业大学学报*, 2017, 49 (3): 144 - 149.
- [18] Vasan A S S, Long B, Pecht M. Diagnostics and Prognostics Method for Analog Electronic Circuits [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2013, 60 (11): 5277 - 5291.
- [19] 周靖宇, 田书林, 王厚军, 等. 采用电压特征的模拟电路单元件预测方法研究 [J]. *微电子学与计算机*, 2015, 32 (12): 44 - 48.
- [20] 刘张亮, 邓芳明, 郝勇, 等. 基于余弦距离和超限学习机的模拟电路故障预测方法 [J]. *仪表技术与传感器*, 2016 (8): 84 - 86.
- [21] 张朝龙, 何怡刚, 邓芳明, 等. 一种基于 QPSO-RVM 的模拟电路故障预测方法 [J]. *仪器仪表学报*, 2014, 35 (8): 1751 - 1757.
- [22] 祁涛, 张彦斌, 邸凯, 等. PSO 优化 LS-SVM 在模拟电路故障预测中的应用 [J]. *计算机测量与控制*, 2016, 24 (3): 4 - 7.
- [23] 范庚, 马登武, 张继军, 等. 基于自适应 RVM 的电子系统缓变故障预测方法 [J]. *北京航空航天大学学报*, 2013, 39 (10): 1319 - 1324.
- [24] 廖剑, 史贤俊, 周绍磊, 等. 基于局部图嵌入加权罚 SVM 的模拟电路故障诊断方法 [J]. *电工技术学报*, 2016, 31 (4): 28 - 35.
- [25] 高明哲, 许爱强, 唐小峰, 等. 基于多核多分类相关向量机的模拟电路故障诊断方法 [J]. *自动化学报*, 2008: 1 - 11.
- [26] Psorakis I, Damoulas T, Girolami M A. Multiclass relevance vector machines: sparsity and accuracy [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2010, 21 (10): 1588.

(上接第 52 页)