

文章编号: 1001-0920(2011)10-1499-05

## 提高轮式移动机器人性能的 AKF 和滑模相结合控制方法

曹政才<sup>1,2</sup>, 赵应涛<sup>1,2</sup>, 吴启迪<sup>3</sup>

(1. 北京化工大学 信息科学与技术学院, 北京 100029; 2. 哈尔滨工业大学 机器人技术与系统国家重点实验室, 哈尔滨 150001; 3. 同济大学 CIMS 中心, 上海 200092)

**摘要:** 针对轮式移动机器人在实际工作中不可避免地受到环境因素影响的问题, 采用 Sage-Husa 自适应卡尔曼滤波对带有白噪声的参考轨迹进行估计, 以提高测量信息的真实性; 同时在速度控制的基础上, 考虑机器人动力学模型及其外界干扰, 利用滑模控制思想设计出具有渐近收敛性的力矩反馈控制规律来跟踪滤波后的估计值. 仿真结果表明, 该控制方法能有效抑制测量噪声和外界干扰的影响, 快速跟踪任意参考轨迹.

**关键词:** 轮式移动机器人; 轨迹跟踪; 自适应卡尔曼滤波; 滑模控制

中图分类号: TP24

文献标识码: A

## Improving performance of a wheeled mobile robot: Combination of adaptive Kalman filtering and sliding mode

CAO Zheng-cai<sup>1,2</sup>, ZHAO Ying-tao<sup>1,2</sup>, WU Qi-di<sup>3</sup>

(1. College of Information Science and Technology, Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029, China; 2. The State Key Laboratory of Robotics and Systems, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China; 3. CMIS Research Center, Tongji University, Shanghai 200092, China. Correspondent: CAO Zheng-cai, E-mail: giftczc@163.com)

**Abstract:** Wheeled mobile robot is influenced inevitably by environment factors. Therefore, Sage-Husa adaptive Kalman filtering(AKF) is adopted to estimate the reference trajectory with white noise to improve the reality of measurement information. Meanwhile, by considering the dynamic model of robot and external disturbances, sliding mode is used to design a torque controller with asymptotic convergence for tracking the estimated value based on the velocity control. The simulation results show that the proposed control law can overcome measurement noise and external disturbances effectively and track any reference trajectories quickly.

**Key words:** wheeled mobile robot; trajectory tracking; adaptive Kalman filtering; sliding mode control

### 1 引言

由于存在干扰和噪声, 轮式移动机器人(WMR)将不可避免地偏离期望路径, 如何控制 WMR 准确地跟踪路径是机器人学中的一个重要问题. 近年来, 围绕 WMR 跟踪控制问题, 国内外学者进行了深入的研究. 文献 [1] 采用反馈线性化方法设计轨迹跟踪控制器. [2] 通过自适应方法来克服机器人动力学模型参数不确定性. [3-4] 利用模糊思想来设计控制器, 但不能消除余差. [5] 设计一种基于跟踪误差模型的预测控制方法来解决轨迹跟踪问题. 这些方法都在理想状态下实现 WMR 轨迹跟踪, 但在实际环境中, 机器人

通过传感器感知环境信息时, 会因外界的干扰而使得自身跟踪性能降低.

为了获取所需信号, 抑制噪声, 选择一种合适的滤波方法去除噪声显得尤为必要. 卡尔曼滤波是从信号的观测中估计出所需信号的一种滤波方法, 作为一种重要的最优估计理论, 广泛应用于机器人领域, 如机器人的定位<sup>[6]</sup>、目标跟踪<sup>[7]</sup>等. 但该滤波方法只有知道系统精确的数学模型和噪声统计特性, 才能获得理想的滤波效果, 但实际机器人运动控制中很难获得测量噪声的统计特性, 这使得滤波精度降低甚至产生发散现象而导致机器人跟踪不稳定. 因此, 如何实

收稿日期: 2010-05-17; 修回日期: 2010-11-02.

基金项目: 机器人技术与系统国家重点实验室开放课题项目(SKLR-2010-MS-14); 嵌入式系统与服务计算教育部重点实验室开放课题项目(2010-11).

作者简介: 曹政才(1974—), 男, 副教授, 从事机器人控制技术、复杂系统建模的研究; 吴启迪(1947—), 女, 教授, 博士生导师, 从事智能控制、先进制造技术及管理工程研究.

时估计噪声的统计特性是其有效应用于机器人控制的问题之一. WMR 在实际运行时, 还有可能会遇到打滑、摩擦、路面不平外界因素的干扰, 导致机器人跟踪不精确, 如何克服这一现象也是研究跟踪控制算法的重点.

针对以上问题, 本文通过 Sage-Husa 自适应卡尔曼滤波估计参考轨迹在线计算测量噪声方差来提高滤波效果. 在此基础上, 采用滑模方法设计具有渐近稳定的 WMR 轨迹跟踪控制规律, 克服外界干扰. 最后通过给定直线和圆形轨迹的跟踪实验表明其有效性.

## 2 移动机器人模型

图 1 为两轮移动机器人模型, 左右轮独立驱动. 其中:  $XOY$  是全局坐标系, 为两后轮中心坐标;  $\theta$  为车身方向与  $X$  轴夹角;  $C$  为机器人质心和两轮轴线中心;  $r$  为轮子半径;  $l$  为机器人轮子到质心的距离;  $m$  为机器人质量;  $I$  为机器人车体转动惯量.

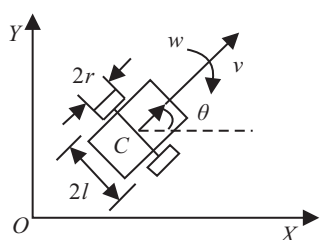


图 1 移动机器人模型

设移动机器人位姿为  $q = [x, y, \theta]^T$ , 由物理学质点分析法可得到非完整移动机器人的运动学模型和非完整约束条件. 运动学方程为

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & 0 \\ \sin \theta & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v \\ w \end{bmatrix}, \quad (1)$$

即

$$\dot{q} = S(q)v(t). \quad (2)$$

非完整约束条件为

$$A(q)\dot{q} = 0. \quad (3)$$

其中:  $A(q) = [-\sin \theta, \cos \theta, 0]$ ,  $v = [v, w]^T$  为速度矢量,  $\theta$  为机器人航向角,  $v$  为移动机器人的线速度,  $w$  为移动机器人的角速度. 考虑到移动机器人的质量和转动惯量, 简化的机器人动力学模型为

$$\bar{M}(q)\dot{v} = \bar{\tau}. \quad (4)$$

其中:  $\tau = [\tau_1, \tau_2]^T$ ,  $\tau_1$  和  $\tau_2$  分别为车体驱动力矩和转动矩, 且有

$$\bar{M} = \begin{bmatrix} m & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix}, \quad \bar{B} = \frac{1}{r} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ l & -l \end{bmatrix}.$$

## 3 自适应卡尔曼滤波

在实际机器人运行过程中, 通过传感器获得参

考轨迹信息. 由于测量噪声的存在, 引起机器人对参考轨迹的测量产生偏差, 导致机器人跟踪不精确. 另外, 实际中噪声的统计特性很难得到, 因此采用 Sage-Husa 自适应卡尔曼滤波<sup>[8]</sup>来解决该问题.

由于实时的噪声会影响到  $X, Y$  方向和方向角上的测量, 可以分别对三者进行滤波. 下面以  $X$  轴为例, 给出自适应卡尔曼滤波的具体算法. 设线性离散系统的数学模型为

$$\begin{aligned} X_k &= A_{k,k-1}X_{k-1} + W_{k-1}, \\ Z_k &= H_kX_k + V_k. \end{aligned} \quad (5)$$

其中:  $X_k$  为系统状态向量,  $Z_k$  为系统观测向量,  $A_{k,k-1}$  为系统状态转移矩阵,  $H_k$  为系统测量矩阵,  $W_k$  为噪声方差为  $Q$  的系统噪声向量,  $V_k$  为噪声方差为  $R$  的测量噪声向量,  $W_k$  与  $V_k$  相互独立.

选取如下变量:

$$\begin{aligned} X_k &= [x, v_x, a_x], \quad H_k = [1, 0, 0], \\ A_{k,k-1} &= \begin{bmatrix} 1 & T & T^2/2 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \end{aligned}$$

其中:  $x$  为机器人在全局坐标系下的横坐标,  $v_x$  为  $X$  轴方向的速度分量,  $a_x$  为  $X$  轴方向的加速度分量,  $T$  为采样周期.

Sage-Husa 自适应滤波算法步骤如下:

Step 1: 初始化. 假定系统测量误差为零均值的高斯白噪声, 初始估计方差为  $R_0$ , 参考路径  $X$  方向初始状态为  $X_0$ , 初始协方差为  $P_0$ .

Step 2: 计算先验状态估计值为

$$\hat{X}_{k,k-1} = A_{k,k-1}\hat{X}_{k-1}. \quad (6)$$

Step 3: 计算先验误差协方差为

$$P_{k,k-1} = A_{k,k-1}P_{k-1}A_{k,k-1}^T + Q_k. \quad (7)$$

Step 4: 计算增益矩阵为

$$K_k = P_{k,k-1}H_k^T[H_kP_{k,k-1}H_k^T + \hat{R}_k]^{-1}. \quad (8)$$

Step 5: 计算最优滤波值为

$$Z'_k = Z_k - H_k\hat{X}_{k,k-1}, \quad (9)$$

$$\hat{X}_k = \hat{X}_{k,k-1} + K_kZ'_k. \quad (10)$$

Step 6: 更新误差协方差为

$$P_k = [I - K_kH_k]P_{k,k-1}[I - H_kK_k]^T + K_kP_kK_k^T. \quad (11)$$

Step 7: 估计噪声统计特性为

$$\begin{aligned} \hat{R}_{k+1} &= \\ & (1 - d_k)\hat{R}_k + d_k[(I - H_kK_k)Z'_kZ_k^T(I - \\ & H_kK_k)^T - H_kP_kH_k^T], \end{aligned} \quad (12)$$

其中  $d_k = (1-b)/(1-b^{k+1})$ ,  $0 < b < 1$  为遗忘因子, 通常在 0.95~0.99 之间取值.

经过以上步骤的递推计算, 可以得到整个过程  $X$  轴方向的估计值, 同理可估计出  $Y$  轴和  $\theta$  方向上的估计值, 因此该滤波算法可实时估计出参考轨迹的估计值  $\hat{q}_r$ .

## 4 控制器设计

### 4.1 速度控制

假设 WMR 当前位姿为  $q = [x, y, \theta]^T$ , 任意给定一条参考轨迹, 滤波后该轨迹可由参考机器人的运动方程  $\hat{q}_r = [x_r, y_r, \theta_r]^T$  描述, 其运动也满足非完整约束. 设定期望输入  $v_r = [v_r, w_r]$ , 则  $\hat{q}_r$  和  $v_r$  也满足 WMR 运动学模型, 即

$$\dot{x}_r = v_r \cos \theta_r, \quad \dot{y}_r = v_r \sin \theta_r, \quad \dot{\theta}_r = w_r, \quad (13)$$

其中  $v_r$  和  $w_r$  为期望线速度和角速度.

WMR 轨迹跟踪是要选择一个合适的控制规律  $v_c = [v_c, w_c]^T$ , 使得  $t \rightarrow \infty$  时  $q \rightarrow \hat{q}_r$ . 利用 Backstepping 方法<sup>[9]</sup>可以选择用于跟踪的速度控制为

$$\begin{aligned} v_c &= k_1 e_x + v_r \cos e_\theta, \\ w_c &= w_r + k_2 e_y v_r + k_3 v_r \sin e_\theta, \end{aligned} \quad (14)$$

其中  $k_1, k_2, k_3$  均为正实数.

该控制器的目的是为力矩控制器提供参考的线速度和转向角, 根据文献[9]可以证明该运动学系统是稳定的.

### 4.2 力矩控制

力矩控制器将速度控制器的输出  $v_c = [v_c, w_c]^T$  作为参考输入, 力矩  $\tau = [\tau_1, \tau_2]^T$  作为输出, 使得  $t \rightarrow \infty$  时,  $v \rightarrow v_c$ .

定义误差  $e_v = [e_v, e_w]^T = [v_c - v, w_c - w]^T$ , 并选择 PI 型滑模面<sup>[10]</sup>为

$$S(t) = \begin{bmatrix} s_1(t) \\ s_2(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e_v + \alpha_1 \int_0^t e_v(\gamma) d\gamma \\ e_w + \alpha_2 \int_0^t e_w(\gamma) d\gamma \end{bmatrix}, \quad (15)$$

其中  $\alpha_1, \alpha_2 > 0$ . 将式(4)代入(15), 有

$$\begin{aligned} \dot{s}_1 &= \dot{v}_c - \tau_1/m + \alpha_1 e_v = 0, \\ \dot{s}_2 &= \dot{w}_c - \tau_2/I + \alpha_2 e_w = 0, \end{aligned} \quad (16)$$

得到等效控制律为

$$\tau_{eq} = m(\dot{v}_c + \alpha_1 e_v), \quad \tau'_{eq} = I(\dot{w}_c + \alpha_2 e_w), \quad (17)$$

即

$$\bar{\tau} = \bar{M}(\dot{v}_c + \alpha e_v), \quad (18)$$

其中  $\alpha = \text{diag}(\alpha_1, \alpha_2) > 0$ .

当系统有外来干扰时, 必须考虑切换控制  $\tau_{sw}$ , 此时式(18)变为

$$\bar{\tau} = \tau_{eq} + \tau_{sw} = \bar{M}(\dot{v}_c + \alpha e_v + \beta \text{sgn}(S)). \quad (19)$$

其中:  $\text{sgn}(S) = [\text{sgn}(s_v), \text{sgn}(s_w)]^T$ ,  $\beta = \text{diag}(\beta_1, \beta_2) > 0$ . 假设干扰为  $\eta = [\eta_1, \eta_2]^T$ , 则式(4)变为

$$\dot{v} = \bar{M}^{-1} \bar{\tau} + \eta. \quad (20)$$

为了削弱抖动现象, 引入变速函数  $\text{vs}(S, \varepsilon)$  来代替  $\text{sgn}(S)$ , 因此式(19)变为

$$\bar{\tau} = \tau_{eq} + \tau_{sw} = \bar{M}(\dot{v}_c + \alpha e_v + \beta \text{vs}(S, \varepsilon)). \quad (21)$$

其中

$$\text{vs}(S, \varepsilon) = \begin{bmatrix} \text{vs}(s_1, \varepsilon_1) \\ \text{vs}(s_2, \varepsilon_2) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \|e_v\| \text{sgn}(s_1) \\ \varepsilon_2 \|e_w\| \text{sgn}(s_2) \end{bmatrix},$$

$\varepsilon = [\varepsilon_1, \varepsilon_2]$  为正数. 选择如下 Lyapunov 函数:

$$V_2 = S^T S / 2, \quad (22)$$

当且仅当误差  $e_v, e_w$  均为零时,  $V_2 = 0$ ; 否则  $V_2 > 0$ . 对式(22)求导得

$$\begin{aligned} \dot{V}_2 &= S^T \dot{S} = S^T (\dot{v}_c - \dot{v} + \alpha \dot{e}_v) = \\ &= S^T (-\beta \text{vs}(S, \varepsilon) - \eta) = \\ &= -s_1 \beta_1 \text{vs}(s_1, \varepsilon_1) - s_1 \eta_1 - s_2 \beta_2 \text{vs}(s_2, \varepsilon_2) - s_2 \eta_2 \leq \\ &= -s_1 \beta_1 \text{vs}(s_1, \varepsilon_1) + |\eta_1| s_1 \text{vs}(s_1, \varepsilon_1) - \\ &= s_2 \beta_2 \text{vs}(s_2, \varepsilon_2) + |\eta_2| s_2 \text{vs}(s_2, \varepsilon_2) = \\ &= -\sum_{i=1}^2 s_i \text{vs}(s_i, \varepsilon_i) (\beta_i - |\eta_i|). \end{aligned} \quad (23)$$

假设干扰  $\eta_i$  有界且  $|\eta_i| \leq \gamma_i$ , 总存在  $\beta_i$  使得  $\beta_i \geq \gamma_i$ , 因此  $\dot{V}_2 \leq 0$ , 系统稳定.

## 5 仿真结果

以一个两轮移动机器人为研究对象, 其物理特征为: 质量  $m = 5 \text{ kg}$ , 转动惯量  $I = 2 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$ . 为了验证该控制规律的有效性, 分别选取典型的直线和圆形参考轨迹进行仿真.

### 5.1 直线轨迹

选取机器人起始位姿为  $q(0) = [0, 0, \pi/6]^T$ , 参考轨迹初始位姿为  $q_r(0) = [1, 1, 0]^T$ ; 期望速度和角速度分别为  $v_r = 1 \text{ m/s}$ ,  $w_r = 0$ ;  $X$  轴,  $Y$  轴及方向角上加入的高斯白噪声方差分别为  $R_X = 0.5$ ,  $R_Y = 0.01$ ,  $R_\theta = 0.001$ ; 干扰  $\eta$  方差分别为 0.1, 0.2. 经过自适应卡尔曼滤波后的机器人轨迹跟踪仿真结果如图 2~图 5 所示.

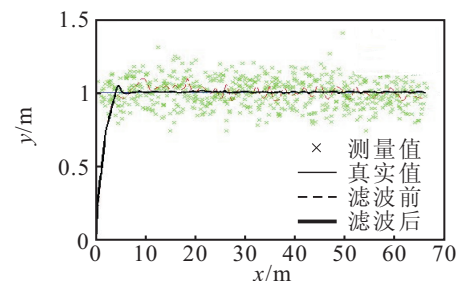


图 2 直线轨迹跟踪

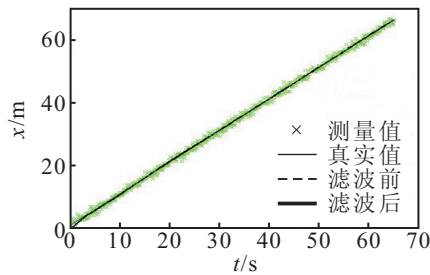


图3 直线X轴方向跟踪

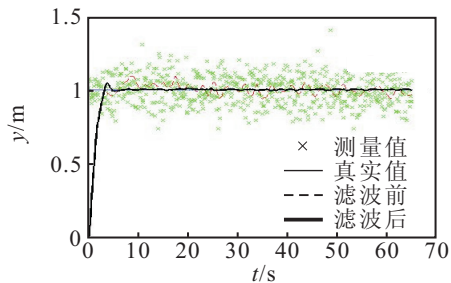


图4 直线Y轴方向跟踪

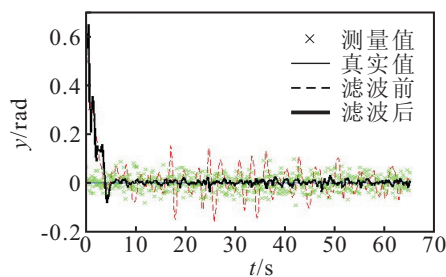


图5 直线θ方向跟踪

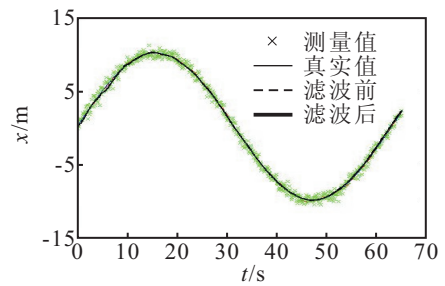


图7 曲线X轴方向跟踪

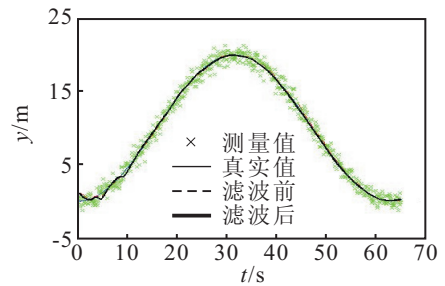


图8 曲线Y轴方向跟踪

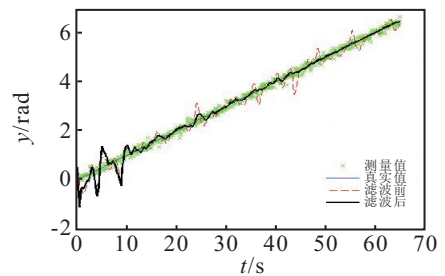


图9 曲线θ方向跟踪

由图2可以看出,经过滤波后的跟踪轨迹明显比未滤波时平滑,跟踪误差小,收敛速度快.图3~图5分别为X轴,Y轴和 $\theta$ 方向上的滤波状况,很明显,经过一段时间滤波后,机器人位姿和期望位姿几乎重合,能够有效地抑制测量噪声和外界干扰的影响.

## 5.2 曲线轨迹

选取机器人起始位姿为  $q(0) = [0, 1, \pi/6]^T$ , 参考轨迹初始位姿  $q_r(0) = [0, 0, 0]^T$ ; 期望速度和角速度分别为  $v_r = 1 \text{ m/s}$ ,  $w_r = 0.1 \text{ m/s}$ ; X轴,Y轴及方向角上加入的高斯白噪声方差分别为  $R_X = 0.2$ ,  $R_Y = 0.5$ ,  $R_\theta = 0.01$ ; 干扰  $\eta$  方差分别均为 0.2. 经自适应卡尔曼滤波后的机器人轨迹跟踪仿真结果如图6~图9所示.

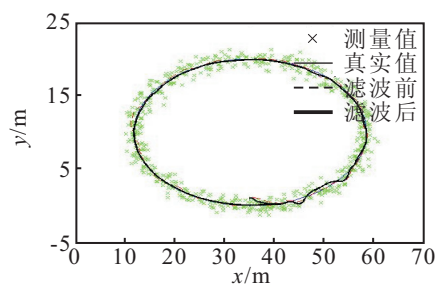


图6 曲线轨迹跟踪

由图6可以看出,滤波后要比未滤波的跟踪轨迹平滑、稳态误差小.图7~图9分别描述了X轴,Y轴和 $\theta$ 方向上的滤波情况,表明机器人可以完全跟踪上各自方向上的真实值,能较好地抑制测量噪声和干扰.

图2~图9表明,利用所设计的控制规律,WMR能快速跟踪到任意参考轨迹,即使在外界有干扰的情况下,机器人的运动轨迹也能接近于理想轨迹且具有很小的跟踪误差,表明所提出的控制算法能有效跟踪参考轨迹.

## 6 结论

本文采用AKF和滑模相结合的方法来解决WMR轨迹跟踪问题.AKF用于克服测量信息存在的噪声;滑模用来控制机器人的速度和转向,实现机器人的跟踪控制且抑制外界干扰.仿真结果表明,该控制策略具有较强的鲁棒性,能有效提高WMR轨迹跟踪效果.

## 参考文献(References)

- [1] Sun S. Designing approach on trajectory tracking control of mobile robot[J]. Robotics and Computer Integrated Manufacturing, 2005, 21(1): 81-85.

- [2] Martins F N, Wamderley C C, Ricardo C, et al. An adaptive dynamic controller for autonomous mobile robot trajectory tracking[J]. *Control Engineering Practice*, 2008, 16(11): 1354-1363.
- [3] Antonelli G, Chiaverini S, Fusco G. A fuzzy logic based approach for mobile robot path tracking[J]. *IEEE Trans on Fuzzy Systems*, 2007, 15(2): 211-221.
- [4] 邹细勇, 徐德, 李子印. 非完整移动机器人路径跟踪的模糊控制[J]. *控制与决策*, 2008, 23(6): 655-659.  
(Zou X Y, Xu D, Li Z Y. Piecewise fuzzy control for path tracking of nonholonomic mobile robots[J]. *Control and Decision*, 2008, 23(6): 655-659.)
- [5] Klancar G, Skrjanc I. Tracking error model based predictive control for mobile robots in real time[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2007, 55(6): 460-469.
- [6] Wei P, Xu C X, Zhao F J. A method to locate the position of mobile robot using extended Kalman filter[C]. *Lecture Notes in Computer Science*. Xi'an: Springer-Verlag, 2005: 815-820.
- [7] 李庆瀛, 褚金奎, 李荣华, 等. 基于卡尔曼滤波的移动机器人运动目标跟踪[J]. *传感器与微系统*, 2008, 27(11): 66-68.  
(Li Q Y, Chu J K, Li R H, et al. Moving object tracking algorithm for mobile robot based on Kalman filter[J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2008, 27(11): 66-68.)
- [8] 鲁平, 赵龙, 陈哲. 改进的 Sage-Husa 自适应滤波及其应用[J]. *系统仿真学报*, 2007, 19(15): 3503-3505.  
(Lu P, Zhao L, Chen Z. Improved Sage-Husa adaptive filtering and its application[J]. *J of System Simulation*, 2007, 19(15): 3503-3505.)
- [9] Wu J, Xu G, Yin Z. Robust adaptive control for a nonholonomic mobile robot with unknown parameters[J]. *J of Control Theory and Applications*, 2009, 7(2): 212-218.
- [10] Chen C, Li T, Yeh Y, et al. Design and implementation of an adaptive sliding mode dynamic controller for wheeled mobile robots[J]. *Mechatronics*, 2009, 19(2): 156-166.

(上接第 1498 页)

- [4] Cunha A L, Zhou J P, Do M N. The nonsubsampling contourlet transform: Theory, design and applications[J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [5] 孔韦韦, 雷英杰, 雷阳, 等. 基于改进型 NSCT 变换的灰度可见光与红外图像融合方法[J]. *控制与决策*, 2010, 25(11): 1665-1669.  
(Kong W W, Lei Y J, Lei Y, et al. Fusion technique for gray-scale visible light and infrared images based on improved NSCT[J]. *Control and Decision*, 2010, 25(11): 1665-1669.)
- [6] 赵巍, 黄晶晶, 田斌. 基于感受野模型的图像融合算法研究[J]. *电子学报*, 2008, 36(9): 1665-1669.  
(Zhao W, Huang J J, Tian B. An image fusion algorithm based on receptive field model[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2008, 36(9): 1665-1669.)
- [7] Kuffler S W. Discharge patterns and functional organization of mammalian retina[J]. *J of Neurophys*, 1953, 16(1): 37-68.
- [8] Kong W W, Lei Y J, Lei Y, et al. Image fusion technique based on NSCT and adaptive unit-fast-linking PCNN[J]. *IET Image Processing*, 2010, 40(4): 882-893.
- [9] Indiana University. V648 neurophysiology of vision[EB/OL]. [2010-04-13]. [http:// www. Opt. Indiana. Edu/v648/](http://www.Opt.Indiana.Edu/v648/).
- [10] Carpenter G A, Grossberg S. *Neural network for vision and image processing*[M]. Lexington: MIT Press, 1992: 73-74.
- [11] Lee D D, Seung H S. Learning the parts of objects with nonnegative matrix factorization[J]. *Nature*, 1999, 401(3): 788-791.
- [12] Lee D D, Seung H S. Algorithms for nonnegative matrix factorization[J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2001, 13(2): 556-562.
- [13] 叶传奇. 基于多尺度分解的多传感器图像融合算法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学计算机学院, 2009: 12-15.  
(Ye C Q. Research on multi-sensor image fusion algorithm based on multi-scale decomposition[D]. Xi'an: College of Computation, Xi'dian University, 2009: 12-15.)