

# 基于系统误差和状态联合估计的目标跟踪算法

胡玉梅 胡振涛 郑珊珊 李 贤 郭 振

(河南大学图像处理与模式识别研究所 开封 475004)

**摘 要** 针对线性系统中系统误差对状态估计精度造成的不利影响,在卡尔曼滤波算法框架下提出一种基于系统误差和状态联合估计的目标跟踪算法。在算法实现过程中,首先定量分析了系统误差对目标状态估计及其估计误差协方差矩阵的影响,进而结合状态扩维技术构建系统误差配准的实现过程,最终依据标准卡尔曼滤波迭代流程设计了算法实现步骤。仿真实验结果表明:在系统误差恒定和时变两种情况下,新算法在系统误差配准和状态估计上具有可行性和有效性。

**关键词** 状态估计,系统误差配准,目标跟踪,卡尔曼滤波

**中图分类号** TP391.4 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.11.063

## Novel Target Tracking Algorithm Based on Joint Estimation of System Error and State

HU Yu-mei HU Zhen-tao ZHENG Shan-shan LI Xian GUO Zhen

(Institute of Image Processing and Pattern Recognition, Henan University, Kaifeng 475004, China)

**Abstract** Aiming at adverse effects resulted from system error on state estimation precision in linear system, a novel target tracking algorithm based on joint estimation of system error and state was proposed in Kalman filter framework. Firstly, the influence of system error on target state estimation and state estimation error covariance matrix were analyzed quantitatively. Secondly, combined with the extension method of state dimensions, the registration process of system error was constructed. Finally, the realization steps of new algorithm were designed according to the iterative process of standard Kalman filter. Simulation results show the feasibility and effectiveness of new algorithm dealing with system error registration and state estimation when system error is constant or time-vary.

**Keywords** State estimation, System error registration, Target tracking, Kalman filter

## 1 引言

目标跟踪是现代军事和民用领域中的常见问题,其主要任务是通过量测传感器获取的观测信息以及系统状态演化的先验建模信息实现对当前时刻运动目标状态的预测与估计。在运动目标状态估计的实现方法上,卡尔曼滤波器(KF)因其满足最小方差线性无偏估计而得到广泛应用。根据 KF 实现原理可知,传感器量测信息的可靠性将直接影响被估计系统状态滤波精度。但考虑到传感器自身的器件老化、电路漂移和外界环境(光线、温度、湿度、电磁场等)的影响,量测信息中的误差问题是无法避免的。依据误差特性一般将其分为:随机误差和系统误差两类。随机误差对状态估计精度的影响一般可通过设计噪声方差自适应滤波器和剔除量测野值等方法进行消除;而系统误差是大小和符号(正值或负值)保持不变,当条件变化时,按一定规律变化的确定性误差,是无法直接通过滤波方法去除的<sup>[1]</sup>。此外,系统误差通常比随机误差大一个数量级以上,从而成为目标跟踪过程中误差的主要成份。因此,对传感器量测信息系统误差进行有效配准将有效提升

对被估计目标的跟踪精度。

针对如何处理系统误差对滤波估计精度的影响,国内外相关领域的学者开展了深入的研究并取得了阶段性的成果。何友等在组网雷达系统误差存在的情况下对目标航迹关联问题进行研究,在分析系统误差对目标航迹影响的基础上,采用傅里叶变换理论估计和补偿目标航迹数据的相对旋转量和平移量<sup>[2]</sup>。Okello 等采用最大似然估计(ML)方法对配准参数进行估计,但在求解似然函数取得最大值的过程中,需要所有时刻量测的概率密度函数<sup>[3]</sup>。Leung 等采用最小二乘方法(LS)对每个时刻获得的传感器量测进行处理,运算得到系统偏差估计<sup>[4]</sup>。然而,以上处理方式均采取量测信息批处理形式,导致计算量随着时间的延续而增加,从而造成估计实时性的降低。近年来,针对系统误差估计与配准问题,结合贝叶斯估计器和量测或状态扩维技术实现系统误差消除的方法逐渐受到人们的重视,由于贝叶斯估计器本身对量测信息实时处理的优点,使得目标状态估计能够在线处理,节省数据信息的存储空间。Li 等利用 LS 对量测信息进行融合,并将估计结果作为 KF 的量测值,以减小系统误差在标准 KF 实现中直

到稿日期:2014-11-04 返修日期:2015-03-20 本文受国家自然科学基金项目(61300214, U1204611, 61170243),河南省高校科技创新团队支持计划(13IRTSTHN021),中国博士后基金(2014M551999),河南省青年骨干教师资助计划(2010GGJS-041)资助。

胡玉梅(1990—),硕士生,主要研究方向为非线性滤波、智能优化;胡振涛(1979—),男,博士,副教授,主要研究方向为复杂系统建模与估计、多源信息融合、非线性滤波, E-mail: hzt@henu.edu.cn(通信作者);郑珊珊(1984—),女,硕士,讲师,主要研究方向为阵列信号处理、方位估计;李 贤(1989—),女,硕士,主要研究方向为非线性滤波、多源信息融合;郭 振(1989—),男,硕士,主要研究方向为阵列信号处理、方位估计。

接利用原始量测信息的不利影响<sup>[5]</sup>,但由于 LS 需多次量测才能得到量测估计的最优形式,传感器必须有足够高的采样频率才能与 KF 的滤波周期相匹配。在 KF 框架下, Li 等将 KF 和期望最大算法(EM)相结合,通过 EM 实现待配准参数估计,同时采用 KF 更新目标状态,取得较好的估计精度<sup>[6]</sup>。在扩维方式选择上,主要有两类方法,一类是量测扩维方法<sup>[7,8]</sup>。Acharya 等针对捷联式惯性导航系统中量测方位角的系统误差的不利影响,采用量测输出向量扩维的方法,来提高量测方位角的精度和收敛速度<sup>[8]</sup>。另一类是采用状态扩维方法对系统误差进行估计,并对量测一步预测进行修正,来获得较好的滤波效果,但此类系统误差配准方法未考虑到系统误差对状态估计误差协方差矩阵的影响,而且由于系统误差估计本身精度有一定范围,将系统误差估计代入滤波过程,容易造成二次误差。此外,受系统误差恒定或时变的条件限制,无法同时针对以上两种情况下的系统误差进行有效估计<sup>[9,10]</sup>。因此,有必要探索解决量测系统误差对状态估计精度影响的新思路。

基于以上分析,本文在标准 KF 框架下,结合系统建模先验信息,从状态估计及其误差协方差矩阵实现过程入手,推导并分析系统误差对于状态估计及误差协方差矩阵的影响,进而提出一种基于系统误差和状态联合估计的目标跟踪算法(KF-REG)。同时,考虑系统误差恒定和时变两种情况,利用 Monte Carlo 实验将其与传统状态扩维方法进行对比和分析,验证了算法的可行性和有效性。

## 2 问题描述

在一般意义下的线性系统目标运动模型中,考虑传感器量测蕴含系统误差的影响, $k$  时刻系统状态方程和量测方程可表示为

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{F}_{k|k-1} \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{\Gamma}_{k-1} \mathbf{w}_{k-1} \quad (1)$$

$$\mathbf{z}_k^* = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{e}_k + \mathbf{v}_k \quad (2)$$

$\mathbf{F}_{k|k-1}$  和  $\mathbf{\Gamma}_{k-1}$  分别表示状态转移阵和系统噪声驱动矩阵,  $\mathbf{H}_k$  和  $\mathbf{e}_k$  分别表示量测矩阵和量测信息中的系统误差。 $\mathbf{w}_{k-1}$  和  $\mathbf{v}_k$  分别表示系统噪声和量测噪声,且其统计特性满足:  $E[\mathbf{w}_k] = 0$ ,  $E[\mathbf{v}_k] = 0$ ,  $Cov[\mathbf{w}_k, \mathbf{w}_j^T] = \mathbf{Q}_k \delta_{kj}$ ,  $Cov[\mathbf{v}_k, \mathbf{v}_j^T] = \mathbf{R}_k \delta_{kj}$ ,  $\delta_{kj}$  表示狄拉克函数,且  $Cov[\mathbf{e}_k, \mathbf{v}_j^T] = 0$ ,  $Cov[\mathbf{e}_k, \mathbf{w}_j^T] = 0$ 。假设已知被估计对象在  $k-1$  时刻状态估计值  $\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}$  和其相应的估计误差协方差矩阵  $\mathbf{P}_{k-1|k-1}$ , 则  $k$  时刻的标准 KF 递推实现过程如下。

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \mathbf{F}_{k|k-1} \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} \quad (3)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{F}_{k|k-1} \mathbf{P}_{k-1|k-1} \mathbf{F}_{k|k-1}^T + \mathbf{\Gamma}_{k-1} \mathbf{Q}_{k-1} \mathbf{\Gamma}_{k-1}^T \quad (4)$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (5)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) \quad (6)$$

$$\mathbf{P}_{k|k} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k|k-1} \quad (7)$$

$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$  和  $\mathbf{P}_{k|k-1}$  分别表示  $k$  时刻状态一步预测和状态一步预测误差协方差矩阵,  $\mathbf{K}_k$  表示滤波增益矩阵,  $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$  和  $\mathbf{P}_{k|k}$  分别表示系统状态估计和状态估计误差协方差矩阵。由式(3)和式(4)知,  $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$  和  $\mathbf{P}_{k|k-1}$  与当前时刻是否蕴含系统误差无关,且标准 KF 满足无偏估计特性,即

$$E[\tilde{\mathbf{x}}_{k|k}] = E[\mathbf{x}_{k|k} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k}] = E[\tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k \tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k \mathbf{v}_k] = 0 \quad (8)$$

考虑  $k$  时刻量测数据中蕴含系统误差,定义量测新息

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{z}}_k^* &\triangleq \mathbf{z}_k^* - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}, \text{ 状态估计值则需进一步修正为 } \hat{\mathbf{x}}_{k|k}^* \\ \hat{\mathbf{x}}_{k|k}^* &= \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k \tilde{\mathbf{z}}_k^* \\ &= \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k^* - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) \\ &= \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k + \mathbf{e}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) \\ &= \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) + \mathbf{K}_k \mathbf{e}_k \end{aligned} \quad (9)$$

其中,  $\mathbf{z}_k^*$  表示蕴含系统误差的传感器量测值。结合式(6)和式(9)可直观地看出系统误差对目标状态估计的影响主要在于  $\mathbf{K}_k \mathbf{e}_k$  部分。定义目标运动的位置实际值与蕴含系统误差的估计值之差为  $\tilde{\mathbf{x}}_{k|k}$ , 则

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{x}}_{k|k} &\triangleq \mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k|k}^* \\ &= \mathbf{x}_k - (\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) + \mathbf{K}_k \mathbf{e}_k) \\ &= \tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k (\mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) - \mathbf{K}_k \mathbf{e}_k \\ &= \tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k \tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k \mathbf{v}_k - \mathbf{K}_k \mathbf{e}_k \end{aligned} \quad (10)$$

$$E[\tilde{\mathbf{x}}_{k|k}^*] = E[\tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k \tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k \mathbf{v}_k] = E[\tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k \tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k \mathbf{v}_k] - E[\mathbf{K}_k \mathbf{e}_k] \quad (11)$$

结合式(8)和式(11)可知, 当且仅当  $E[\mathbf{K}_k \mathbf{e}_k] = 0$  时, 系统状态估计才是无偏的。而在实际应用中,  $\mathbf{e}_k$  一般是未知量, 很难保证  $\mathbf{K}_k \mathbf{e}_k$  具有零均值特性。因此, KF 得到的状态估计不再满足无偏性。

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{k|k}^* &= E[\tilde{\mathbf{x}}_{k|k}^* \tilde{\mathbf{x}}_{k|k}^{*T}] \\ &= E[(\tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k \tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k \mathbf{v}_k - \mathbf{K}_k \mathbf{e}_k) (\tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k \tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k \mathbf{v}_k - \mathbf{K}_k \mathbf{e}_k)^T] \\ &= \mathbf{P}_{k|k-1} - \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T \mathbf{K}_k^T - E[\tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1} \mathbf{e}_k^T \mathbf{K}_k^T] - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \\ &\quad + \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T \mathbf{K}_k^T + E[\mathbf{K}_k \mathbf{H}_k \tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1} \mathbf{e}_k^T \mathbf{K}_k^T] + \mathbf{K}_k \mathbf{R}_k \\ &\quad \mathbf{K}_k^T + E[\mathbf{K}_k \mathbf{v}_k \mathbf{e}_k^T \mathbf{K}_k^T] - E[\mathbf{K}_k \mathbf{e}_k \tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1}^T] + E[\mathbf{K}_k \mathbf{e}_k \tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1}^T \mathbf{H}_k^T \mathbf{K}_k^T] \\ &\quad + E[\mathbf{K}_k \mathbf{e}_k \mathbf{v}_k^T \mathbf{K}_k^T] + E[\mathbf{K}_k \mathbf{e}_k \mathbf{e}_k^T \mathbf{K}_k^T] \end{aligned} \quad (12)$$

考虑系统误差  $\mathbf{e}_k$  与量测随机噪声  $\mathbf{v}_k$  不相关, 则

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{k|k}^* &= \mathbf{P}_{k|k-1} - \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T \mathbf{K}_k^T - E[\tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1} \mathbf{e}_k^T \mathbf{K}_k^T] - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \\ &\quad + \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T \mathbf{K}_k^T + E[\mathbf{K}_k \mathbf{H}_k \tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1} \mathbf{e}_k^T \mathbf{K}_k^T] + \\ &\quad \mathbf{K}_k \mathbf{R}_k \mathbf{K}_k^T - E[\mathbf{K}_k \mathbf{e}_k \tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1}^T] + E[\mathbf{K}_k \mathbf{e}_k \tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1}^T \mathbf{H}_k^T \mathbf{K}_k^T] + \\ &\quad E[\mathbf{K}_k \mathbf{e}_k \mathbf{e}_k^T \mathbf{K}_k^T] \end{aligned} \quad (13)$$

当前时刻实际值  $\mathbf{x}_k$  和状态一步预测值  $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$  均与  $k$  时刻的系统误差  $\mathbf{e}_k$  互不相关, 因此  $\tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \mathbf{x}_{k|k} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$  与  $\mathbf{e}_k$  也不相关, 且  $E[\tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1}] = 0$ , 故上式可简化为

$$\mathbf{P}_{k|k}^* = \mathbf{P}_{k|k-1} - \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T \mathbf{K}_k^T - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T \mathbf{K}_k^T + \mathbf{K}_k \mathbf{R}_k \mathbf{K}_k^T + E[\mathbf{K}_k \mathbf{e}_k \mathbf{e}_k^T \mathbf{K}_k^T] \quad (14)$$

由式(5)知  $\mathbf{K}_k$  与当前时刻系统误差无关, 将式(6)代入上式得

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{k|k}^* &= (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k|k-1} + E[\mathbf{K}_k \mathbf{e}_k \mathbf{e}_k^T \mathbf{K}_k^T] \\ &= (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k \mathbf{e}_k (\mathbf{K}_k \mathbf{e}_k)^T \end{aligned} \quad (15)$$

当系统误差存在时, 式(15)中  $\mathbf{K}_k \mathbf{e}_k (\mathbf{K}_k \mathbf{e}_k)^T$  恒大于 0, 从而直接导致估计误差协方差矩阵增大。在 KF 迭代过程中, 进而影响下一时刻状态一步预测协方差精度, 导致误差积累, 状态估计性能下降。

## 3 系统误差和状态联合估计算法

结合式(9)、式(11)和式(15)分析可知, 系统误差对滤波精度的影响可分为状态估计  $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$  有偏和估计误差协方差矩阵  $\mathbf{P}_{k|k}$  增大两个方面。根据式(3),  $k$  时刻目标状态估计的准确

与否将直接影响 $\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}$ 的优劣。蕴含系统误差的 $\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}$ 进一步通过量测矩阵 $\mathbf{H}_k$ 引起量测一步预测不合理偏差,从而量测新息的可信度下降,导致状态估计效果下降。另一方面,由于 $\mathbf{P}_{k|k}$ 是衡量 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ 优劣的标准, $\mathbf{P}_{k|k}$ 越大,状态估计 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ 精度越差,而依据式(15),系统误差 $\mathbf{e}_k$ 直接导致 $\mathbf{P}_{k|k}$ 增大。通过分析,配准滤波算法必须从以上两个方面入手,因此系统误差配准后的KF迭代实现过程如下:

1. 初始化:  $k=0, \mathbf{x}=\mathbf{x}_0, \mathbf{P}=\mathbf{P}_0$
2. 时间更新:
  - 1) 目标状态一步预测:
 
$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \mathbf{F}_{k|k-1} \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}$$
  - 2) 状态一步预测误差协方差矩阵:
 
$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{F}_{k|k-1} \mathbf{P}_{k-1|k-1} \mathbf{F}_{k|k-1}^T + \mathbf{\Gamma}_{k-1} \mathbf{Q}_{k-1} \mathbf{\Gamma}_{k-1}^T$$
3. 量测更新:
  - 1) 卡尔曼滤波增益:
 
$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T [\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k]^{-1}$$
  - 2) 蕴含系统误差的目标状态估计 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^*$ :
 
$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^* = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) + \mathbf{K}_k \mathbf{e}_k$$
  - 3) 目标状态估计配准:
 
$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k}^* - \mathbf{K}_k \mathbf{e}_k$$
  - 4) 蕴含误差的目标估计误差协方差矩阵
 
$$\mathbf{P}_{k|k}^* = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k \mathbf{e}_k (\mathbf{K}_k \mathbf{e}_k)^T$$
  - 5) 估计误差协方差配准:
 
$$\mathbf{P}_{k|k} = \mathbf{P}_{k|k}^* - \mathbf{K}_k \mathbf{e}_k (\mathbf{K}_k \mathbf{e}_k)^T$$
4. 重复步骤2和步骤3。
5. 当k满足预先设定采样步长时,算法结束。

#### 4 仿真实验与分析

为验证本文算法的可行性和有效性,根据系统误差恒定和时变两种情况,本文给出两个仿真算例。分别与未配准算法(KF)和传统系统误差配准方法(KF-AS)的结果进行比较和分析。

##### 算例1 系统误差恒定情况

仿真实验采用笛卡尔坐标系内二维匀速运动模型,式(1)中状态转移阵 $\mathbf{F}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{\Lambda} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{\Lambda} \end{bmatrix}$ ,其中, $\mathbf{\Lambda} = \begin{bmatrix} 1 & \tau \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ , $\tau$ 表示采样间隔, $\tau=2$ 。量测噪声方差矩阵 $\mathbf{R}_k = \text{diag}([30^2 \ 30^2])$ 。系统随机噪声方差矩阵 $\mathbf{Q}_k = \text{diag}([1 \ 1])$ 。为了实现对系统误差的估计和配准,考虑将状态向量 $\mathbf{x}_k$ 进行扩维处理,即 $\mathbf{x}_k = [\bar{x}_k \ \dot{x}_k \ \bar{y}_k \ \dot{y}_k \ e_{k,x} \ e_{k,y}]^T$ , $\dot{x}_k$ 和 $\dot{y}_k$ 分别表示目标在笛卡尔坐标系中水平分量和竖直分量的速度, $e_{k,x}$ 和 $e_{k,y}$ 分别表示水平方向和竖直方向的系统误差,初始时刻为 $\mathbf{x}_0 = [950 \ 15 \ 950 \ 15 \ 0 \ 0]^T$ 。相应地,式(1)和式(2)中的状态转移矩阵和噪声驱动矩阵在扩维后分别为 $\mathbf{F}_k^* = \text{diag}([\mathbf{F}_k \ \mathbf{F}_{2 \times 2}])$ , $\mathbf{\Gamma}_k^* = \text{diag}([\mathbf{\Gamma}_k \ \mathbf{0}_{2 \times 2}])$ 。系统误差恒定时, $e_{r,x}=180\text{m}$ , $e_{r,y}=160\text{m}$ 。为验证算法有效性和鲁棒性,仿真实验中采用蒙特卡洛仿真形式,仿真次数取100,并以均方根误差(RMSE)作为衡量算法优劣的性能指标。实验结果与分析如下。

图1分别给出KF-AS和KF-REG在水平分量和竖直分量的系统误差估计值,可以直观地看出KF-AS估计偏差较大,而KF-REG经过少数采样间隔后能有效地估计出各分量的系统误差。由图2分析可知KF-REG在系统误差恒定情

况下,配准精度具有优越性。需要说明的是,由于标准KF未考虑系统误差对目标跟踪精度的影响,因此图2中无法给出标准KF中系统误差估计的RMSE的均值信息。

KF-AS在量测更新阶段将系统误差的估计代入量测预测以修正量测新息,但是由于系统误差估计本身具有一定误差协方差,因此在量测更新过程中容易造成二次偏差,致使目标估计精度下降。另一方面,由于KF-AS未考虑系统误差对估计误差协方差的影响,在滤波迭代过程中,会造成蕴含系统误差的估计误差协方差的积累。而KF-REG通过理论推导出系差对状态估计和估计误差协方差影响的定量分析,并在每一时刻直接修正目标状态估计和估计误差协方差,从而使状态估计是真实目标状态的无偏估计量。通过图3可以看出KF-AS较标准KF更具有有效性,减小了由系统误差造成的偏差,但其获得的状态估计精度仍明显次于KF-REG。表1则给出了3种算法状态估计RMSE均值的定量分析,其结果进一步验证了KF-REG在消除系统误差对状态估计精度影响方面的可行性。

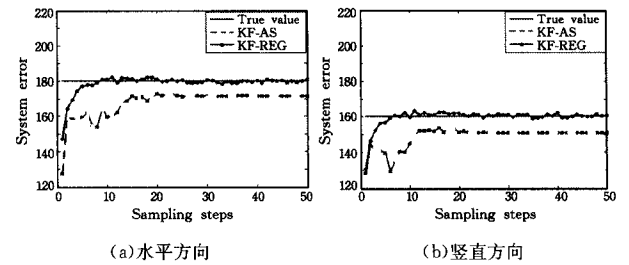


图1 系统误差估计

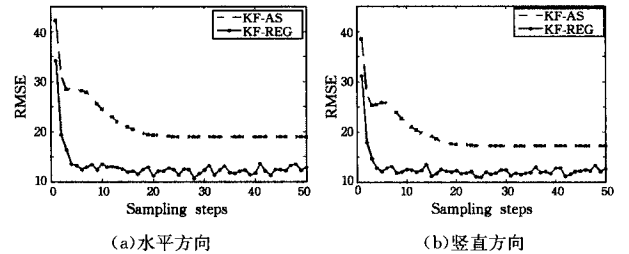


图2 系统误差估计的RMSE

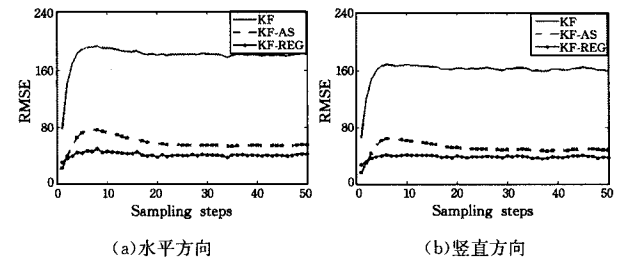


图3 系统误差恒定时状态估计的RMSE

表1 系统误差恒定时状态估计RMSE均值

算法	KF	KF-AS	KF-REG
水平方向(m)	182.513	57.632	41.420
竖直方向(m)	162.620	49.242	37.838

##### 算例2 系统误差时变情况

基于算例1系统误差恒定时的实验结果与分析,进一步采用三维匀速运动模型仿真验证系统误差变化的情况下KF-

REG的有效性,式(1)中的状态转移阵 $\mathbf{F}_{k|k-1} = \begin{bmatrix} \mathbf{\Lambda} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{\Lambda} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{\Lambda} \end{bmatrix}$ ,

系统随机噪声方差和量测噪声方差分别为  $Q_k = \text{diag}([1 \ 1 \ 1])$ ,  $R_k = \text{diag}([30^2 \ 30^2 \ 30^2])$ 。相应地,式(1)和式(2)中的  $F_k^* = \text{diag}([F_k \ I_{3 \times 3}])$ ,  $\Gamma_k^* = \text{diag}([\Gamma_k \ 0_{3 \times 3}])$ 。状态向量  $x_k$  扩维处理后  $\tilde{x}_k = [x_k \ \dot{x}_k \ y_k \ \dot{y}_k \ z_k \ \dot{z}_k \ e_{k,x} \ e_{k,y} \ e_{k,z}]^T$ , 初始时刻  $x_0 = [950 \ 15 \ 950 \ 15 \ 950 \ 15 \ 0 \ 0]^T$ 。假设系统误差分别为

$$e_{r,x} = \begin{cases} 170, & 0 < k \leq 100, 200 < k \leq 300 \\ 180, & 100 < k \leq 200, 300 < k \leq 400 \end{cases}$$

$$e_{r,y} = \begin{cases} 150, & 0 < k \leq 100, 200 < k \leq 300 \\ 160, & 100 < k \leq 200, 300 < k \leq 400 \end{cases}$$

$$e_{r,z} = \begin{cases} 130, & 0 < k \leq 100, 200 < k \leq 300 \\ 140, & 100 < k \leq 200, 300 < k \leq 400 \end{cases}$$

实验结果与分析如下所示。

KF-AS 将估计值代入整个 KF 过程中, 真实值随时间变化视为扰动而被滤除, 故系统误差估计依赖于所给定的初始真实值。KF-REG 中首先采用状态扩维方法估计出系统误差, 但其只在滤波实现最后阶段被考虑, 所以系统误差的变化未被视为扰动而滤除, 从而达到估计动态系统误差的目的。图 4 给出了系统误差变化时两种算法对系统误差的估计, 从图中可以看出 KF-AS 对系统误差的变化不敏感, 当系统误差增大时, 其估计值基本不变, 而 KF-REG 能随着系统误差的变化进行有效的估计。

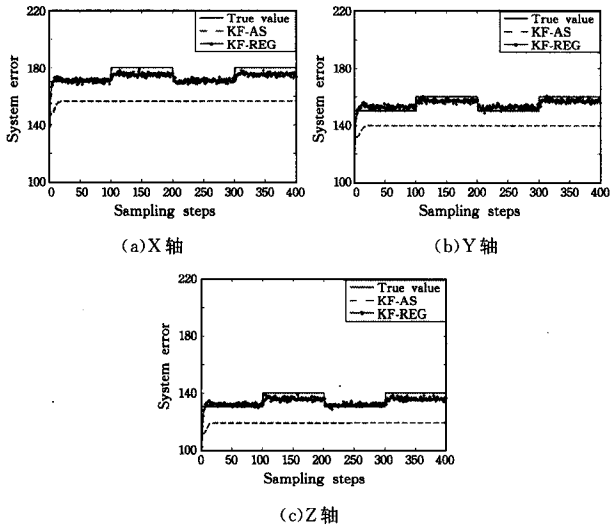


图 4 系统误差估计

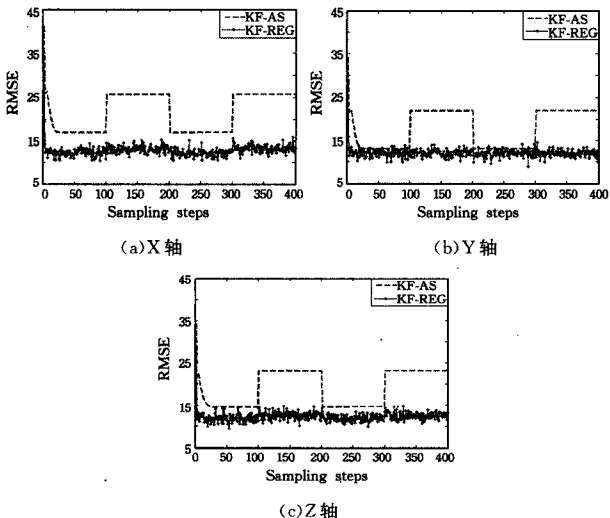


图 5 系统误差估计的 RMSE

图 5 以 RMSE 衡量估计的性能指标, 由于 KF-AS 未能有效估计出系统误差的变化, 根据定义可知 RMSE 将会有较大跳动, 并且从图中可以得到验证。与 KF-AS 相比, KF-REG 的 RMSE 值较小且基本趋于稳定。

由于对量测预测的修正作用, 与 KF 相比 KF-AS 在一定程度上减小了偏离量; 而 KF-REG 在状态估计过程中, 将根据公式推导出蕴含系统误差(引起偏离量)的量并直接去除, 从而实现使状态估计是真实轨迹的无偏估计量。结合图 6 给出的 3 种算法状态估计 RMSE 的对比和表 2 对 3 种算法状态估计 RMSE 均值的定量分析, 验证了在系统误差变化时 KF-REG 算法的有效性和优越性。

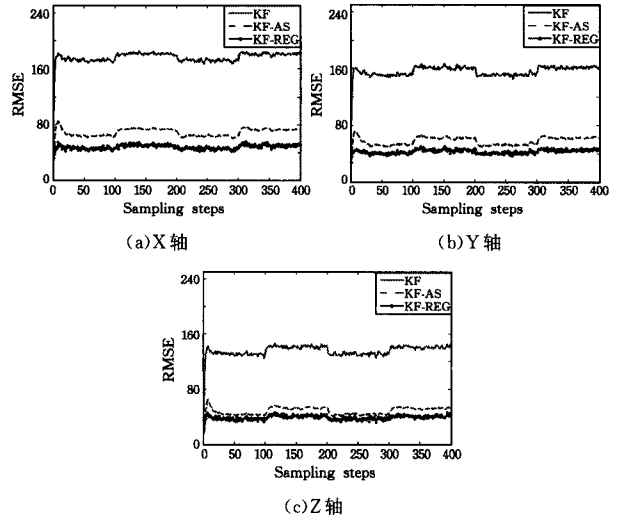


图 6 系统误差时变时状态估计的 RMSE

表 2 系统误差时变时状态估计的 RMSE 均值

算法	KF	KF-AS	KF-REG
X 轴(m)	176.085	68.673	48.305
Y 轴(m)	155.833	58.029	43.228
Z 轴(m)	136.007	48.028	38.667

**结束语** 在实际工程应用中, 由于目标跟踪系统中传感器的多样性, 量测环境的复杂性等因素, 传感器量测信息系统误差难以避免。若将蕴含系统误差的量测信息直接带入传统滤波算法, 容易导致状态估计效果下降, 无法满足目标跟踪精度的要求。本文从状态估计和估计协方差矩阵定义出发, 理论推导出系统误差引起的状态估计和估计误差协方差的量变。在此基础上, 根据推导结论配准状态估计和估计误差协方差, 缓解了采用传统状态扩维方法进行状态估计容易造成估计有偏和忽略对估计误差协方差矩阵的影响等问题。

## 参考文献

- [1] Zheng Z W, Zhu Y S. New least squares registration algorithm for data fusion[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2004, 40(4): 1410-1416
- [2] 何友, 宋强, 熊伟. 基于相位相关的航迹对准关联技术[J]. 电子学报, 2010, 12(38): 2719-2723  
He Y, Song Q, Xiong W. Track alignment correlation technique based on phase correlation[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 12(38): 2719-2723
- [3] Okello N N, Ristic B. Maximum likelihood registration for multiple dissimilar sensors[J]. IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems, 2003, 39(3): 1074-1083

(下转封三)

- 究[J]. 微计算机信息, 2010, 26 (16): 147-149
- Wang L L, Wang L, Gao X R, et al. The research of moving object detection algorithm in video images[J]. Control & Automation, 2010, 26(16): 147-149
- [2] 邬大鹏, 程卫平, 于盛林. 基于帧间差分和运动估计的 Camshift 目标跟踪算法[J]. 光电工程, 2010, 37(1): 55-60
- Wu D P, Cheng W P, Yu S L. Camshift object tracking algorithm based on inter-frame difference and motion estimation[J]. Optoelectronic engineering, 2010, 37(1): 55-60
- [3] Xu L, Jia J, Matsushita Y. Motion detail preserving optical flow estimation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(9): 1744-1757
- [4] 施家栋, 王建中, 王红茹. 基于光流的人体运动实时检测方法[J]. 北京理工大学学报(自然科学版), 2008, 28(9): 794-797
- Shi J D, Wang J Z, Wang H R. Real-time detection method of human motion based on optical flow[J]. Journal of Beijing Institute of Technology(Natural Science Edition), 2008, 28(9): 794-797
- [5] 逯新华, 史忠科. 基于动态模板匹配的空中运动目标检测与跟踪控制[J]. 电子测量与仪器, 2010, 24(10): 935-941
- Lu X H, Shi Z K. Method of detection and tracking control for air moving target based on dynamic template matching[J]. Electronic Measurement and Instrument, 2010, 24(10): 935-941
- [6] 王洪斌, 赵振涌, 顾彪, 等. 基于全局运动补偿的多运动目标检测方法研究[J]. 电子技术应用, 2011, 37(1): 110-113
- Wang H B, Zhao Z Y, Gu B, et al. Research on multi-moving object detection algorithm based on global motion compensation[J]. Application of Electronic Technique, 2011, 37(1): 110-113
- [7] Talukder A, Goldberg S, Matthies L, et al. Real-time detection of moving objects in a dynamic scene from moving robotic vehicles[C]//Proceedings of the 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. 2003: 1308-1313
- [8] Sawhney H S, Ayer S, Gorkani M. Model-based 2D&3D dominant motion estimation for mosaicing and video representation [C]//Proceedings of the Fifth IEEE International Conference on Computer Vision. 1995: 583-590
- [9] Araki S, Matsuoka T, Takemura H, et al. Real-time tracking of multiple moving objects in moving camera image sequences using robust statistics[C]//Proceedings of the Fourteenth IEEE International Conference on Pattern Recognition. 1998: 1433-1435
- [10] Jung B, Sukhatme G S. Detecting moving objects using a single camera on a mobile robot in an outdoor environment[C]// Proceedings of the International Conference on Intelligent Autonomous Systems. 2004: 980-987
- [11] Vassallo R F, Santos-Victor J, Schneebeli H J. A general approach for egomotion estimation with omnidirectional images[C]// Proceedings of the Third IEEE Workshop on Omnidirectional Vision. 2002: 97-103
- [12] Liu H, Pi W, Zha H. Motion detection for multiple moving targets by using an omnidirectional camera[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics, Intelligent Systems and Signal Processing. 2003: 422-426
- [13] Liu H, Dong N, Zha H. Omni-directional vision based human motion detection for autonomous mobile robots[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. 2005: 2236-2241
- [14] Tomasi C, Kanade T. Detection and tracking of point features [J]. Technical Report, 1991, 9(21): 9795-9802
- [15] Moravec H P. Towards automatic visual obstacle avoidance [C]// Proceedings of the International Conference on Artificial Intelligence. 1977: 584
- [16] Marr D, Hildreth E. Theory of edge detection[J]. Proceedings of the Royal Society of London (Series B: Biological Sciences), 1980, 207(1167): 187-217
- [17] Lucas B D, Kanade T. An iterative image registration technique with an application to stereo vision[C]//IJCAI. 1981: 674-679
- [18] 汤一平, 王庆, 陈敏智, 等. 立体全方位视觉传感器的设计[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(7): 1520-1527
- Tang Y P, Wang Q, Chen M Z, et al. Design of stereo omnidirectional vision sensor[J]. Chinese Journal of scientific instrument, 2010, 31(7): 1520-1527
- [19] Scaramuzza D, Martinelli A, Siegwart R. A toolbox for easily calibrating omnidirectional cameras[C]//2006 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. 2006: 5695-5701
- [20] Tang Y P, Wang Q, Zong M L, et al. Design of vertically aligned binocular omnistereo vision sensor[J]. Eurasip Journal on Image and Video Processing, 2010, 2010: 6
- [21] 汤一平, 姜荣剑, 林璐璐. 基于主动式全景视觉的机器人障碍[J]. 计算机科学, 2015, 42(3): 284-288
- Tang Y P, Jian R J, Lin L L. Obstacle Detection Method for Mobile Robot Using Active Omnidirectional Vision Sensor [J]. Computer Science, 2015, 42(3): 284-288

(上接第 313 页)

- [4] Leung H, Blanchette M. A least squares fusion of multiple radar data[C]//Proceeding of RADAR. Paris, France, 1994: 364-369
- [5] Li D, Zhang F. Real-time data compression bias estimation on netted radar[C]//IEEE Conference on Signal Processing. Beijing, China, 2010: 2152-2155
- [6] Li Z H, Chen S Y, Leung H. Joint data association, registration, and fusion using EM-KF[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2010, 46(2): 496-507
- [7] Jian L, Li X R. Nonlinear estimation by linear estimation with augmentation of uncorrelated conversion [C] // IEEE Conference on Information Fusion. Salamanca, Spain, 2014: 1-8
- [8] Acharya A, Sadhu S, Ghoshal T K. Improving self-alignment of strapdown INS using measurement augmentation [C] // IEEE Conference on Information Fusion. Washington, USA, 2009: 1783-1789
- [9] Deng F, Chen J, Chen C. Adaptive unscented Kalman filter for parameter and state estimation of nonlinear high-speed objects [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2013, 24 (4): 655-665
- [10] Xu D X, Wang L, Li G C, et al. Study of strong tracking augmented unscented Kalman filter in integrated navigation system [C]//IEEE Conference on Intelligent Control and Automation. Beijing, China, 2012: 5112-5115