

基于 IMM-SCKF-STF 的机动目标跟踪算法

李国伟¹, 董跃钧¹, 汤显峰², 葛泉波³

(1 中原工学院 计算机分院, 河南 郑州 450007; 2 浙江大学 现代教育技术中心, 浙江 杭州 310027;

3 杭州电子科技大学 自动化学院, 浙江 杭州 310018)

摘 要: 在处理非线性机动目标跟踪问题时, 传统的非线性滤波估计算法跟踪误差大且容易引起滤波发散。针对上述问题, 研究将强跟踪平方根容积卡尔曼滤波(SCKF-STF)和交互多模型(IMM)算法相结合, 提出一种新型的交互多模型强跟踪平方根容积卡尔曼滤波(IMM-SCKF-STF)跟踪算法。该算法在 SCKF 基础上引入强跟踪渐消因子, 使其不仅拥有应对机动目标状态突变的强跟踪能力, 同时还具备交互多模型算法的优良机动目标跟踪性能。因此, 新算法在机动目标跟踪方面将获得更高的非线性滤波估计精度, 且算法的稳定性和应对状态突变的跟踪鲁棒性能获得显著提高。最后, 通过两个仿真例子验证了此算法的有效性与优越性。

关键词: 机动目标跟踪; 非线性滤波; 交互式多模型; 强跟踪平方根容积卡尔曼滤波

中图分类号: TN911.72

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2012)10-0128-05

Manoeuvring Target Tracking Algorithm Based on IMM-SCKF-STF

LI Guo-wei¹, DONG Yue-jun¹, TANG Xian-feng², GE Quan-bo³

(1 School of Computer Science, Zhongyuan University of Technology, Zhengzhou 450007, China;

2 Modern Education Technology Centre, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China;

3 School of Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: When dealing with tracking problems of nonlinear maneuvering target, the conventional nonlinear filtering methods have larger tracking error and are easy to cause filter's divergence. To solve both problems, an interacting multiple model square-root cubature Kalman filter based on Strong tracking filter (IMM-SCKF-STF) is proposed by introducing SCKF-STF into IMM algorithm. In the novel tracking algorithm, it introduces a strong tracking fading factor into SCKF, and makes it possess of not only strong tracking ability to abrupt change of state of maneuver target but also outstanding tracking ability to maneuver target had by IMM method. Accordingly, it has better nonlinear filtering estimate accuracy and algorithm stability for this proposed tracking algorithm, especially the tracking robust performance to deal with abrupt change of state of maneuver target should be improved clearly. Finally, two simulation examples are presented to compare the novel algorithm with the current IMM-UKF on tracking performance and the results show that the novel one is better than IMM-UKF algorithm on estimate accuracy and tracking performance.

Key words: Maneuver target tracking; nonlinear filtering; interacting multiple models; SCKF-STF

1 引言

机动目标跟踪是状态估计、信息融合和目标跟踪领域的研究热点和难点之一。Blom 和 Shalom 提出的交互式多模型方法(Interacting Multiple Mod-

el, IMM)通过建立一组模型集来并行跟踪目标, 模型之间的切换假设服从马尔可夫过程, 目标运动状态的最终估计是所有参与估计的模型滤波器输出的加权和^[1]。IMM 广泛应用于机动目标跟踪领域^[2-3]。非线性滤波器的选择和算法优化很大程度上决定了

该类方法的最终跟踪性能。

非线性滤波中最早期的方法是扩展 Kalman 滤波 (Extended Kalman Filter, EKF) 方法^[4],该方法在一阶线性化过程中会引入模型误差,估计精度较低且容易引起滤波发散,而滤波过程需计算 Jacobian 矩阵,增加了运算量,这都限制了 EKF 在实际中的应用。随后,Julier 等提出的无迹卡尔曼滤波 (Unscented Kalman Filter, UKF) 利用一组 sigma 点代表状态变量的分布,并以此求解非线性系统高斯随机变量的均值和方差^[4]。因此,UKF 的估计精度较 EKF 有所提高,从而使得基于 UKF 的 IMM 算法 (IMM-UKF) 广泛应用于机动目标跟踪领域^[5]。容积卡尔曼滤波 (Cubature Kalman Filter, CKF) 是 2009 年提出的非线性卡尔曼滤波器,该方法利用球形积分准则和径向积分准则优化了 UKF 中的 sigma 点采样策略和权重分配,较好地解决了 UKF 应对高维状态效果不理想的问题。平方根求容积卡尔曼滤波 (square-root cubature Kalman Filter, SCKF) 通过引入 QR 分解,避开每一步迭代过程中的矩阵开方操作,从而提高了滤波的稳定性^[6]。为应对跟踪目标状态机动或建模不准等引起的目标状态突变,文献^[7]中将 SCKF 与强跟踪滤波器 (Strong tracking filtering, STF) 结合,提出一种自适应 SCKF 算法 (SCKF-STF)。该方法在 SCKF 的基础上,引入渐消因子,在线调整滤波增益阵,要求不同时刻的残差序列处处保持相互正交,从而最大限度得提取残差中的有效信息,从而有效提高了 SCKF 方法对模型不准或状态突变的跟踪能力。

本文综合考虑 SCKF-STF 滤波器和 IMM 算法的优势,设计了交互式多模型容积强跟踪卡尔曼滤波算法 (IMM-SCKF-STF)。仿真实验结果表明,与 IMMUKF 和 IMMCKF 相比,所提出的方法更能有效提高估计精度,并具有更好的目标机动跟踪性能。

2 SCKF-STF 算法

2.1 模型描述

考虑下列离散时间非线性目标运动系统,其状态方程和测量方程分别为

$$\mathbf{x}(k) = \mathbf{f}(\mathbf{x}(k-1)) + \mathbf{w}(k-1) \quad (1)$$

$$\mathbf{z}(k) = \mathbf{h}(\mathbf{x}(k)) + \boldsymbol{\eta}(k) \quad (2)$$

式中, $\mathbf{x}(k)$ 为 n_x 维状态向量; $\mathbf{f}, \mathbf{h}$ 为已知传递函数; $\mathbf{z}(k)$ 为 n_z 维测量向量;过程噪声 $\mathbf{w}(k)$ 为高斯白噪声序列,其均值为零,方差为 $\mathbf{Q}(k)$ 。测量噪声 $\boldsymbol{\eta}(k)$

为随机独立高斯白噪声序列,其均值为零,方差阵为 $\mathbf{R}(k)$,并假设测量噪声与过程噪声互不相关。

2.2 SCKF-STF 算法

为提高常用非线性滤波算法 (如 EKF, UKF, CKF 等) 的稳定性,并适应机动目标状态突变的特点,本文采用 SCKF-STF 进行滤波^[7]。SCKF-STF 的本质在于利用渐消因子 $\lambda(k)$ 自适应调整 SCKF 算法中的预测误差协方差。SCKF 通过引入 QR 分解回避了直接对矩阵开方,从而提高了滤波的稳定性。QR 分解过程如下:

SCKF 中方差阵 $\mathbf{P}$ 可写为: $\mathbf{P} = \mathbf{A}\mathbf{A}^T$,考虑 QR 分解: $\mathbf{A}^T = \mathbf{Q}\mathbf{R}$ 。其中 $\mathbf{Q}$ 为正交阵, $\mathbf{R}$ 为上三角阵。则有 $\mathbf{P} = \mathbf{A}\mathbf{A}^T = \mathbf{R}^T \mathbf{Q}\mathbf{Q}^T \mathbf{R}^T = \mathbf{R}^T \mathbf{R} = \mathbf{S}\mathbf{S}^T$,其中 $\mathbf{S} = \mathbf{R}^T$ 。

引入下列三组记号:

(1) $\mathbf{S} = \text{Tri}(\mathbf{A})$ 表示一种三角形化运算,其中 $\mathbf{S}, \mathbf{A}$ 如前面所述。

(2) $\mathbf{S}_Q(k)$ 和 $\mathbf{S}_R(k)$ 分别表示过程噪声和测量噪声方差的平方根。

考虑式(1)和(2)所示的非线性系统,假设在 k 时刻已经得到 $k-1$ 时刻的滤波最优估计 $\hat{\mathbf{x}}(k-1|k-1)$ 及其误差协方差阵的平方根矩阵 $\mathbf{S}(k-1|k-1)$,那么 k 时刻的状态估计值 $\hat{\mathbf{x}}(k|k)$ 及其方差阵的平方根 $\mathbf{S}(k|k)$ 可以利用 SCKF-STF 计算。其具体步骤为:

(1) 时间更新

① 计算求容积点($i=1, 2, \dots, m$)

$$\mathbf{x}_i(k-1|k-1) = \mathbf{S}(k-1|k-1)\boldsymbol{\xi}_i + \hat{\mathbf{x}}(k-1|k-1) \quad (3)$$

式中, $m=2n_x$;参数 $\boldsymbol{\xi}_i$ ($\boldsymbol{\epsilon}_i$ 为 n_x 阶单位向量)由下式给出:

$$\boldsymbol{\xi}_i = \begin{cases} \sqrt{\frac{m}{2}} \cdot \boldsymbol{\epsilon}_i & , i = 1, 2, \dots, n_x \\ -\sqrt{\frac{m}{2}} \cdot \boldsymbol{\epsilon}_{i-n_x} & , i = n_x + 1, n_x + 2, \dots, 2n_x \end{cases}$$

② 计算传播后的求容积点($i=1, 2, \dots, m$)

$$\mathbf{x}_i^*(k|k-1) = \mathbf{f}(\mathbf{x}_i(k-1|k-1)) \quad (4)$$

③ 状态预测估计值

$$\hat{\mathbf{x}}(k|k-1) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{x}_i^*(k|k-1) \quad (5)$$

④ 预测误差方差阵的平方根

$$\mathbf{S}(k|k-1) = \sqrt{\lambda(k)} \cdot \text{Tri}([\mathbf{X}^*(k|k-1) \mathbf{S}_Q(k)]) \quad (6)$$

其中,

$$\begin{aligned} \mathbf{X}^*(k|k-1) &= \frac{1}{\sqrt{m}} [\mathbf{X}_1^*(k|k-1) - \mathbf{x}(k|k-1) \\ &\quad \mathbf{X}_2^*(k|k-1) - \mathbf{x}(k|k-1) \\ &\quad \cdots \mathbf{X}_m^*(k|k-1) - \mathbf{x}(k|k-1)] \end{aligned}$$

渐消因子 $\lambda(k)$ 根据下面的公式计算

$$\lambda(k) = \begin{cases} c(k), & c(k) > 1 \\ 1, & c(k) \leq 1 \end{cases} \quad (7)$$

其中, $c(k) = \frac{\text{tr}[\mathbf{U}(k)]}{\text{tr}[\mathbf{M}(k)]}$, 且

$$\begin{cases} \mathbf{U}(k) = \mathbf{V}_0(k) - \beta \mathbf{R}(k) - \mathbf{H}(k, \mathbf{x}(k|k-1)) \times \\ \quad \mathbf{Q}(k) \mathbf{H}^T(k, \mathbf{x}(k|k-1)) \\ \mathbf{M}(k) = \mathbf{F}(k, \mathbf{x}(k-1|k-1)) \mathbf{S}(k-1|k-1) \times \\ \quad \mathbf{S}^T(k-1|k-1) \mathbf{F}^T(k, \mathbf{x}(k-1|k-1)) \times \\ \quad \mathbf{H}^T(k, \mathbf{x}(k|k-1)) \mathbf{H}(k, \mathbf{x}(k|k-1)) \end{cases} \quad (8)$$

其中

$$\mathbf{H}(k, \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) = \left. \frac{\partial \mathbf{h}(k, \mathbf{x}(k))}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}(k) = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}} \quad (9)$$

$$\mathbf{F}(k, \mathbf{x}(k-1|k-1)) = \left. \frac{\partial \mathbf{f}(k, \mathbf{x}(k))}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}(k) = \mathbf{x}(k-1|k-1)} \quad (10)$$

$$\mathbf{V}_0(k) = \begin{cases} \boldsymbol{\gamma}(1) \boldsymbol{\gamma}^T(1), & k = 1 \\ \frac{[\rho \mathbf{V}_0(k-1) + \boldsymbol{\gamma}(k) \boldsymbol{\gamma}^T(k)]}{1 + \rho}, & k > 1 \end{cases} \quad (11)$$

式中, $\mathbf{F}(k, \mathbf{x}(k-1|k-1))$ 和 $\mathbf{H}(k, \mathbf{x}(k|k-1))$ 分别状态模型和测量模型的局部线性化矩阵. $\boldsymbol{\gamma}(k) = (\mathbf{z}(k) - \mathbf{z}(k|k-1))$ 为测量新息. ρ 是遗忘因子, β 是弱化因子, 均可按文献[8]中的经验设定. 本文中选取 $\rho = 0.95, \beta = 1.2$.

(2) 测量更新

① 计算求容积点 ($i=1, 2, \dots, m$)

$$\mathbf{x}_i(k|k-1) = \mathbf{S}(k|k-1) \boldsymbol{\xi}_i + \mathbf{x}(k|k-1) \quad (12)$$

② 计算传播后的求容积点

$$\mathbf{z}_i(k|k-1) = \mathbf{h}(\mathbf{x}_i(k|k-1)) \quad (13)$$

③ 测量预测

$$\hat{\mathbf{z}}(k|k-1) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{z}_i(k|k-1) \quad (14)$$

④ 计算方差阵的平方根

$$\mathbf{S}_{\mathbf{z}}(k|k-1) = \text{Tri}([\mathbf{z}(k|k-1) \mathbf{S}_R(k)]) \quad (15)$$

其中,

$$\mathbf{z}(k|k-1) = \frac{1}{\sqrt{m}} [\mathbf{z}_1(k|k-1) -$$

$$\begin{aligned} &\hat{\mathbf{z}}(k|k-1) \mathbf{z}_2(k|k-1) - \mathbf{z}(k|k-1) \\ &\quad \cdots \mathbf{z}_m(k|k-1) - \hat{\mathbf{z}}(k|k-1)] \end{aligned}$$

⑤ 计算互协方差阵

$$\mathbf{P}_{\mathbf{zx}}(k|k-1) = \mathbf{x}(k|k-1) \mathbf{z}^T(k|k-1) \quad (16)$$

其中,

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(k|k-1) &= \frac{1}{\sqrt{m}} [\mathbf{x}_1(k|k-1) - \mathbf{x}(k|k-1) \\ &\quad \mathbf{x}_2(k|k-1) - \mathbf{x}(k|k-1) \\ &\quad \cdots \mathbf{x}_m(k|k-1) - \mathbf{x}(k|k-1)] \end{aligned}$$

⑥ 增益阵

$$\mathbf{K}(k) = \mathbf{P}_{\mathbf{zx}}(k|k-1) \cdot [\mathbf{S}_{\mathbf{z}}^T(k|k-1)]^{-1} \times \mathbf{S}_{\mathbf{z}}(k|k-1)^{-1} \quad (17)$$

⑦ 更新状态

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}(k|k) &= \hat{\mathbf{x}}(k|k-1) + \\ &\quad \mathbf{K}(k) [\mathbf{z}(k) - \hat{\mathbf{z}}(k|k-1)] \end{aligned} \quad (18)$$

⑧ 计算方差阵的平方根

$$\mathbf{S}(k|k) = \text{Tri}([\mathbf{x}(k|k-1) - \mathbf{K}(k) \mathbf{z}(k|k-1) \mathbf{K}(k) \mathbf{S}_R(k)]) \quad (19)$$

3 IMM-SCKF-STF 算法

IMM 跟踪算法的实质是由前一时刻每个模型的输出加权组合作为各个模型的当前输入, 多个模型并行估计, 最后得到组合状态估计. 设 $m_i(k)$ 代表在 k 时刻, 模型 m_i 和系统模式匹配, $\mu_i(k)$ 是第 i 个模型 ($i=1, 2, 3, \dots, N$) 在时间间隔 $(k-1, k)$ 内起作用的概率, 因此有

$$\mu_i(k) \stackrel{\Delta}{=} P\{m_i(k) | \mathbf{z}^k\} \quad (20)$$

式中, $\mathbf{z}^k$ 表示 k 时刻以前 (包括 k 时刻) 的所有观测的集合. 假设各个模型之间的转移符合 Markov 规律, 则模型转移概率可以表示为:

$$p_{ij} \stackrel{\Delta}{=} P\{m_j(k) | m_i(k-1)\} \quad (21)$$

记 k 时刻用第 j 个模型滤波得到的状态估计和相应的协方差矩阵分别为 $\hat{\mathbf{x}}_j(k|k)$, $\mathbf{P}_j(k|k)$. IMM-SCKF-STF 估计器主要由以下 4 个步骤组成.

(1) 模型的交互

输入 k 时刻模型 j 的初始状态可以通过交互 $k-1$ 时刻各模型滤波器的状态估计得到, 即

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}_j^0(k-1|k-1) &\stackrel{\Delta}{=} \\ &\sum_{i=1}^N \hat{\mathbf{x}}_i(k-1|k-1) \mu_{ij}(k-1) \end{aligned} \quad (22)$$

式中,

$$\begin{aligned}\mu_{ij}(k-1) &= P\{m_i(k-1) | m_j(k), z^{k-1}\} \\ &= \frac{p_{ij}\mu_i(k-1)}{\sum_{l=1}^N p_{lj}\mu_l(k-1)}, i, j = 1, 2, \dots, r\end{aligned}\quad (23)$$

表示模型交互概率,与式(22)对应的协方差阵为

$$\begin{aligned}\mathbf{P}_j^0(k-1 | k-1) &= \sum_{i=1}^N \mu_{ij}(k-1) \{ \mathbf{P}_i(k-1 | k-1) + \\ &[\hat{\mathbf{x}}_i(k-1 | k-1) - \hat{\mathbf{x}}_j^0(k-1 | k-1)] \times \\ &[\hat{\mathbf{x}}_i(k-1 | k-1) - \hat{\mathbf{x}}_j^0(k-1 | k-1)]^T \}\end{aligned}\quad (24)$$

(2) N 个模型并行滤波

根据步骤(1)中求出的 k 时刻模型初始条件 $\hat{\mathbf{x}}_j^0(k-1 | k-1)$ 和 $\mathbf{P}_j^0(k-1 | k-1)$, 利用第 2 节所述的 SCKF-STF 算法可以计算出第 j 个模型的状态估计 $\hat{\mathbf{x}}_j(k | k)$ 和协方差阵 $\mathbf{P}_j(k | k)$, 需要注意的是, $\mathbf{P}_j(k | k) = \mathbf{S}_j(k | k) \mathbf{S}_j^T(k | k)$.

测量新息 $\gamma_j(k)$ 及其协方差阵 $\boldsymbol{\Omega}_j(k)$ 分别由下式确定:

$$\begin{cases} \gamma_j(k) = z(k) - z_j(k | k-1) \\ \boldsymbol{\Omega}_j(k) = \mathbf{S}_{zz}(k | k-1) \mathbf{S}_{zj}^T(k | k-1) \end{cases}\quad (25)$$

而 k 时刻每个模型的似然函数为

$$\begin{aligned}\Lambda_j(k) &= p\{z(k) | m_j(k), z^{k-1}\} = \\ &\frac{1}{\sqrt{2\pi} |\boldsymbol{\Omega}_j(k)|} \exp\left\{-\frac{1}{2} \gamma_j^T(k) \boldsymbol{\Omega}_j^{-1}(k) \gamma_j(k)\right\}\end{aligned}\quad (26)$$

(3) 模型概率更新

$$\mu_j(k) = \frac{\Lambda_j(k)}{c} \sum_{l=1}^N p_{lj} \mu_l(k-1)\quad (27)$$

其中 c 为归一化常数,可由下式确定

$$c = \sum_{i=1}^N \sum_{l=1}^N \Lambda_i(k) p_{li} \mu_l(k-1)\quad (28)$$

(4) 状态估计与协方差组合

k 时刻滤波器组对目标状态的最终估计及其协方差矩阵可以通过组合各滤波器的估计结果得到

$$\hat{\mathbf{x}}(k | k) = \sum_{j=1}^N \hat{\mathbf{x}}_j(k | k) \mu_j(k)\quad (29)$$

$$\begin{aligned}\mathbf{P}(k | k) &= \sum_{j=1}^N \mu_j(k) \{ \mathbf{P}_j(k | k) + [\hat{\mathbf{x}}_j(k | k) - \\ &\hat{\mathbf{x}}(k | k)][\hat{\mathbf{x}}_j(k | k) - \hat{\mathbf{x}}(k | k)]^T \}\end{aligned}\quad (30)$$

MM-SCKF-STF 算法结构如图 1 所示.

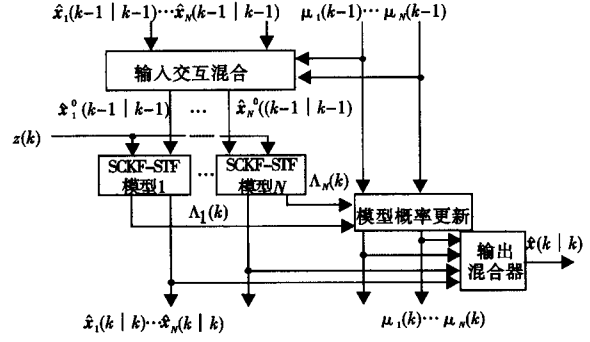


图 1 IMM-SCKF-STF 算法结构图

4 性能分析

交互式多模型算法的性能主要取决于两个方面,一方面是模型集的选择,另一方面是模型滤波器的选择. 本文从滤波器的选择和优化设计交互式多模型算法,因此对算法的性能分析都基于滤波算法的性能分析. 本中选取了 SCKF-STF 算法进行模型滤波,它兼备了 SKCF 与 STF 算法的优点,主要体现在:

首先, SCKF-STF 算法利用球形积分准则和径向积分准则优化了 UKF 中的 sigma 点采样策略和权重分配,较好地解决了 UKF 算法中出现的维数灾难问题. 与此同时,通过引入 QR 分解,避开每一步迭代过程中的矩阵开方操作,从而提高了滤波器的稳定性.

其次, SCKF-STF 算法通过引入时变次优调节因子 $\lambda(k)$ 来实时调整状态预测误差协方差阵的均方根,从而实时有效调整相应的滤波器的增益阵. 因此,它又具有 STF 的特点: (1) 较强的关于模型参数失配的鲁棒性; (2) 较低的关于噪声及初始统计特性的敏感性; (3) 较强的关于突变状态的跟踪能力,并在滤波器达到稳定状态时保持这种能力; (4) 适中的计算复杂性.

综合以上分析,与传统的非线性滤波方法相比, SCKF-STF 不仅能适用于更一般的非线性跟踪系统,提高估计精度和滤波器稳定性,而且有更好的应对模型不准和状态突变的能力. 因此,基于 SKCF-STF 设计交互式多模型算法能显著增强机动目标的跟踪性能.

以平面机动目标跟踪为例,对本文提出的算法和 IMM-UKF 算法进行比较. 综合仿真例子 1 和例子 2 的结果可知,与现有的 IMM-UKF 机动目标跟踪算法相比,本文提出的 IMM-SCKF-STF 机动目标跟踪算法具有更高的估计精度、更好的算法稳定

性和应对状态突变的鲁棒性.

5 结束语

本文将 SCKF-STF 引入到 IMM 算法中, 设计了 IMM-SCKF-STF 滤波算法. 新算法有效克服了传统非线性滤波器精度不高、稳定性差的不足. 同时, “强跟踪滤波”思想的引入也使得新算法具备应对目标状态突变的能力, 更加符合机动目标跟踪的场景. 仿真结果表明, 与 IMM-UKF 相比, 本文的算法在提高估计精度的同时, 还具备处理突发机动的性能, 具有较好的实际应用价值. 本文进一步的研究工作是将结果推广到多传感器机动目标和多传感器多机动目标跟踪算法的设计与性能分析中.

参考文献:

- [1] BLOM H A, BAR-SHALOM Y. The interacting multiple model algorithm for systems with markovian switching coefficient[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1988, 33(8): 780-783.
- [2] 齐文斌, 张玮. 基于高斯-厄米特粒子漂移的机动目标跟踪算法[J]. 微电子学与计算机, 2009, 26(10): 61-64.
- [3] 郝晶, 李卫忠, 白剑林. 一种多速率的交互式多模型粒子滤波算法[J]. 微电子学与计算机, 2009, 26(2): 163-166.
- [4] Julier S J, Uhlmann J K. A new extension of the Kalman filter to nonlinear systems[C] // The 11th Int

Symposium on Aerospace/Defense Sensing, Simulation and Controls, Orlando, FLorida: IEEE, 1997: 182-193.

- [5] 赵域, 张剑云, 毛云祥. 基于 IMM-UKF 的主/被动雷达融合算法[J]. 电子信息对抗技术, 2011, 26(4): 21-25.
- [6] Ienkar A, Simon H. Cubature Kalman Filters[J]. IEEE transactions on automatic control, 2009, 54(6): 1254-1269.
- [7] Ge Q B, Li W B, Wen C L. SCKF-STF-CN: a universal nonlinear filter for maneuver target tracking [J]. Journal of Zhejiang University-SCIENCE C (Computers & Electronics), 2011, 12(8): 678-686.
- [8] Zhou D H, Ye Y Z. Modern fault diagnosis and fault-tolerant control [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2000.

作者简介:

李国伟 男, (1975—), 硕士, 讲师. 研究方向为无线网络和目标跟踪.

董跃钧 男, (1978—), 硕士, 讲师. 研究方向为网络安全与无线网络.

汤显峰 男, (1981—), 硕士, 助理工程师. 研究方向为信息融合与目标跟踪.

葛泉波 男, (1980—), 博士后, 副教授, 硕士生导师. 研究方向为信息融合、目标跟踪、海上智能交通系统和智能消防系统.

(上接第 127 页)

结果表明, 边缘检测精度和处理速度均获得了提高. 在上述改进的基础上, 还可扩展到彩色图像的边缘检测中, 选择合适的色彩空间来检测彩色图像, 以更好地适应当前图像处理的发展.

参考文献:

- [1] 郎瑶. 一种改进的 Sobel 边缘检测算子[J]. 广西轻工业, 2011, 27(5): 59-60.
- [2] 张春雪, 陈秀宏. 基于双阈值非线性导数的边缘检测算子[J]. 微电子学与计算机, 2011, 28(7): 113-116.
- [3] 付光远. 一种基于 Sobel 分解算子的图像边缘检测并行算法[J]. 微电子学与计算机, 2006, 23(9): 132-134.
- [4] 张丰, 收王飞, 崔凤奎, 等. 一种基于梯度的亚像素边缘检测算法[J]. 微电子学与计算机, 2011, 28(3): 108-114.
- [5] 梁沂, 彭刚, 薛明华, 等. 便携式吸波涂料吸波性能测

试系统的研究[J]. 微波学报, 2005, 21(2): 60-62.

- [6] Abbasi TA, Abbasi MU. A novel FPGA-based architecture for sobel edge detection operator[J]. International Journal of Electronics, 2007, 94(9): 889-896.
- [7] 冯辉宗, 陈叶, 徐洋, 等. 基于 FPGA 的实时图像采集与 Sobel 边缘检测[J]. 传感器与微系统, 2011, 30(6): 116-118.
- [8] Wenshuo Gao, Xiaoguang Zhang, Lei Yang, et al. An improved sobel edge detection[J]. Computer Science and Information Technology, 2010(7): 67-71.

作者简介:

曹杨 女, (1989—), 硕士研究生. 研究方向为信号及信息处理.

顾晓峰 男, (1971—), 博士, 教授, 博士生导师. 研究方向为电子系统设计.