

# 基于强跟踪 UKF 的视频目标跟踪算法

杨新欣<sup>1</sup> 邓联文<sup>1</sup> 陈鸿飞<sup>2</sup> 宋德夫<sup>3</sup> 何成功<sup>1</sup>

(1. 中南大学物理与电子学院 长沙 410083; 2. 湖南中大业翔科技有限公司 长沙 410083;

3. 中兴通讯股份有限公司微电子研究所 深圳 518057)

**摘要:** 针对无迹卡尔曼滤波 (unscented Kalman filter, UKF) 在非线系统状态估计中存在的跟踪缓慢和稳态偏差问题, 提出一种基于强跟踪 UKF 的视频目标跟踪算法。该算法以无迹变换 (unscented transform, UT) 为基础, 结合强跟踪滤波器和 UKF 滤波器的优点, 在状态预测协方差矩阵中引入时变渐消因子调节卡尔曼增益, 强迫输出残差序列保持正交, 并提取残差序列的有效信息, 提高滤波器对状态变化的跟踪能力。仿真结果表明, 利用强跟踪 UKF 算法对视频中的运动目标进行跟踪, 具有更高的跟踪精度, 状态滤波均方误差更小。

**关键词:** 目标跟踪; UKF 滤波器; 无迹变换 (UT); 强跟踪滤波; 非线性系统; 视频目标

**中图分类号:** TP2 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

## Video target tracking using strong tracking UKF

Yang Xinxin<sup>1</sup> Deng Lianwen<sup>1</sup> Chen Hongfei<sup>2</sup> Song Defu<sup>3</sup> He Chenggong<sup>1</sup>

(1. School of Physics Science and Electronic, Central South University, Changsha 410083, China;

2. Hunan CSU Yeshine Science and Technology Development Limited Company, Changsha 410083, China;

3. Microelectronic R&D Institute, ZTE Corporation, Shenzhen 518057, China;)

**Abstract:** Aiming to the slow tracking and steady-state errors that exist when UKF (unscented Kalman filter) applied in nonlinear systems state estimation, an algorithm of video target tracking using strong tracking UKF was presented. Based on the unscented transformation, combined with the advantages of strong tracking filter and UKF filter, this algorithm adjusts Kalman gain with introducing time-varying fading factor in priori error covariance matrix to force the output residuals to maintain orthogonal, extract useful information in the residuals and improve the tracking capability to status change. The simulation results show that, moving target tracking in vedio utilizing strong tracking UKF has higher tracking accuracy and smaller MSE in state filtering.

**Keywords:** target tracking; unscented Kalman filter; unscented transform (UT); strong tracking filter; nonlinear systems; video target

## 1 引言

视频序列中运动目标的检测与跟踪技术是智能视觉监控的重要课题之一, 是目标分类、行为理解等后续高级处理的基础<sup>[1-2]</sup>, 在航空航天、智能交通、机器人视觉、视频监控、公共场所客流数据监测等领域中具有广泛的应用。

在目标跟踪领域, 应用最多的是 EKF (extended Kalman filter)<sup>[3]</sup>, 理论证明, 模型与系统达到完全匹配时, 卡尔曼滤波器输出的残差序列互不相关<sup>[4]</sup>, 基于此, 清华大学周东华等在 EKF 的状态预测协方差矩阵中引入时变渐消因子, 实时调整增益矩阵, 强迫残差序列保持正交, 利用此方法形成的滤波器称为强跟踪滤波器<sup>[5-6]</sup>。文献<sup>[7]</sup>结合

强跟踪滤波器的特点, 在卡尔曼滤波器的状态预测协方差矩阵中引入时变渐消矩阵, 用于动态目标追踪中并得到了较好的跟踪效果。虽然强跟踪滤波器有效地克服了 EKF 滤波发散、鲁棒性差等问题, 但仍未解决 EKF 需要计算雅克比矩阵、一阶线性化精度偏低等问题。同时, Julier 等人<sup>[8-10]</sup>提出了基于 UT 的 UKF 滤波器, 通过一组确定的 Sigma 点采样来逼近非线性系统的后验分布, 然后采用经典卡尔曼滤波框架对系统状态进行估计。UKF 滤波器在系统高线性度的情况下可保持至少三阶泰勒精度逼近系统状态的后验均值和协方差, 且无需计算雅克比矩阵。文献<sup>[11]</sup>在 UKF 算法中在线估计未知系统噪声的统计特性, 判断和抑制滤波发散, 取得了更好的跟踪效果。

本文提出了一种基于强跟踪 UKF 的视频目标跟踪算法,在 UKF 先验误差协方差矩阵中引入时变渐消因子,实现卡尔曼增益的实时调节,保证 UKF 滤波收敛和滤波精度,提高对状态变化的目标跟踪能力。

## 2 基于强跟踪 UKF 的视频目标跟踪过程

### 2.1 UKF 的原理

UKF 是一种非线性滤波方法,继承了卡尔曼线性滤波的框架。和卡尔曼线性滤波不同的是,UKF 采用 UT 变换取代了局部线性化,利用确定的 sigma 点集表征状态的分布<sup>[12]</sup>。这些 sigma 点通过非线性系统传播,传播后的均值和协方差对于任意非线性可以达到二阶精度,误差为三阶以上阶项,计算精度比线性化近似有了很大的提高。

#### 2.1.1 UT 原理

UKF 应用 UT 变换得到最小均方误差估计。考虑  $n$  维随机变量  $x$  通过非线性函数变换成  $y$ ,如下所示:

$$y = g(x) \quad (1)$$

式中:  $x$  的统计特性  $(\bar{x}, P_x)$  通过非线性函数传播得到  $y$  的统计特性  $(\bar{y}, P_y)$ 。UT 变换就是根据  $x$  的统计特性,设计一系列的 sigma 点  $x_i (i = 0, 1, \dots, 2n)$ , 设定的 sigma 点计算通过  $g(\cdot)$  传播得到的结果  $y_i (i = 0, 1, \dots, 2n)$ , 然后基于  $y_i (i = 0, 1, \dots, 2n)$  计算  $y$  的统计特性。

UT 变换步骤如下:

1) 选定  $2n+1$  个采样点,并计算其权值。表示如下:

$$x_i = \begin{cases} \bar{x}, & i = 0 \\ \bar{x} + (\sqrt{n+\lambda P_x})_i, & i = 1, \dots, n \\ \bar{x} - (\sqrt{n+\lambda P_x})_i, & i = n+1, \dots, 2n \end{cases} \quad (2)$$

$\bar{x}$  和  $P_x$  分别为随机变量  $x$  的均值和误差协方差。对应的 sigma 点权值如下所示:

$$\begin{cases} W_i^{(m)} = \lambda / (n + \lambda), & i = 0 \\ W_i^{(c)} = \lambda / (n + \lambda) + (1 - \alpha^2 + \beta^2), & i = 0 \\ W_i^{(m)} = W_i^{(c)} = 1 / \{2(n + \lambda)\}, & i = 1, \dots, 2n \end{cases} \quad (3)$$

式中:  $\lambda = \alpha^2 (n + \kappa) - n$  为复合尺度参数。 $\alpha$  选定为一个很小的正数来限制采样的非局部效应; $\beta$  为非负加权量,用来匹配  $x$  的先验知识,对于高斯分布,  $\beta = 2$  为最优值;默认  $k = 0$ , 确保协方差矩阵的半正定性。

2) sigma 点通过非线性函数  $g(\cdot)$  的传播结果如式(4)所示:

$$\begin{cases} \bar{y} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(m)} y_i \\ P_y = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(c)} \{y_i - \bar{y}\} \{y_i - \bar{y}\}^T \\ P_{xy} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(c)} (x_i - \bar{x}) (y_i - \bar{y})^T \end{cases} \quad (4)$$

式中:  $\bar{y}$  和  $P_y$  分别为  $y$  的均值和误差协方差,  $P_{xy}$  为  $x$  与  $y$  的协方差。

### 2.1.2 UKF 算法实现

假设系统的状态方程和观测方程如下所示:

$$\begin{cases} x_{k+1} = f(x_k, k) + u_k \\ z_{k+1} = h(x_{k+1}, k) + v_{k+1} \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $x_{k+1} \in R^m$ , 为系统状态向量;  $z_{k+1} \in R^m$ , 为观测向量;  $u_k \sim N(0, Q_k)$  为高斯过程噪声;  $v_k \sim N(0, R_k)$  为高斯观测噪声,假设过程噪声和观测噪声为互不相关高斯白噪声,  $Q_k$ 、 $R_k$  分别为  $u_k$  和  $v_k$  的协方差阵。

UKF 的计算过程如下:

1) 预测:对于给定的  $(\hat{X}_{k|k}, P_{k|k})$ , 用 UT 法计算状态预测值的均值和预测误差的协方差。计算 sigma 点  $X_{k|k}^{(i)} (i = 0, 1, \dots, 2n)$ , 即

$$X_{k|k}^{(i)} = \begin{cases} \hat{X}_{k|k}, & i = 0 \\ \hat{X}_{k|k} + (\sqrt{n+\lambda P_{k|k}})_i, & i = 1, \dots, n \\ \hat{X}_{k|k} - (\sqrt{n+\lambda P_{k|k}})_i, & i = n+1, \dots, 2n \end{cases} \quad (6)$$

计算 sigma 点  $X_{k|k}^{(i)} (i = 0, 1, \dots, 2n)$  通过状态演化方程的传播,即

$$\begin{cases} X_{k+1|k}^{(i)} = f(X_{k|k}^{(i)}), i = 0, 1, \dots, 2n \\ \hat{X}_{k+1|k} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(m)} X_{k+1|k}^{(i)} \\ P_{k+1|k} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(c)} (X_{k+1|k}^{(i)} - \hat{X}_{k+1|k}) (X_{k+1|k}^{(i)} - \hat{X}_{k+1|k})^T + Q_k \end{cases} \quad (7)$$

2) 更新:由  $\hat{X}_{k+1|k}$  通过观测方程的传播,计算输出的一步提前预测。计算预测值的均值和预测误差协方差,

即

$$\begin{cases} Z_{k+1|k}^{(i)} = h(X_{k+1|k}^{(i)}), i = 0, 1, \dots, 2n \\ \hat{Z}_{k+1|k} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(m)} Z_{k+1|k}^{(i)} \\ P_{k+1|k}^z = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(c)} (Z_{k+1|k}^{(i)} - \hat{Z}_{k+1|k}) (Z_{k+1|k}^{(i)} - \hat{Z}_{k+1|k})^T + R_{k+1} \end{cases} \quad (8)$$

状态量和观测量的互协方差为:

$$P_{k+1|k}^{xz} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(c)} (X_{k+1|k}^{(i)} - \hat{X}_{k+1|k}) (Z_{k+1|k}^{(i)} - \hat{Z}_{k+1|k})^T \quad (9)$$

得到新的量测结果  $Z_{k+1|k+1}$ , 进行滤波更新,计算滤波增益和更新后的系统状态估计及协方差矩阵,即

$$\begin{cases} K_{k+1} = P_{k+1|k}^{xz} [P_{k+1|k}^z]^{-1} \\ \hat{X}_{k+1|k+1} = \hat{X}_{k+1|k} + K_{k+1} (Z_{k+1|k+1} - \hat{Z}_{k+1|k}) \\ P_{k+1|k+1} = P_{k+1|k} - K_{k+1} P_{k+1|k}^z [K_{k+1}]^T \end{cases} \quad (10)$$

## 2.2 强跟踪 UKF 算法

### 2.2.1 强跟踪 UKF 原理

由于系统为非线性,没有确定的状态转移矩阵  $F$  和量测矩阵  $H$ , 为了实现强跟踪滤波在非线性系统中的应用以及避免计算雅克比矩阵,需要对转移矩阵  $F_k$  和量测矩阵  $H_k$  展开计算。

$$\begin{cases} \mathbf{F}_k = \frac{\partial f(\mathbf{X}_k)}{\partial \mathbf{X}_k} \Big|_{\mathbf{x}_i = \hat{\mathbf{x}}_{i|k}} \\ \mathbf{H}_k = \frac{\partial h(\mathbf{X}_k)}{\partial \mathbf{X}_k} \Big|_{\mathbf{x}_i = \hat{\mathbf{x}}_{i|k}} \end{cases} \quad (11)$$

非线性系统实现强跟踪滤波的充分条件是残差序列时刻保持正交<sup>[13]</sup>,即滤波增益  $\mathbf{K}_{k+1}$  满足  $E[\boldsymbol{\varepsilon}_k + j\boldsymbol{\varepsilon}_k^T] = 0, k = 0, 1, \dots, j = 0, 1, \dots$ 。实际应用中,滤波器受系统模型不确定性影响造成滤波输出残差序列不能正交,强跟踪滤波器通过引入时变渐消因子,在线调整滤波增益  $\mathbf{K}_{k+1}$ ,强行使输出残差序列保持正交,最大程度提取残差序列的有效信息,在模型不确定时仍能保持对系统的稳定跟踪。

因此,将  $\mathbf{P}_{k+1|k}$ 、 $\mathbf{P}_{k+1|k}^z$  和  $\mathbf{P}_{k+1|k}^v$  改为:

$$\begin{cases} \mathbf{P}_{k+1|k} = \mu_{k+1} \sum_{i=0}^{2n} \mathbf{W}_i^{(c)} (\mathbf{X}_{k+1|k}^{(i)} - \hat{\mathbf{X}}_{k+1|k}) (\mathbf{X}_{k+1|k}^{(i)} - \hat{\mathbf{X}}_{k+1|k})^T + \mathbf{U}_k \\ \mathbf{P}_{k+1|k}^z = \mu_{k+1} \sum_{i=0}^{2n} \mathbf{W}_i^{(c)} (\mathbf{Z}_{k+1|k}^{(i)} - \hat{\mathbf{Z}}_{k+1|k}) (\mathbf{Z}_{k+1|k}^{(i)} - \hat{\mathbf{Z}}_{k+1|k})^T + \mathbf{R}_{k+1} \\ \mathbf{P}_{k+1|k}^v = \mu_{k+1} \sum_{i=0}^{2n} \mathbf{W}_i^{(c)} (\mathbf{X}_{k+1|k}^{(i)} - \hat{\mathbf{X}}_{k+1|k}) (\mathbf{Z}_{k+1|k}^{(i)} - \hat{\mathbf{Z}}_{k+1|k})^T \end{cases} \quad (12)$$

式中:  $\mu_{k+1}$  为时变渐消因子,其计算如下:

$$\begin{cases} \mu_{k+1} = \begin{cases} \mu_0, & \mu_0 \geq 1 \\ 1, & \mu_0 < 1 \end{cases} \\ \mu_0 = \frac{tr[\mathbf{N}_{k+1}]}{tr[\mathbf{M}_{k+1}]} \end{cases} \quad (13)$$

其中,

$$\begin{cases} \mathbf{N}_{k+1} = \mathbf{V}_{k+1} - \mathbf{H}_k \mathbf{Q}_{k+1} \mathbf{H}_k^T - \mathbf{R}_{k+1} \\ \mathbf{M}_{k+1} = \mathbf{H} \mathbf{F} \mathbf{P}_k [\mathbf{F} \mathbf{H}]^T \\ \mathbf{V}_{k+1} = \begin{cases} \boldsymbol{\varepsilon}_1 \boldsymbol{\varepsilon}_1^T, & k = 0 \\ \frac{\rho \mathbf{V}_k + \boldsymbol{\varepsilon}_{k+1} \boldsymbol{\varepsilon}_{k+1}^T}{\rho + 1}, & k > 0 \end{cases} \end{cases} \quad (14)$$

$\rho$  为遗忘因子,通常取  $\rho = 0.95$ 。

在式(14)中  $\mathbf{N}_{k+1}$  和残差的协方差矩阵  $\mathbf{V}_{k+1}$  的计算可知,渐消因子对状态突变的响应总是大于对过去状态的响应,当状态发生突变时可能会导致  $\mu_{k+1}$  的过度调节,滤波结果失真。为了减小滤波误差,使状态估计更加平滑,在  $\mathbf{N}_{k+1}$  引入弱化因子  $\beta \geq 1$ ,即

$$\mathbf{N}_{k+1} = \mathbf{V}_{k+1} - \mathbf{H}_k \mathbf{Q}_{k+1} \mathbf{H}_k^T - \beta \mathbf{R}_{k+1} \quad (15)$$

弱化因子的数值可由滤波器累计误差准则确定,

$$\beta: \min_{\beta} \left( \sum_{k=0}^L \sum_{i=0}^{2n} |\mathbf{Z}_{k|k} - \mathbf{X}_{k|k}^{(i)}| \right) \quad (16)$$

式中:  $L$  为仿真步数。

### 2.2.2 强跟踪UKF算法计算流程图

强跟踪UKF算法在所有视频帧内的完整计算步骤如图1所示。

## 3 实验分析

实验所用视频中运动目标为自由落体后又不断弹起的小球。视频分辨率为  $320 \times 240$ ,视频帧率为 30 帧/s,视频

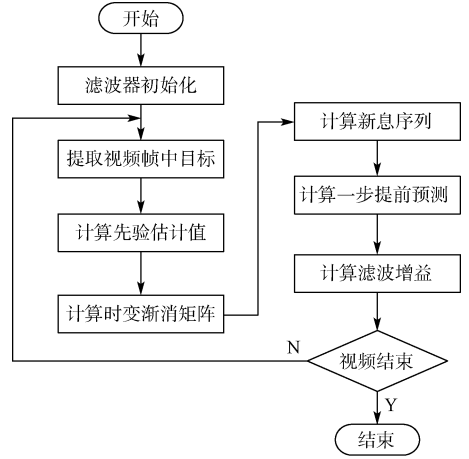


图1 强跟踪UKF计算流程

长度为 2 s 共 60 帧。分别利用 UKF 滤波器和强跟踪 UKF 滤波对视频中的小球进行追踪,对得到的运动轨迹进行对比分析。

### 3.1 跟踪精度评价方法

卡尔曼滤波是一种线性最优递归滤波器,以最小均方误差为估计的最佳准则<sup>[14]</sup>。均方误差公式定义如下:

$$J = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \|\mathbf{Z}_k - \hat{\mathbf{X}}_{k|k}\|^2 \quad (17)$$

式中:  $N$  为视频帧数;  $\mathbf{X}_k$  为  $k$  时刻的真实状态,将检测的质心坐标作为位置的真实值;  $\hat{\mathbf{X}}_{k|k}$  为  $k$  时刻状态的估计值。  $J$  反映了滤波器的累积误差,其值越小,跟踪效果越好。

### 3.2 对运动目标的跟踪轨迹对比分析

图2和图3分别为UKF滤波器和强跟踪UKF滤波器

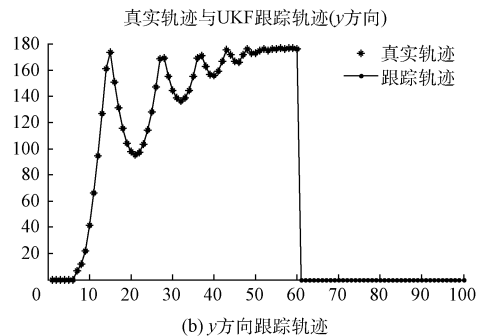
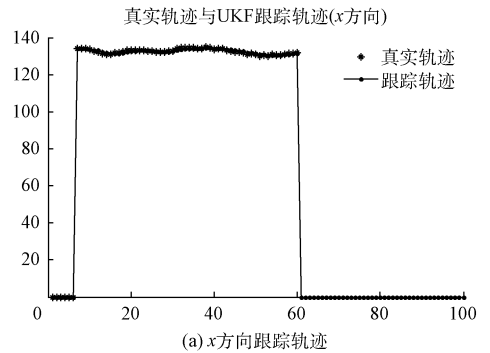


图2 UKF滤波器对运动目标的跟踪

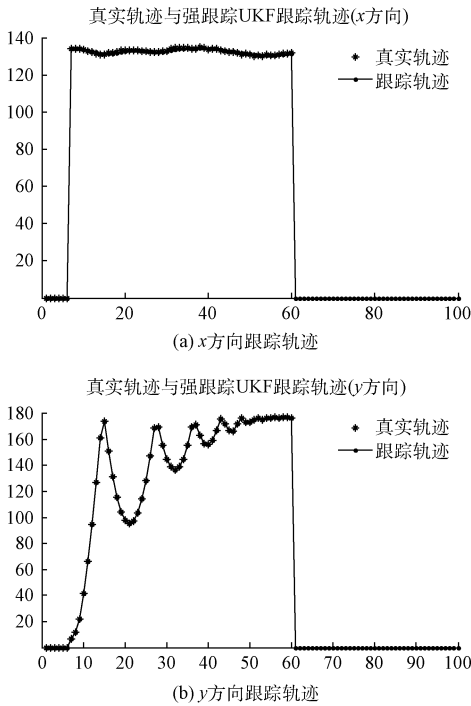


图 3 强跟踪 UKF 滤波器对运动目标的跟踪

对视频序列中运动目标的跟踪结果。直观分析,UKF 滤波器与强跟踪 UKF 滤波器对运动目标的预测位置都能与真实位置达到很好地吻合。图 4 为两种算法中运动目标的预测位置相对真实位置的误差值,计算公式为  $d = \sqrt{d_x^2 + d_y^2}$ 。

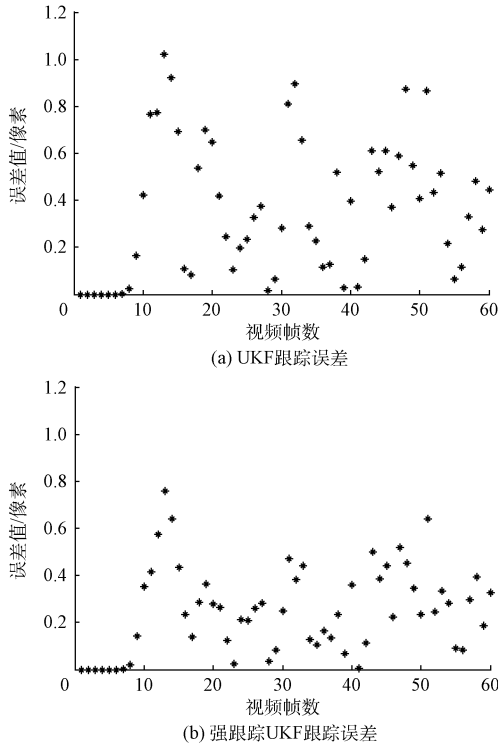


图 4 UKF 与强跟踪 UKF 的跟踪误差

由图 4 可知,实验中 UKF 的滤波误差波动较大,效果不稳定,最大误差为 1.019 个像素;强跟踪 UKF 的滤波误差基本稳定 0.15~0.45,最大误差为 0.758 个像素。

利用式(17)分别对 UKF 滤波器和强跟踪 UKF 滤波器对运动目标的预测坐标与实际坐标的最小均方误差值  $J$  进行计算,得到的结果如表 1 所示。

表 1 两种跟踪算法预测坐标与实际坐标均方误差值

算法	均方误差值 $J$
UKF	$2.13 \times 10^{-1}$
强跟踪 UKF	$1.21 \times 10^{-1}$

由图 4 和表 1 可知,利用强跟踪 UKF 滤波器对运动目标进行跟踪比标准 UKF 滤波对运动目标进行跟踪能得到更小的滤波误差和均方误差值,跟踪精度更高,滤波效果更稳定。因此利用强跟踪 UKF 滤波对运动目标进行跟踪,能达到更好的跟踪效果,滤波误差更小,跟踪更准确,系统鲁棒性更好。

### 4 结 论

本文在 UKF 滤波方法的基础上,提出了一种基于强跟踪 UKF 的视频目标跟踪算法,并将其应用于视频序列中运动目标的跟踪,仿真结果表明,该算法跟踪精度和滤波效果均优于标准 UKF 方法。同时,由于本实验所用模型相对简单,且目标运动轨迹较为单一,实现在复杂模型中多目标跟踪将是今后研究工作的重点。

### 参考文献

- [1] 李谷全, 陈忠泽. 视觉跟踪技术研究现状及其展望[J]. 计算机应用研究, 2010, 27(8):2814-2821.
- [2] 刘献如. 视频图像序列目标跟踪算法及其应用研究[D]. 长沙:中南大学,2011.
- [3] HORWOOD J T, ARAGON N D, POORE A B. Adaptive Gaussian sum filters for space surveillance tracking[J]. Journal of the Astronautical Sciences, 2014, 59(1-2):308-326.
- [4] HARBERT R S, NIXON K C. Climate reconstruction analysis using coexistence likelihood estimation (CRACLE): A method for the estimation of climate using vegetation[J]. American Journal of Botany, 2015, 102(8):103-106.
- [5] 周东华, 胡艳艳. 动态系统的故障诊断技术[J]. 自动化学报, 2009, 35(6):748-758.
- [6] 戴雪梅, 郎朗, 陈孟元. 强跟踪平方根容积卡尔曼滤波 SLAM 算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(10): 1493-1499.
- [7] 赵学梅, 陈恩, 李冬. 强跟踪卡尔曼滤波在视频目标跟踪中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2011,

- 47(11): 128-131.
- [8] ISHIHARA S, YAMAKITA M. Efficient unscented filtering for nonlinear systems with state constraints[C]. Control Conference (ECC), 2009 European. IEEE, 2009.
- [9] NOVARA C, RUIZ F, MILANESE M. Direct filtering: a new approach to optimal filter design for nonlinear systems [J]. Proceedings of the IEEE Conference on Decision & Control, 2013, 58(1): 86-99.
- [10] 李轶, 张善从. 基于视线测量的航天器相对导航滤波方法研究 [J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(6): 1201-1209.
- [11] 石勇, 韩崇昭. 自适应 UKF 算法在目标跟踪中的应用[J]. 自动化学报, 2011, 37(6): 755-759.
- [12] NETO A A, MACHARET D G, CAMPOS V C D S, et al. Adaptive complementary filtering algorithm for mobile robot localization [J]. Journal of the Brazilian Computer Society, 2009, 15(3): 19-31.
- [13] 王小旭, 赵琳, 夏全喜, 等. 基于 Unscented 变换的强跟踪滤波器 [J]. 控制与决策, 2010, 25(7): 1063-1068.
- [14] 查翔, 南建国, 白剑锋. 一种改进的强机动目标跟踪方法[J]. 计算机工程与应用, 2012, 35: 118-122.

### 作者简介

**邓联文**, 博士生导师, 研究方向为信息材料与微波技术、微电子技术、电磁兼容与抗电磁干扰。

E-mail: dlw626@163.com

**杨新欣**, 工学硕士, 主要研究方向为计算机视频图像处理等。

E-mail: 510584957@qq.com

(上接第 60 页)

- [11] 孙健, 杜永贵. RSSI-神经网络在无线传感网络定位中的应用 [J]. 科学技术与工程, 2013(6): 1479-1482.
- [12] 朱树先, 张仁杰. BP 和 RBF 神经网络在人脸识别中的比较 [J]. 仪器仪表学报, 2007, 28(2): 375-379.
- [13] 张伟, 孙强. 一种基于无线传感器网络的室内定位算法 [J]. 计算机科学, 2014, 41(B11): 232-234.
- [14] 顾宗海. 基于 RSSI 测距的室内定位算法研究 [D]. 郑州: 郑州大学, 2011.
- [15] 路继军, 马松龄, 贾昭. RSSI 融合 RBF 改善测距精度的研究 [J]. 机床与液压, 2014, 42(5): 63-65.
- [16] 李成岭, 基于 RSSI 的无线自组织网络室内定位算法研究与实现 [D]. 上海: 上海交通大学, 2012: 30-33.

### 作者简介

**龚阳**, 1992 年出生, 硕士研究生, 研究方向为无线传感器网络定位。

E-mail: 13156527915@163.com

**崔琛**, 1962 年出生, 教授, 博士生导师, 研究方向为无线传感器网络、信号处理。

E-mail: kyucui@163.com