

## 自适应 UKF 算法在目标跟踪中的应用

石 勇<sup>1</sup> 韩崇昭<sup>1</sup>

**摘 要** 针对目标跟踪中系统噪声统计特性未知导致滤波发散或者滤波精度不高的问题,提出了一种自适应无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman filter, UKF)算法.该算法在滤波过程中,利用改进的 Sage-Husa 估计器在线估计未知系统噪声的统计特性,并对滤波发散的情况进行判断和抑制,有效提高了滤波的数值稳定性,减小了状态估计误差.仿真实验结果表明,与标准 UKF 算法相比,自适应 UKF 算法明显改善了目标跟踪的精度和稳定性.

**关键词** 目标跟踪, 自适应滤波, 无迹卡尔曼滤波

**DOI** 10.3724/SP.J.1004.2011.00755

### Adaptive UKF Method with Applications to Target Tracking

SHI Yong<sup>1</sup> HAN Chong-Zhao<sup>1</sup>

**Abstract** To improve low filtering precision and divergence caused by unknown system noise statistics in target tracking, an adaptive UKF (Unscented Kalman filter) is proposed. In the filtering process, by introducing the modified Sage-Husa noise statistic estimator, the new algorithm can estimate the statistical parameters of unknown system noises online and restrain the filtering divergence. Therefore, the filter numerical stability is effectively improved and the state estimation error is reduced. Simulation results show that compared with the standard UKF algorithm the proposed algorithm provides better accuracy and stability for target tracking.

**Key words** Target tracking, adaptive filtering, unscented Kalman filter (UKF)

目标跟踪是军事和民用领域中的一个基本问题,其任务是利用传感器获得的量测信息,对目标进行精确的当前状态估计和以后状态预测.机动目标跟踪中,目标动态模型通常都是在笛卡尔坐标系下进行建模,而雷达量测都是以极坐标形式表示,包括目标与雷达的距离、方位角和俯仰角,这样一来,目标跟踪也就变为一个非线性估计问题.

在处理非线性估计问题中应用最广泛的方法是扩展卡尔曼滤波器(Extended Kalman filter, EKF)<sup>[1-2]</sup>,这种方法存在线性化误差大、雅可比矩阵难于计算等明显的缺陷,在高度非线性情况下,滤波不稳定,误差会很大甚至发散<sup>[3-4]</sup>.

针对这些问题,近年来,出现了用于非线性系统、基于 Unscented 变换滤波新思想的无迹卡尔曼滤波器(Unscented Kalman filter, UKF)<sup>[5-6]</sup>,可以有效地改善滤波效果.由于采用 UT 变换对非线性概率密度分布进行近似,具有不需要求导、估计精度高等优点,已经取代 EKF 成为非线性滤波的主要算法,并被应用于导航定位、信号处理、目标跟踪等领域中<sup>[6-8]</sup>.

UKF 滤波算法应用于目标跟踪时需要知道被研究对象的数学模型和噪声统计的先验知识,如果基于不精确的数学模型和不准确的噪声统计特性来设计滤波器,可能会导致较大的状态估计误差,甚至会造成滤波发散.一般来说,量测噪声的统计特性可以事先由传感器的物理特性得到.但是,对于跟踪系统而言,由于外界干扰、加速度的物理特性和人为操纵等因素影响,很难用一个准确的统计特性来表示系统噪声,所以它的统计特性往往是未知和时变的.

为解决此问题,本文提出了一种自适应 UKF 滤波(Adaptive UKF, AUKF)算法.该算法利用改进的 Sage-Husa 次优无偏极大后验估值器<sup>[9-10]</sup>来估计未知噪声,用其递推形式与非线性无迹卡尔曼滤波方法相结合,在滤波过程中实时估计和修正系统噪声统计特性,以减小状态估计误差,并且采用一种基于协方差匹配判据的方法来判断滤波发散趋势,并引入自适应衰减因子修正预测误差协方差,从而调整滤波增益阵,抑制消除自适应滤波中的发散现象,进一步提高滤波器的快速跟踪能力.理论分析和实验结果都表明,本文提出的自适应 UKF 滤波算法,其估计性能和稳定性要明显优于标准 UKF 滤波算法,也大大提高了对于目标的实时跟踪能力.

### 1 问题描述

考虑一般的目标跟踪问题,在笛卡尔坐标系中,目标的离散时间状态系统方程和量测方程分别为

$$\mathbf{x}_k = f(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{v}_{k-1}) = \Phi_k \mathbf{x}_{k-1} + \Gamma_k \mathbf{v}_{k-1} \quad (1)$$

$$\mathbf{y}_k = h(\mathbf{x}_k, \mathbf{w}_k) \quad (2)$$

其中,  $\mathbf{x}_k$  表示目标在  $k$  时刻的系统状态向量,  $\mathbf{y}_k$  为  $k$  时刻系统状态的量测值.  $\Phi_k$  为状态转移矩阵,  $\Gamma_k$  为适当维数的系数矩阵.  $h(\cdot)$  为有界的非线性函数.系统噪声  $\mathbf{v}_{k-1}$  是均值为零,方差为  $Q_k$  的高斯白噪声序列,实际情况中,  $Q_k$  经常是未知和时变的.量测噪声  $\mathbf{w}_k$  与系统状态噪声相互独立,是均值为零,方差为  $R_k$  的高斯白噪声.在雷达目标跟踪中,状态方程一般是线性的,但量测方程是非线性的,因此,这是一个非线性估计问题.

### 2 UKF 滤波算法

#### 2.1 UT 无迹变换原理

Unscented 滤波译为无迹滤波,在施加 UT 变换(Unscented 变换)之后,仍采用标准 Kalman 滤波形式,所以也称为 UKF. UKF 是一类用确定性采样策略逼近非线性分布的方法.

设  $n$  维随机变量  $\mathbf{x} \sim N(\bar{\mathbf{x}}, P_x)$ , 随机变量  $\mathbf{y}$  为  $\mathbf{x}$  的某一非线性函数  $\mathbf{y} = f(\mathbf{x})$ ,  $\mathbf{x}$  的统计特性为  $(\bar{\mathbf{x}}, P_x)$ , 在确保采样均值和协方差为  $\bar{\mathbf{x}}$  和  $P_x$  的前提下,选择一组  $2n + 1$  个加权点集  $\{\chi_i\}$  来近似这个随机变量的分布.

$$\chi_0 = \bar{\mathbf{x}} \quad (3)$$

收稿日期 2010-01-27 录用日期 2010-10-13  
Manuscript received January 27, 2010; accepted October 13, 2010  
国家重点基础研究发展计划(973 计划)(2007CB311006), 国家自然科学基金(61074176), 国家自然科学基金创新研究群体科学基金(60921003)资助  
Supported by State Key Development Program for Basic Research of China (973 Program) (2007CB311006), National Natural Science Foundation of China (61074176), and Foundation for Innovative Research Groups of National Natural Science Foundation of China (60921003)

1. 西安交通大学智能网络与网络安全教育部重点实验室、机械制造系统工程国家重点实验室 电子与信息工程学院综合自动化研究所 西安 710049

1. Key Laboratory for Intelligent Networks and Network Security of Ministry of Education, State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, Institute of Integrated Automation, School of Electronics and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049

$$W_0^m = \frac{\lambda}{n + \lambda} \quad (4)$$

$$\chi_i = \bar{\mathbf{x}} + (\sqrt{(n + \lambda)P_x})_i, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

$$W_i^m = W_i^c = \frac{1}{2(n + \lambda)}, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

$$W_0^c = W_0^m + (1 - \alpha^2 + \beta) \quad (7)$$

$$\chi_{i+n} = \bar{\mathbf{x}} - (\sqrt{(n + k)P_x})_i, \quad i = n + 1, \dots, 2n \quad (8)$$

式中,  $\lambda = (1 - \alpha^2 + \beta)$  为比例参数, 可以起到调节高阶矩的作用并减小预测误差, 其值随着  $\mathbf{x}$  分布的不同而改变, 具体选择参见文献 [11].  $(\sqrt{(n + k)P_x})_i$  是一矩阵  $(n + k)P_x$  的均方根的第  $i$  行或者第  $i$  列.  $W_i^m$  和  $W_i^c$  分别为均值和协方差的加权值. 对近似高斯分布离散点集 (Sigma 点集), 进行非线性变换 (经过非线性系统的状态方程和量测方程传播后), 得到变换后的点集  $\{\mathbf{y}_i\}$ .

$$\mathbf{y}_i = f(\chi_i), \quad i = 1, \dots, 2n + 1 \quad (9)$$

将它们均值和方差经过加权处理, 应用于采样的每个 Sigma 点, 得到  $\mathbf{y}$  的统计特性  $(\bar{\mathbf{y}}, P_y)$

$$\bar{\mathbf{y}} = \sum_{i=0}^{L-1} W_i^m \mathbf{y}_i \quad (10)$$

$$P_y = \sum_{i=0}^{L-1} W_i^c (\mathbf{y}_i - \bar{\mathbf{y}})(\mathbf{y}_i - \bar{\mathbf{y}})^T \quad (11)$$

Unscented 滤波的核心就是通过一种非线性变换来进行非线性模型的状态与误差协方差的递推和更新.

## 2.2 UKF 算法步骤

通用的 UKF 算法如下:

步骤 1. 初始化

$$\bar{\mathbf{x}}_0 = E(\mathbf{x}_0) \quad (12)$$

$$P_0 = E((\mathbf{x}_0 - \bar{\mathbf{x}}_0)(\mathbf{x}_0 - \bar{\mathbf{x}}_0)^T) \quad (13)$$

步骤 2. 计算 Sigma 点

$$\chi_{k-1} = \left[ \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} \quad \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} \pm ((n + \lambda)P_{k-1|k-1})^{\frac{1}{2}} \right] \quad (14)$$

步骤 3. 预测更新

$$\chi_{k|k-1} = f(\chi_{k-1}) \quad (15)$$

$$\bar{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^m \chi_{i,k|k-1} \quad (16)$$

$$P_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c [\chi_{i,k|k-1} - \bar{\mathbf{x}}_{k|k-1}] \times [\chi_{i,k|k-1} - \bar{\mathbf{x}}_{k|k-1}]^T + Q \quad (17)$$

$$\gamma_{i,k|k-1} = h(\chi_{i,k|k-1}) \quad (18)$$

$$\bar{\mathbf{y}}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^m \gamma_{i,k|k-1} \quad (19)$$

量测更新

$$P_{yy} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c [\gamma_{i,k|k-1} - \bar{\mathbf{y}}_{k|k-1}] \times [\gamma_{i,k|k-1} - \bar{\mathbf{y}}_{k|k-1}]^T + R \quad (20)$$

$$P_{xy} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c [\chi_{i,k|k-1} - \bar{\mathbf{x}}_{k|k-1}] \times [\chi_{i,k|k-1} - \bar{\mathbf{x}}_{k|k-1}]^T \quad (21)$$

$$K_k = P_{xy} P_{yy}^{-1} \quad (22)$$

$$\bar{\mathbf{x}}_{k|k} = \bar{\mathbf{x}}_{k|k-1} + K_k (\mathbf{y}_k - \bar{\mathbf{y}}_{k|k-1}) \quad (23)$$

$$P_{k|k} = P_{k|k-1} - K_k P_{yy} K_k^T \quad (24)$$

## 3 自适应 UKF 算法

错误的数学模型和不准确的噪声统计特性经常引起滤波发散. 为了解决这一问题, 自适应滤波技术被广泛地研究<sup>[12-16]</sup>, 其中, Sage-Husa 的次优无偏极大后验 (Maximum a posteriori, MAP) 噪声估值器, 计算简单, 原理清晰, 可同时估计出噪声的一阶矩和二阶矩, 被广泛地研究和应用<sup>[12-14]</sup>. 必须指出的是, 在系统噪声和量测噪声统计特性均未知的情况下, Sage-Husa 噪声估计器不能同时对两者估计, 否则会引起滤波器的发散<sup>[15]</sup>.

### 3.1 系统噪声估计方法

对于式 (1) 中未知的系统噪声, 用极大后验估值算法 Sage-Husa 估计器对  $\mathbf{q}_k$  和  $Q_k$  作估计:

$$\hat{\mathbf{q}}_k = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k [\hat{\mathbf{x}}_{j|k} - \Phi_{j-1} \hat{\mathbf{x}}_{j-1|k}] \quad (25)$$

$$\hat{Q}_k = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k [\hat{\mathbf{x}}_{j|k} - \Phi_{j-1} \hat{\mathbf{x}}_{j-1|k} - \hat{\mathbf{q}}_k] \times [\hat{\mathbf{x}}_{j|k} - \Phi_{j-1} \hat{\mathbf{x}}_{j-1|k} - \hat{\mathbf{q}}_k]^T \quad (26)$$

对于式 (25) 和 (26), 以滤波估值  $\hat{\mathbf{x}}_{j|j}$  或者预报估值  $\hat{\mathbf{x}}_{j|j-1}$  近似代替计算复杂的平滑估值  $\hat{\mathbf{x}}_{j|k}$ , 便可以得到次优 Sage-Husa 估计器. 对于时变噪声, 应强调新近数据的作用, 对于陈旧数据的作用应该渐渐遗忘和消失. 因此, 不同于算术平均, 应对和式中的每项乘以不同的加权系数, 采用渐消记忆指数加权法实现<sup>[16]</sup>, 次优 Sage-Husa 估计器与卡尔曼滤波器结合, 可以得到改进的适用于带时变噪声特性的线性系统的自适应滤波器<sup>[4]</sup>, 并可以与扩展卡尔曼滤波结合推广到非线性系统<sup>[9-10]</sup>. 于是  $\mathbf{q}_k$  和  $Q_k$  可由时变噪声估计器递推获得:

$$\hat{\mathbf{q}}_k = (1 - d_{k-1}) \hat{\mathbf{q}}_{k-1} + d_{k-1} [\hat{\mathbf{x}}_{k|k} - \Phi_k \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}] \quad (27)$$

$$\hat{Q}_k = (1 - d_{k-1}) \hat{Q}_{k-1} + d_{k-1} \left[ K_k \mathbf{v}_k \mathbf{v}_k^T K_k^T + P_{k|k} - \Phi_k P_{k-1|k-1} \Phi_k^T \right] \quad (28)$$

其中,  $d_{k-1} = (1 - b)/(1 - b^k)$ ,  $j = 0, 1, \dots, k - 1$ ,  $b$  成为遗忘因子, 通常  $b$  的范围为  $0.95 < b < 0.99$ . 采用遗忘因子

$b$  可以限制滤波器的记忆长度,  $b$  越大就越加重重新近量测数据对当前实时估计的作用, 噪声统计变化较快时,  $b$  应取值偏大; 当估计参数变化较慢时,  $b$  应取值偏小.

本文将次优 Sage-Husa 估计器引入到 UKF 算法中来实时估计和修正系统噪声的统计特性, 从而降低模型误差, 抑制滤波发散, 提高滤波精度. 递推式 (27) 和式 (28) 中的估计均值、估计方差和滤波增益都可以通过 UKF 滤波算法求得.

### 3.2 滤波发散的抑制

次优 Sage 滤波器常常会出现发散, 本文提出一种基于协方差匹配判据的方法对滤波发散趋势进行判断, 由

$$\tilde{\mathbf{y}}_k^T \tilde{\mathbf{y}}_k \leq S \operatorname{tr}[E(\tilde{\mathbf{y}}_k \tilde{\mathbf{y}}_k^T)] \quad (29)$$

式中,  $S$  为一事先设定的可调系数 ( $S \geq 1$ ),  $\tilde{\mathbf{y}}_k$  为残差序列, 即  $\tilde{\mathbf{y}}_k = \mathbf{y}_k - h(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1})$ . 若该式不成立, 修正  $P_{k|k-1}$ , 使其成为

$$P_{k|k-1} = \lambda_k \sum_{i=0}^{2n} W_i^c [\chi_{i,k|k-1} - \bar{\mathbf{x}}_{k|k-1}] \times [\chi_{i,k|k-1} - \bar{\mathbf{x}}_{k|k-1}]^T + Q_{k-1} \quad (30)$$

当满足收敛条件时, 就采用前面所述 Sage-Husa 算法; 而当滤波发散时, 就采用衰减因子计算公式, 得到一自适应加权系数  $\lambda_k$ , 然后用它去对  $P_{k|k-1}$  进行修正, 从而加大当前观测量的作用, 抑制滤波发散<sup>[15, 17]</sup>, 其中,  $\lambda_k$  由下式确定.

$$\lambda_k = \begin{cases} \lambda_0, & \lambda_0 \geq 1 \\ 1, & \lambda_0 < 1 \end{cases} \quad (31)$$

$$\lambda_0 = \frac{\operatorname{tr}(C_{0,k} - R)^T}{\operatorname{tr}\left(\sum_{i=0}^{2n} W_i^c [\gamma_{i,k|k-1} - \bar{\mathbf{y}}_{k|k-1}][\gamma_{i,k|k-1} - \bar{\mathbf{y}}_{k|k-1}]^T\right)} \quad (32)$$

$$C_{0,k} = \begin{cases} \tilde{\mathbf{y}}_k \tilde{\mathbf{y}}_k^T, & k = 1 \\ \frac{\rho C_{0,k} + \tilde{\mathbf{y}}_k \tilde{\mathbf{y}}_k^T}{1 + \rho}, & k > 1 \end{cases} \quad (33)$$

其中,  $0 < \rho \leq 1$  为衰减系数, 能进一步提高滤波器的快速跟踪能力, 通常取值在 0.95 左右, 其值越大, 则  $k$  时刻以前的信息所占的比例就越小, 就越突出当前残差向量的影响. 该方法有很强的关于突变状态的跟踪能力, 并且在滤波达到稳态时, 仍保持对于缓变以及突变状态的跟踪能力.

### 3.3 自适应 UKF 算法实现

针对式 (1) 和 (2) 描述的目标跟踪问题, 自适应 UKF 算法可以实现未知系统噪声统计特性的递推估计和非线性系统的 UKF 滤波, 具体步骤如下:

1) 状态初始条件为

$$\hat{\mathbf{x}}_0 = E(\mathbf{x}_0) \quad (34)$$

$$P_0 = E((\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0)(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0)^T) \quad (35)$$

$$\hat{\mathbf{q}}_0 = \mathbf{q}_0, \hat{Q}_0 = Q_0 \quad (36)$$

2) 预测更新

对于给定的  $\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}$  和  $P_{k-1|k-1}$ , 根据式 (14)~(19) 用 UT 法求状态预测  $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$  和  $\tilde{\mathbf{y}}_{k|k-1}$ .

预测协方差为

$$P_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c [\chi_{i,k|k-1} - \bar{\mathbf{x}}_{k|k-1}] \times [\chi_{i,k|k-1} - \bar{\mathbf{x}}_{k|k-1}]^T + \hat{Q}_{k-1} \quad (37)$$

3) 发散判断

由式  $\tilde{\mathbf{y}}_k^T \tilde{\mathbf{y}}_k \leq S \operatorname{tr}[E(\tilde{\mathbf{y}}_k \tilde{\mathbf{y}}_k^T)]$ , 判断是否发散, 如发散按照式 (30)~(33) 修正  $P_{k|k-1}$ , 不分散则进入下一步.

4) 量测更新

根据式 (20)~(22), 求得量测方差  $P_{yy}$ ,  $P_{xy}$  和滤波增益  $K_k$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + K_k(\mathbf{y}_k - \bar{\mathbf{y}}_{k|k-1}) \quad (38)$$

$$P_{k|k} = P_{k|k-1} - K_k P_{yy} K_k^T \quad (39)$$

5) 递推估计系统噪声统计特性

$$\hat{\mathbf{q}}_k = (1 - d_{k-1})\hat{\mathbf{q}}_{k-1} + d_{k-1}[\hat{\mathbf{x}}_{k|k} - \Phi_k \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}] \quad (40)$$

$$\hat{Q}_k = (1 - d_{k-1})\hat{Q}_{k-1} + d_{k-1}[K_k \mathbf{v}_k \mathbf{v}_k^T K_k^T + P_{k|k} - \Phi_k P_{k-1|k-1} \Phi_k^T] \quad (41)$$

## 4 仿真实验

### 4.1 仿真场景

为了验证本文自适应 UKF 算法的滤波效果, 在系统噪声统计特性未知的情况下, 分别采用标准的 UKF 算法和自适应 UKF 算法进行仿真. 二维情况下, 设雷达观测站位于坐标原点, 目标在平面内飞行, 做近似匀速直线运动, 系统噪声未知, 目标的非线性系统方程描述如下:

$$\mathbf{x}_k = F_k \mathbf{x}_{k-1} + G \mathbf{v}_k \quad (42)$$

$$\mathbf{z}_k = \begin{bmatrix} r_k \\ \theta_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (\mathbf{x}_k^2 + \mathbf{y}_k^2)^{\frac{1}{2}} \\ \tan^{-1}(\mathbf{y}_k / \mathbf{x}_k) \end{bmatrix} + \mathbf{w}_k \quad (43)$$

在直角坐标系下, 取目标的运动参数 (位置、速度) 作为系统的状态变量, 用向量  $\mathbf{x} = [x \quad \dot{x} \quad y \quad \dot{y}]$  描述状态向量, 其中,  $x$  和  $y$  是目标在  $X$  轴和  $Y$  轴方向的位置分量,  $\dot{x}$  和  $\dot{y}$  是目标在  $X$  轴和  $Y$  轴方向的速度分量, 目标的初始值为

$$\mathbf{x}_0 = [200 \quad 120 \quad 2000 \quad 1]^T$$

$\mathbf{z}_k$  是量测向量, 其分量  $r_k$  和  $\theta_k$  分别为斜距和方位角. 系统噪声和量测噪声均为独立的零均值高斯白噪声. 系统噪声的统计特性未知, 实际系统噪声将按如下规律变化:

仿真场景 1:  $Q_k = \operatorname{diag}\{0.5^2, 0.5^2\}$

仿真场景 2:

$$Q_k = \begin{cases} \operatorname{diag}\{0.2^2, 0.2^2\}, & 0 \leq k \leq 40 \\ \operatorname{diag}\{0.4^2, 0.4^2\}, & 40 < k \leq 70 \\ \operatorname{diag}\{0.8^2, 0.8^2\}, & 70 < k \leq 100 \end{cases}$$

场景 1 为定常噪声, 场景 2 为时变噪声. 量测噪声方差为:  $R = \operatorname{diag}\{30^2, 0.01^2\}$ . 仿真时间为 100s, 采样周期  $T$  为 1s.

4.2 仿真结果

对自适应 UKF 算法和先验过程噪声  $Q = \text{diag}\{0.1^2, 0.1^2\}$  的标准 UKF 算法分别作 100 次蒙特卡罗仿真, 参数遗忘因子  $b = 0.97$ . 仿真实验的均方根误差 (Root mean square error, RMSE) 定义为

$$E = \left( \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left\| \hat{\mathbf{x}}_k^i - \mathbf{x}_k^i \right\|_2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (44)$$

其中,  $N$  为蒙特卡洛仿真次数.

在一次独立实验中, 目标的真实运动轨迹如图 1 所示. 图 2 ~ 5 分别为未知定常噪声和未知时变噪声情况下两种滤波算法的均方根误差曲线的比较. 表 1 和表 2 是两种场景下两种滤波算法均方根误差的均值和方差统计数据.

表 1 场景 1 算法性能比较  
Table 1 Performance comparison of algorithms for Scenario 1

算法	位置均值 (m)	速度均值 (m/s)	位置方差 (m)	速度方差 (m/s)
UKF	63.0483	6.3140	33.1538	2.9674
AUKF	16.7844	2.8968	10.2625	0.5809

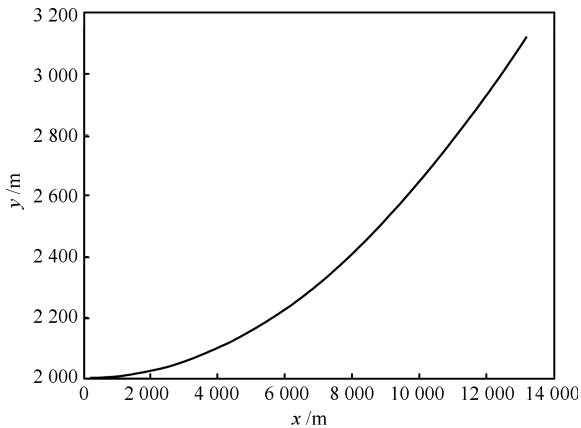


图 1 目标的真实轨迹  
Fig. 1 Real target trajectory

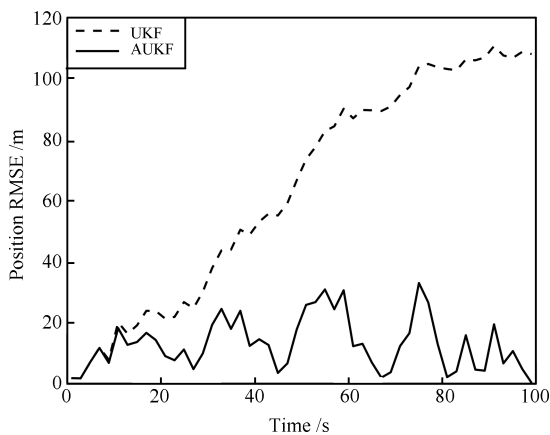


图 2 场景 1 位置均方根误差  
Fig. 2 Position RMSE for Scenario 1

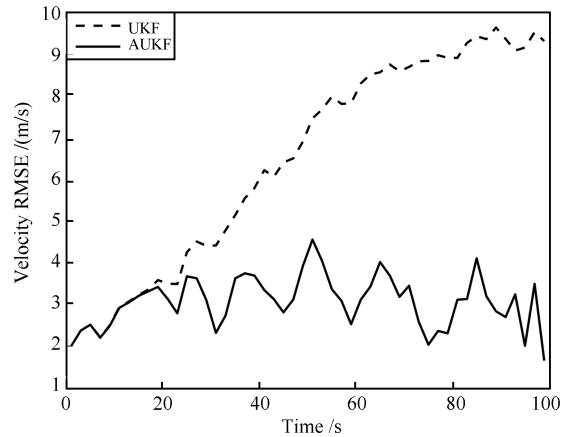


图 3 场景 1 速度均方根误差  
Fig. 3 Velocity RMSE for Scenario 1

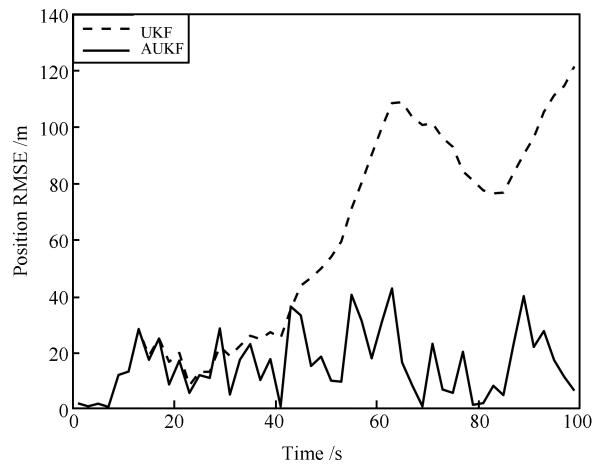


图 4 场景 2 位置均方根误差  
Fig. 4 Position RMSE for Scenario 2

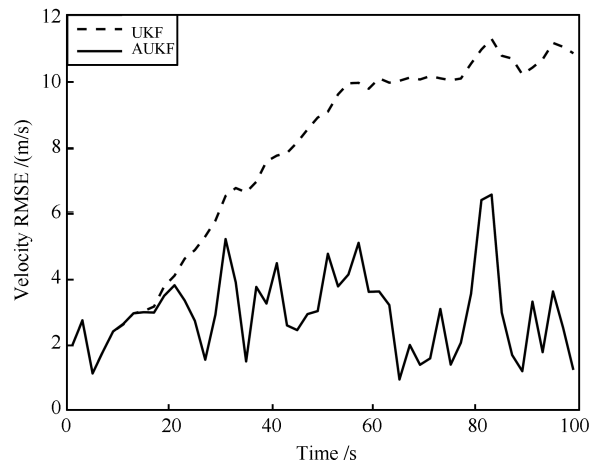


图 5 场景 2 速度均方根误差  
Fig. 5 Velocity RMSE for Scenario 2

由仿真结果图 2 ~ 5 可以看出, 未知系统噪声对滤波性能影响很大, UKF 算法的状态估计明显偏离真实状态, 位置和速度的均方根误差很大. 由于标准 UKF 在滤波过程中, 其系统噪声的统计特性是根据不准确的先验信息而定的, 也不

会随着滤波误差的大小自动修正, 因此, 会导致滤波效果变差.

表 2 场景 2 算法性能比较  
Table 2 Performance comparison of algorithms for Scenario 2

算法	位置均值 (m)	速度均值 (m/s)	位置方差 (m)	速度方差 (m/s)
UKF	64.7514	7.2906	37.2840	3.1153
AUKF	18.7836	2.6794	12.9878	0.8531

本文提出的 AUKF 算法采用 Sage-Husa 估计器对滤波过程中的系统噪声统计特性进行实时估计, 根据量测信息对滤波发散趋势进行判断, 并引入衰减因子抑制发散, 既保证噪声方差阵的半正定和正定性, 又同时对预测方差阵进行监控, 可以有效地解决由于系统噪声的统计特性不能精确已知而引起的滤波不稳定性问题, 并大大提高了收敛速度和估计精度. 由图 2 ~ 5 可知, 在未知定常噪声和未知时变噪声情况下, 本文算法均能取得良好的滤波效果, 位置和速度的均方根误差明显小于标准 UKF 算法. 当然, 在未知定常过程噪声下, 未知噪声统计特性的估计更简单, 滤波更稳定一些, 由表 1 和表 2 可以看到两种场景下进一步的算法性能比较结果. 仿真结果表明, AUKF 算法在滤波精度和稳定性方面明显优于标准 UKF 算法, 状态估计也更接近于真实状态.

## 5 结论

针对系统噪声未知情况下的非线性目标跟踪问题, 提出了一种新的基于信息调整系统噪声方差方法的自适应 UKF 算法, 在滤波过程中由 Sage-Husa 估计器估计和修正系统噪声, 并采取措施对可能出现的发散现象进行抑制, 提高了非线性滤波器的实时跟踪能力和滤波过程的数值稳定性. 本文所提出的自适应 UKF 算法滤波效果要明显优于标准 UKF 算法, 表现出更高的精度和更强的抗噪声性能.

## References

- 1 Bar-Shalom Y, Rong L X, Kirubarajan T. *Estimation with Application to Tracking and Navigation: Theory Algorithms and Software*. New York: Wiley, 2001. 69–83
- 2 Sorenson H W. *Kalman Filtering: Theory and Application*. New York: IEEE, 1985
- 3 Daum F. Nonlinear filters: beyond the Kalman filter. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, 2005, **20**(8): 57–69
- 4 Athans M, Wisher R P, Bertolini A. Suboptimal state estimation for continuous-time nonlinear systems from discrete noise measurements. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1968, **13**(5): 504–514
- 5 Julier S J, Uhlmann J K, Durrant-Whyte H F. A new method for nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimators. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2000, **45**(3): 477–482
- 6 Julier S J, Uhlmann J K. Unscented filtering and nonlinear estimation. *Proceedings of the IEEE*, 2004, **92**(3): 401–422
- 7 Saulson B G, Chang K C. Nonlinear estimation comparison for ballistic missile tracking. *Optical Engineering*, 2004, **43**(6): 1424–1438
- 8 Xiong K, Chan C, Zhang H S. Detection of satellite attitude sensor faults using the UKF. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2007, **43**(2): 480–491

- 9 Sage A, Husa G W. Adaptive filtering with unknown prior statistics. In: *Proceedings of Joint Automatic Control Conference*. Boulder, USA: American Society of Mechanical Engineers, 1969. 760–769
- 10 Deng Zi-Li. *Self-tuning Filtering Theory with Applications: Modern Time Series Analysis Method*. Harbin: Press of Harbin Institute of Technology, 2003. 161–192 (邓自立. 自适应滤波理论及其应用: 现代时间序列分析方法. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2003. 161–192)
- 11 Julier S J. The scaled unscented transformation. In: *Proceeding of the American Control Conference*. Washington D. C., USA: IEEE, 2002. 4555–4559
- 12 Mehra R K. On the identification of variances and adaptive Kalman filtering. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1970, **15**(2): 175–184
- 13 Mohamed A H, Schwarz K P. Adaptive Kalman filtering for INS/GPS. *Journal of Geodesy*, 1999, **73**(4): 193–203
- 14 Mehra R K. Approaches to adaptive filtering. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1972, **17**(5): 693–698
- 15 Yang Y X, Gao W G. An optimal adaptive Kalman filter. *Journal of Geodesy*, 2006, **80**(4): 177–183
- 16 Myers K A, Tapley B D. Adaptive sequential estimation with unknown noise statistics. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1976, **21**(4): 520–523
- 17 Hide C, Moore T, Smith M. Adaptive Kalman filtering for low-cost INS/GPS. *Journal of Navigation*, 2003, **56**(1): 143–152

石勇 西安交通大学电子与信息工程学院自动化系博士研究生. 主要研究方向为信息融合与目标跟踪. 本文通信作者.

E-mail: wind-shi@163.com

(SHI Yong Ph. D. candidate in the Department of Automation, School of Electronics and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University. His research interest covers target tracking and information fusion. Corresponding author of this paper.)

韩崇昭 西安交通大学电子与信息工程学院自动化系教授. 主要研究方向为多源信息融合、随机控制与自适应控制、非线性频谱分析.

E-mail: czhan@mail.xjtu.edu.cn

(HAN Chong-Zhao Professor in the Department of Automation, School of Electronics and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University. His research interest covers multi-source information fusion, stochastic control and adaptive control, and nonlinear spectral analysis.)