

引用格式:李首庆.一种带机动检测的权值约束多新息修正算法[J].电光与控制,2017,24(10):32-39. LI S Q. A weight-based multi-innovation amendment algorithm with maneuvering detection[J]. Electronics Optics & Control, 2017, 24(10):32-39.

一种带机动检测的权值约束多新息修正算法

李首庆

(中国民用航空飞行学院,四川 广汉 618307)

摘要: 目标运动状态的突变会导致跟踪算法精度大幅降低。为了提高对目标机动阶段的跟踪性能,提出了一种带机动检测的权值约束多新息修正算法。首先,为了准确判断机动时机,提出了一种双误差椭圆的机动检测算法,通过设置双边门限,加强算法对机动的敏感度;然后,为了降低因延迟修正造成的机动误差,以预测量测与真实量测间的欧氏距离为基础,建立距离与权值间的映射关系,从而获得之前修正信息的权值以加大对之前隐含信息的利用率;最后,通过3种场景下的仿真分析说明所提算法的有效性,并经过与标准卡尔曼滤波及自适应渐消卡尔曼滤波的对比,证明所提算法在跟踪强机动目标及弱机动目标情况下均具有较高的费效比。

关键词: 目标跟踪; 卡尔曼滤波; 机动检测; 延迟修正; 误差椭圆; 多新息

中图分类号: V271.4 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2017.10.007

A Weight-Based Multi-innovation Amendment Algorithm with Maneuvering Detection

LI Shou-qing

(School of Civil Aviation Flight University of China, Guanghan 618307, China)

Abstract: The performance of tracking algorithm may be seriously degraded due to the sudden state change of target. To improve the performance for maneuvering target tracking, a weight-based multi-innovation amendment algorithm with maneuvering detection is put forward. Firstly, in order to judge the moment of maneuvering precisely, we proposed a maneuvering detection algorithm based on the double error ellipses, which can increase the sensitivity to maneuvering by setting bilateral threshold. Then to decrease the maneuvering deviation caused by delayed amendment, we built up a mapping relationship between the distance and the weight based on Euclidean distance between the predicted measurement and the actual measurement. From the mapping relationship, the weight of the pre-amendment information was obtained and the utilization ratio of implicit information was improved. Finally, the simulation results of three scenarios indicated that the proposed algorithm is effective. Compared with the standard Kalman filter and adaptive fading Kalman filter, the proposed method has a higher cost-benefit ratio for both highly and weakly maneuvering target tracking.

Key words: target tracking; Kalman filter; maneuvering detection; delayed amendment; error ellipse; multi-innovation

0 引言

对空目标跟踪问题的研究主要分为两个方面:一是针对目标运动模型的研究;二是针对跟踪算法的研

究^[1-2]。其中跟踪算法是建立在跟踪模型基础上设计的^[3]。若所建运动模型与目标实际运动模型不匹配,则会产生模型误差。为了解决单模型匹配度不高的问题,一些学者提出了多模型理论^[4]。在上述跟踪模型基础上,学者们对跟踪算法开展了一系列研究^[5-9],其中卡尔曼滤波(KF)是离散时间、状态空间为线性系统下的最优估计器,并且目前主流的滤波算法均是基于KF框架进行设计的。

良好的跟踪性能是在准确的跟踪模型与性能较优

收稿日期:2016-10-18

修回日期:2017-01-24

基金项目:中国民用航空飞行学院面上项目(J2016-68);中国民用航空局科研项目(MHRD20150228);国家自然科学基金民航联合研究项目(U1433126)

作者简介:李首庆(1986—),男,四川德阳人,学士,讲师,研究方向为电子设计、计算机仿真、导航。

的滤波算法相互配合下获得的,否则会因模型失配或算法鲁棒性不足导致滤波结果发散。在单模型系统下,模型误差是导致滤波发散的主要问题,解决此类问题主要有两种方法:一是通过重建目标模型获得更高的模型匹配度,如当前统计模型(Current Statistical Model,CSM)、Jerker 模型等;二是通过校准状态预测值或修正值以弥补由模型引起的误差,如自适应卡尔曼滤波^[10](Adaptive Kalman Filter,AKF)、渐消记忆滤波^[11](Fading Memory Kalman Filter,FMKF)、 H_∞ 滤波等。其中,渐消记忆滤波采用渐消因子来抑制滤波器的记忆长度,以便更有效地利用当前时刻的量测数据来对修正值进行调整,但机动误差削弱效果并不明显;在此基础上,文献[12]提出一种基于新息协方差法的自适应渐消滤波器(Adaptive Fading Kalman Filter,AFKF),其只对 $k+2$ 时刻的预测值根据修正后的 $k+1$ 时刻的估计值进行调整,这就导致其存在修正延后的问题。而且其中的预测协方差加权需额外计算协方差矩阵,降低了算法的时效性。为避开上述问题,文献[13]采用一种近似平滑方法利用后验状态值直接对预测值进行修正,从而减小估计状态的误差。但它属于一种离线的数据处理方法,并存在经验参数的设置问题,不利于战时环境的应用。以上方法是以渐消因子的形式加大对当前量测数据的利用率,但在机动阶段,之前时刻的量测数据同样能够反映目标的状态变化,维持当前时刻的修正量不变而引入之前时刻隐含的目标机动信息,同样可以起到修正状态预测值的作用,进而修正当前的状态,正如文献[14]中提出的多新息辨识理念,并在文中初步分析了多新息 KF 理论的可行性;文献[15]在此基础上,提出一种不带权值约束的多新息卡尔曼滤波器(Non-weight Multi-Innovation Kalman Filter,NWMIKF),但该算法将前 n 步修正信息完全加入到当前时刻的修正项中,忽略了 KF 算法中增益矩阵的修正作用,容易引起过度修正问题,使其无法获得理想的跟踪效果;之后,文献[16]同样在文献[14]的基础上,得出基于参数约束的多新息 KF 算法的误差是均方有界的这个理论,这为多新息方法应用于状态估计领域提供了一定的理论支撑。

基于多新息方法对先前时刻中隐含信息的高效利用,并针对文献[15]中存在的过度修正问题,本文提出一种带机动检测的权值约束多新息卡尔曼滤波算法,简称 MIKF 算法。该算法首先通过双误差椭圆机动检测方法判断目标是否发生机动,当判断发生机动后,计算有效量测与预测量测间的欧氏距离,并以此建立距离函数与权值函数间的映射关系,进而获得之前时刻修正信息的权重,以便合理利用过往数据。最后

通过 3 种运动场景的仿真说明本文所提 MIKF 算法的有效性。

1 卡尔曼滤波

1.1 标准卡尔曼滤波

在标准 KF 框架下,系统的状态方程和量测方程均为线性,即

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

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{H}_k\mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (2)$$

式中: $\mathbf{x}_k \in \mathbf{R}^n$ 表示状态向量; $\mathbf{y}_k \in \mathbf{R}^m$ 表示量测向量; $\mathbf{w}_{k-1} \sim N(0, \mathbf{Q}_{k-1})$ 和 $\mathbf{v}_k \sim N(0, \mathbf{R}_k)$ 分别为服从高斯分布的过程噪声序列和量测噪声序列;矩阵 \mathbf{F}_{k-1} 是状态模型的转移矩阵; \mathbf{H}_k 是量测模型矩阵。假设先验分布也符合高斯分布,即 $\mathbf{x}_0 \sim N(\mathbf{x}_{0|0}, \mathbf{P}_0)$,则可将上述模型以概率形式表示为

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}) = N(\mathbf{x}_k; \mathbf{F}_{k-1}\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{Q}_{k-1}) \quad (3)$$

$$p(\mathbf{y}_k | \mathbf{x}_k) = N(\mathbf{y}_k; \mathbf{H}_k\mathbf{x}_k, \mathbf{R}_k) \quad (4)$$

式(1)、式(2)线性滤波模型的最优滤波方程可以通过下列近似方法获取,其结果都符合高斯分布,即

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{y}_{1:k-1}) = N(\mathbf{x}_k; \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}, \mathbf{P}_{k|k-1}) \quad (5)$$

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{y}_{1:k}) = N(\mathbf{x}_k; \hat{\mathbf{x}}_{k|k}, \mathbf{P}_{k|k}) \quad (6)$$

$$p(\mathbf{y}_k | \mathbf{y}_{1:k-1}) = N(\mathbf{y}_k; \mathbf{H}_k\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}, \mathbf{S}_{k|k-1}) \quad (7)$$

上述分布中的参数可以根据下面 KF 的时间更新和量测更新步骤计算。

时间更新步骤为

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \mathbf{F}_{k-1}\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} \quad (8)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{F}_{k-1}\mathbf{P}_{k-1|k-1}\mathbf{F}_{k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (9)$$

量测更新步骤为

$$\boldsymbol{\gamma}_k = \mathbf{y}_k - \mathbf{H}_k\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \quad (10)$$

$$\mathbf{S}_k = \mathbf{H}_k\mathbf{P}_{k|k-1}\mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k \quad (11)$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1}\mathbf{H}_k^T\mathbf{S}_k^{-1} \quad (12)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k\boldsymbol{\gamma}_k \quad (13)$$

$$\mathbf{P}_{k|k} = \mathbf{P}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k\mathbf{S}_k\mathbf{K}_k^T \quad (14)$$

上述递推过程可由图 1 表示。

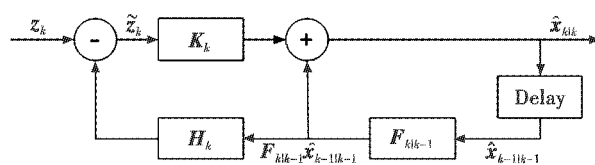


图 1 卡尔曼滤波器运行图

Fig. 1 Process of the Kalman filter operation

高精度的估计状态 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ 是建立在较为准确的运动模型上的,但当目标运动样式与所建立的模型不匹配时,误差就会急剧增加,甚至因噪声滤波发散而丢失目标。为了解决机动模型不匹配时误差过大的问题,学

者们不断尝试寻找新的算法。

1.2 渐消记忆卡尔曼滤波

相比于标准 KF 算法,改进的 FMKF 算法只是在计算先验估计误差协方差的时间更新方程中多了个渐消因子 λ_k ,该算法的作用是加大新数据的作用而减小老数据的影响,进而使当前时刻信息更有效地反映到状态更新方程中。算法将式(9)表示为如下形式,而后仍按照式(10)~式(14)的递推流程进行计算。

$$P_{k|k-1} = \lambda_k F_{k-1} P_{k-1|k-1} F_{k-1}^T + Q_{k-1} \quad (15)$$

式中, λ_k 为 k 时刻的渐消因子,且满足 $\lambda_k \geq 1$,具体求取方法可参考文献[11]。由于 $\lambda_k \geq 1$,先验估计误差协方差随渐消因子膨胀近 λ_k 倍,间接放大了增益矩阵 K_k ,进而加强了当前时刻量测数据在状态估计中的作用。但该方法作用有限的原因是:当系统达到稳态后,预测协方差 $P_{k|k-1}$ 趋于极小值,滤波增益 K_k 也趋于极小值。此时,若目标状态发生突变,新息增大,预测协方差 $P_{k|k-1}$ 和新息协方差 S_k 因自身都带有渐消因子的作用,在求取滤波器的增益 K_k 时将使得 λ_k 的放大作用并不明显,而使得增益矩阵 K_k 无法随新息同步改变,此时的状态预测值 $\hat{x}_{k|k-1}$ 又与实际的目标状态 x_k 相差较大,则最终将导致修正作用较低而引起较大的机动误差。

为了增强对机动目标的跟踪能力,需利用更多的先验信息弥补机动时刻修正不足的问题,为此引入多新息修正思想以降低机动误差。

2 权值约束的多新息修正算法

2.1 不带权值约束的多新息修正算法

新息是递推算法中极为重要的信息量,它是用来描述输出预报误差的,如式(10)中的 γ_k 。在滤波算法中,为了充分利用之前的部分信息,采用多新息递推算法在单新息的基础上对预测值加以修正,是较为合理的有效方法^[14]。

在标准的 KF 算法中只有一个新息向量 γ_k ,这虽然对计算量与内存有利,但会遗失隐含在过去数据中的有用信息。文献[15]提出一种无权值约束的多新息 KF 方法,它将新息向量 $\gamma_k \in \mathbf{R}^m$ 推广为新息矩阵 $\mathbf{Y}_k^p = [\gamma_k, \gamma_{k-1}, \dots, \gamma_{k-p+1}] \in \mathbf{R}^{m \times p}$,其中, $p \geq 1$ 为新息长度。当获得 k 时刻的增益矩阵 K_k 后,为使矩阵相乘维数兼容,利用其他时刻的增益矩阵 $K_{k-1}, \dots, K_{k-p+1}$ 获得超增益矩阵 $\Xi_k^p = [K_k, K_{k-1}, \dots, K_{k-p+1}] \in \mathbf{R}^{n \times (p \times m)}$,最终状态更新方程由式(13)变为

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + \Xi_k^p \mathbf{Y}_k^p = \hat{x}_{k|k-1} + \sum_{i=1}^p \Xi_k^i \mathbf{Y}_k^i \quad (16)$$

由式(16)可知,在多新息滤波算法中, k 时刻的状

态估计 $\hat{x}_{k|k}$ 是用超增益矩阵 Ξ_k^p 与新息向量 \mathbf{Y}_k^p 的乘积对 $k-1$ 时刻状态估计 $\hat{x}_{k|k-1}$ 进行修正的。

但之前的误差信息会通过协方差矩阵传递至当前时刻的状态更新方程,不加选择地完全重复利用之前时刻的修正信息将与卡尔曼滤波的迭代作用相违背。为此,下文提出一种带机动检测的权值约束多新息滤波算法,旨在对目标机动阶段下不同时刻的修正信息予以更加充分的利用,从而降低机动阶段的误差。

2.2 带机动检测的权值约束多新息修正算法

为了合理利用之前各时刻的修正信息,设当前时刻的修正信息权值为 w_k ,且 $w_k = 1$,则当新息长度为 p 时,权值向量可表示为 $\mathbf{w}_k^p = [w_k, w_{k-1}, \dots, w_{k-p+1}]$,最终的状态更新公式由式(13)可转变为

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k \gamma_k + \mathbf{w}_{k-1}^p \Xi_{k-1}^p \mathbf{Y}_{k-1}^p \cap \text{ManFlag} \quad (17)$$

式中, ManFlag 为机动检测标志。 $\text{ManFlag} = 1$ 表示机动检测算法判定为目标发生机动; $\text{ManFlag} = 0$ 表示检测算法判定为非机动。由式(17)可知,算法只在判定目标发生机动时才会选择使用带权值约束的多新息滤波算法更新状态,这是因为只有在状态发生突变时,增益矩阵无法与新息同步增加,导致误差增大。所以,为了弥补增益延迟修正的问题,可对之前修正信息加以一定利用以弥补状态预测值的误差过大或修正量不足的问题。

一般来说,在配以合适权重的条件下,新息长度越长,算法单次运算利用的信息越多,收敛效果越好。但超增益矩阵也会随之增大,若新息矩阵及超增益矩阵维数较大,会使得计算负担更大,并且求每一时刻修正信息对应的权值向量仍需要较为高效的计算方法,若选择不好,会导致算法在计算精度及实效性方面达不到系统要求。为了使改进方法能够获得较高的费效比,信息长度的选取以及权系数的求取方法是多新息滤波方法面临的两个重要问题。

2.2.1 双误差椭圆机动检测算法

为了合理利用之前时刻的修正信息,算法首先针对二维空间目标采用双椭圆方法判断是否发生机动,该检测方法如图 2 所示。

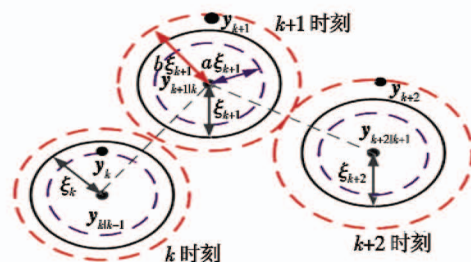


图 2 双误差椭圆机动检测方法

Fig.2 Double error ellipses method for maneuvering detection

图 2 中,实线表示所定误差椭圆,虚线表示需用多

新息进行修正时量测位置的变化范围。其中：紫色表示机动阶段量测位置最小变化范围；红色表示机动阶段量测位置最大变化范围。设： ξ_k 为 k 时刻跟踪门的最优跟踪门限，并可根据椭圆跟踪门规则加以确定，以使得位于跟踪门内的正确回波最大可能来自被跟踪的目标，而不是多余的回波； d_k^2 为残差向量范数，其表达式分别为

$$d_k^2 = (\boldsymbol{\gamma}_k)^T \mathbf{S}_k^{-1} \boldsymbol{\gamma}_k \quad (18)$$

$$\xi_k = 2 \ln \frac{P_D}{(1 - P_D) \beta (2\pi)^M \sqrt{|\mathbf{S}_k|}} \quad (19)$$

式中： P_D 为检测概率； β 为新量测密度（有效量测和误差过大量测）； M 为观测维数； $|\mathbf{S}_k|$ 为 k 时刻残差协方差矩阵的行列式。

若所收回波 \mathbf{y}_k 满足

$$a \xi_k \leq d_k^2 \leq b \xi_k \quad a \leq 1 \cap b \geq 1 \quad (20)$$

则表明该时刻量测与上一时刻相比变化较大，即很可能因目标发生机动，致使量测值变化异常，此时 $ManFlag = 1$ 。若式(20)不成立，则可分为如下两种情况：1) $d_k^2 < a \xi_k$ ，代表量测仍在误差椭圆较为靠近预测值位置，即目标基本上仍处于上一时刻机动样式运动，此时 $ManFlag = 0$ ；2) $d_k^2 > b \xi_k$ ，代表量测位置已远超误差椭圆所设范围，即与状态预测位置相距过远。此时将量测值设为野值，并令 $ManFlag = Nan$ ，下一时刻目标状态由外推法获得。

当机动标志 $ManFlag = 1$ 时，通过计算有效量测与预测量测间的欧氏距离，进而建立其与权值信息间的映射关系。

2.2.2 基于距离函数的权值求解算法

为了求之前时刻修正信息的权系数 w_{k-1} ，现将式(17)在 $ManFlag = 1$ 条件下转化成一步更新表达式，其形式为

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) (\mathbf{F}_{k-1} \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}) + \mathbf{K}_k \mathbf{y}_k + \sum_{i=2}^p w_{k+1-i} \mathbf{K}_{k+1-i} (\mathbf{y}_{k+1-i} - \mathbf{F}_{k+1-i} \hat{\mathbf{x}}_{k+1-i|k+1-i}) \quad (21)$$

从式(21)可看出， p 越大则需保存的增益矩阵及新息向量越多，矩阵间的运算越复杂，这会使算法在占用较大内存空间的同时制约系统数据处理的时效性。为此，本文暂考虑仅利用前一时刻的修正量，即实现两步新息更新系统状态，则式(21)化简为

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) (\mathbf{F}_{k-1} \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}) + \mathbf{K}_k \mathbf{y}_k + w_{k-1} \mathbf{K}_{k-1} \boldsymbol{\gamma}_{k-1} \quad (22)$$

对于权系数的求取，可利用目标状态突变的幅度加以粗略确定。若 $k-1$ 及 k 时刻均满足式(20)，则表明目标极有可能在 $k-1$ 时刻开始机动； $\mathbf{y}_{k|k-1}$ 与 \mathbf{y}_k 的欧氏距离越大，表明机动幅度越大，则需利用 $k-1$ 时刻的修正信息以降低滤波误差。为此，基于两步量测

预测值与有效量测的欧氏距离设计前一时刻的权系数是合理的，其中，距离与权值之间的映射关系为

$$w_{k-1} = \begin{cases} \frac{R_k}{R_k + R_{k-1}} & R_k \geq R_{k-1} \\ \frac{R_k}{(R_k + R_{k-1})^2} & R_k < R_{k-1} \end{cases} \quad (23)$$

式中， R_k 表示 k 时刻量测预测值与有效值之间的欧氏距离。

从式(23)中可看出，多新息权值的求取分两种情况：1) $R_k \geq R_{k-1}$ ，此种情况与目标初始机动阶段相符；2) $R_k < R_{k-1}$ ，此种情况与从机动状态恢复非机动状态相符。以上两类均会导致目标状态的突变，但前者发生时滤波增益矩阵处于稳态阶段而无法随新息快速变化，从而造成修正延迟，导致瞬时误差较大，故此种情况下需用较大的修正量加以弥补。而发生后者情况时，滤波增益矩阵处于非稳态阶段，算法可迅速调整增益矩阵以适应新息的变化，但因同属于状态突变情况，变化的运动模型会引入模型误差，故仍需提高对上一时刻新息的利用率，但误差小于情况1)。为了区分以上两种情况，本文通过不同幂次距离函数的方式，表现对前一步修正信息不同利用率。

图3以 $k+1$ 到 $k+2$ 时刻为例，描述了带有机动检测的权值约束 MIKF 算法完整流程图。

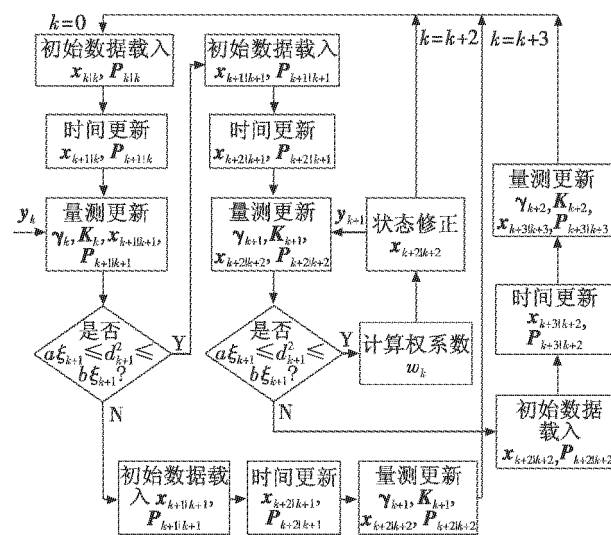


图3 带有机动检测的权值约束 MIKF 算法流程图

Fig. 3 Flow chart of the weight-based MIKF algorithm with maneuvering detection

3 仿真及性能分析

为了检验改进算法在跟踪精度以及实时性方面的性能，构建了3种不同的仿真环境，并分别将改进方法 MIKF (Multi-Innovation Kalman Filter) 与标准 KF 方法、AFKF 方法进行对比，根据仿真效果说明所提算法的

有效性。

其参数设置如下:设采样周期 $T=1\text{ s}$, 仿真时长为 100 s , 量测噪声服从均值为 0 、标准偏差为 10 m 的高斯分布, 状态噪声服从均值为 0 、标准偏差为 1 m 的高斯分布, 检测概率 P_d 为 0.9 , 新量测密度 β 为 $0.02\text{ 个}/\text{m}^2$, 双椭圆误差门限幅值分别为 $a=0.95, b=1.7$, Monte Carlo 仿真次数为 1000 次。目标从靠近传感器一侧开始运动, 本文采用 RMSE 指标作为跟踪精度评价标准, 并将在相同运行及仿真环境下算法的单次耗时作为时效性的评价标准。

目标状态向量为 $X=[x, \dot{x}, \ddot{x}, y, \dot{y}, \ddot{y}]^T$, 其变量分别表示 x 和 y 方向上的位置、速度及加速度, Q 为状态噪声方差, R 为量测噪声方差, F 为系统转移矩阵, H 为量

$$Q = q^2 \begin{bmatrix} T^5/20 & T^4/8 & T^3/6 & \mathbf{0}_{1 \times 3} \\ T^4/8 & T^3/3 & T^2/2 & \mathbf{0}_{1 \times 3} \\ T^3/6 & T^2/2 & T & \mathbf{0}_{1 \times 3} \\ \mathbf{0}_{1 \times 3} & T^5/20 & T^4/8 & T^3/6 \\ \mathbf{0}_{1 \times 3} & T^4/8 & T^3/3 & T^2/2 \\ \mathbf{0}_{1 \times 3} & T^3/6 & T^2/2 & T \end{bmatrix},$$

$$R = r^2 \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, F = \begin{bmatrix} 1 & T & T^2/2 & \mathbf{0}_{1 \times 3} \\ 0 & 1 & T & \mathbf{0}_{1 \times 3} \\ 0 & 0 & 1 & \mathbf{0}_{1 \times 3} \\ \mathbf{0}_{1 \times 3} & 1 & T & T^2/2 \\ \mathbf{0}_{1 \times 3} & 0 & 1 & T \\ \mathbf{0}_{1 \times 3} & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, H =$$

$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$ 。其中: q 为状态噪声标准差; r 为量测噪声标准差。

设初始位置为 $X=[100, 30, 10, 100, 20, 4]^T$, 协方差矩阵为 $P = \text{diag}(300, 50, 10, 300, 50, 10)$, 全程保持匀速直线运动。

3.1 匀加速运动目标

目标真实运动轨迹如图 4 所示。

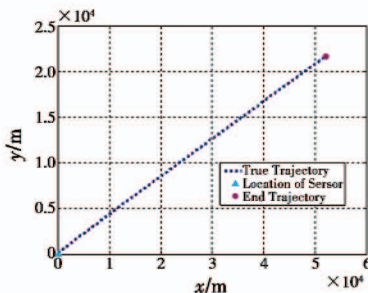


图 4 目标真实运动(匀加速)

Fig. 4 True trajectory of the target(uniform acceleration)

下面分别采用标准 KF 算法、本文提出的 MIKF 算法及 AFKF 算法对目标进行跟踪, 其目标 x 方向位置、

速度、加速度的 RMSE 对比如图 5 所示。

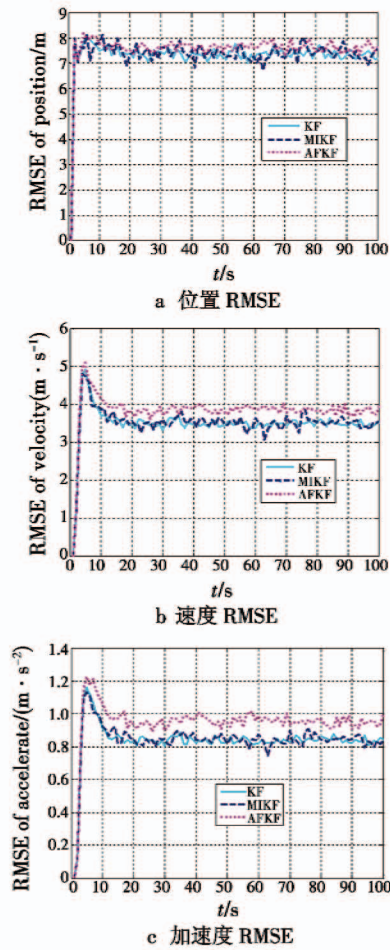


图 5 匀加速度运动目标的 RMSE

Fig. 5 RMSEs of target in uniformly accelerated motion

由图 5 可看出, 在目标不发生机动时, MIKF 算法在跟踪精度方面与标准 KF 算法相当而优于 AFKF 算法, 这是因为 MIKF 算法判断目标未发生机动, 即 $Man-Flag=0$, 使算法退化为标准 KF 算法。AFKF 算法则因更新过程中会由渐消因子放大协方差矩阵, 而使其在状态更新过程中放大了新息量从而加大了误差。

3 种算法单次运行耗时及平均 RMSE 如表 1 所示。

表 1 运行时间及平均 RMSE(匀加速)

Table 1 Runtime and mean RMSE (uniform acceleration)

	标准 KF 算法	MIKF 算法	AFKF 算法
单次耗时/s	0.004 1	0.004 4	0.005 3
平均位置 RMSE/m	7.76	7.78	7.78
平均速度 RMSE/(m·s ⁻¹)	3.52	3.52	3.85
平均加速度 RMSE/(m·s ⁻²)	0.84	0.84	0.95

由表 1 可看出, MIKF 算法的费效比与 AFKF 算法相比有所提高, 但略差于标准 KF 算法。这是由于在利用两步新息对预测值修正时, 需要判断目标是否发生机动, 但因不存在矩阵的逆运算故耗时并不多。因通过机动检测算法判断目标并未发生机动, 故还原为标准 KF

算法,则平均 RMSE 几乎与标准 KF 算法相同,而 AFKF 算法因每一步均要计算渐消因子,而渐消因子的计算又较为复杂,故耗时较多。又因渐消因子对协方差矩阵的放大作用,导致平均 RMSE 不如前两种算法。

3.2 变加速运动目标

目标的运动形式共分 4 段且每段加速度各不相同,其参数设置如下:在 0 ~ 24 s 做匀加速运动,加速度为 $(10, 4) \text{ m/s}^2$;在 25 ~ 49 s 做加速度为 $(20, 10) \text{ m/s}^2$ 的匀加速运动;在 50 ~ 74 s 做加速度为 $(-10, -10) \text{ m/s}^2$ 的匀加速运动;在 75 ~ 100 s 做加速度为 $(-10, 10) \text{ m/s}^2$ 的匀加速运动。

目标真实运动曲线如图 6 所示。

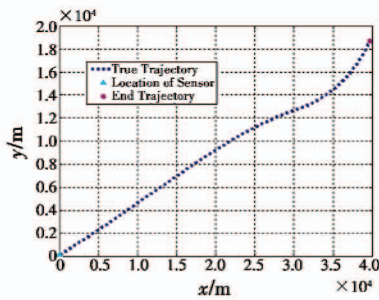


图 6 目标真实运动(变加速)

Fig. 6 True trajectory of the target (varying acceleration)

MIKF 算法中机动检测标志位 *ManFlag* 的变化情况如图 7 所示。

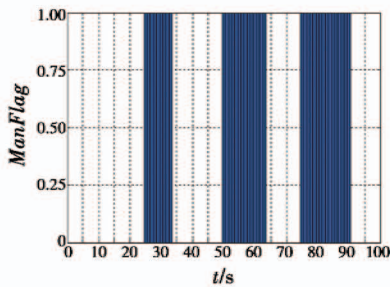


图 7 机动标志(变加速)

Fig. 7 Maneuvering flag of the target (varying acceleration)

由图 7 可以看出,通过 MIKF 算法中双椭圆规则判断的机动情况与目标实际的机动情况基本一致,则算法在这些时刻点处会采用 MIKF 算法更新状态。

3 种算法的目标 x 方向上的位置、速度及加速度的 RMSE 对比如图 8 所示。由图 8 可以看出,在目标发生机动时刻,如 25 s, 50 s 及 75 s 时刻,对应图 7 中的机动标志位 *ManFlag* 均等于 1,即这些时刻 MIKF 算法均识别出目标发生了状态的突变,为此将其代入式(17)对预测状态进行修正,以弥补模型的误差。从图 8 中还可以看出,MIKF 算法在上述时刻的位置 RMSE、速度 RMSE 及加速度 RMSE 都要优于标准 KF 算法及 AFKF 算法,而此时 AFKF 算法因渐消因子的作用,跟

踪精度稍好于标准 KF 算法。

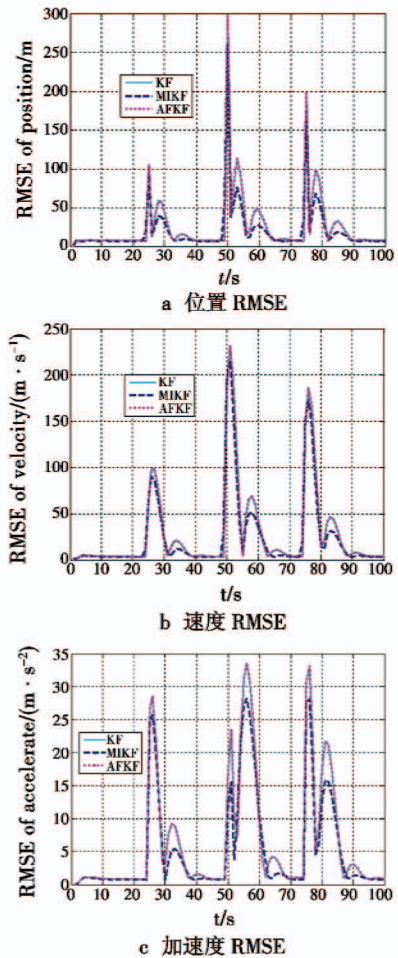


图 8 变加速运动目标的 RMSE

Fig. 8 RMSEs of target in variable accelerated motion

当跟踪模型调整至足够匹配真实运动模型时,即达到稳态阶段时,如 38 ~ 49 s, 68 ~ 75 s, 94 ~ 100 s, MIKF 算法退化为标准 KF 算法,AFKF 算法的渐消因子也趋近于 1,此时三者的滤波性能相当。

3 种算法单次运算耗时量及平均 RMSE 对比情况如表 2 所示。

表 2 运行时间及平均 RMSE(变加速)

Table 2 Runtime and mean RMSE (varying acceleration)

	标准 KF 算法	MIKF 算法	AFKF 算法
单次耗时/s	0.004 0	0.005 0	0.006 7
平均位置 RMSE/m	25.41	20.56	25.38
平均速度 RMSE/(m · s ⁻¹)	28.43	25.06	28.42
平均加速度 RMSE/(m · s ⁻²)	6.53	5.39	6.52

由表 2 可看出,MIKF 算法与标准 KF 算法相比仅多利用 0.001 s 便提高了 5 m 的位置 RMSE、3 m/s 的速度 RMSE 以及 1 m/s^2 的加速度 RMSE,故其费效比与标准 KF 算法及 AFKF 算法相比是有提高的。从图 8 中还可发现,在目标状态未发生突变时,其跟踪精度与另两种算法几乎相当;而当目标状态突变时,MIKF

算法的跟踪性能要明显高于其他两者,这主要是由于当算法判断出目标机动时,会迅速加以修正,以降低后续的跟踪误差。而标准 KF 算法与 AFKF 算法的跟踪精度几乎相同,这主要是由于目标做的机动较小而导致渐消因子取值较为接近 1 所致。

3.3 转弯运动目标

目标全程的运动情况如下:在 0~24 s 做匀加速运动,加速度为(10,4) m/s²;在 25~49 s 做匀速运动;在 50~74 s 做转弯,角速度为 0.262 rad/s;在 75~100 s 做加速度为(-10,10) m/s²的匀加速运动。

目标真实运动曲线如图 9 所示。

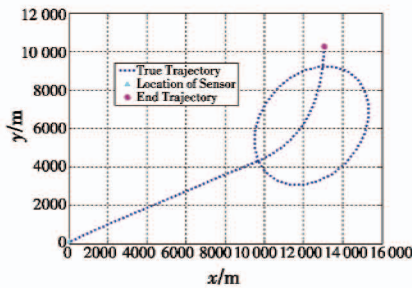


图 9 目标真实运动(转弯)

Fig. 9 True trajectory of the target (turning)

MIKF 算法中机动检测标志位 *ManFlag* 变化情况如图 10 所示。

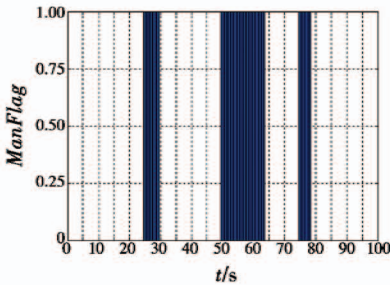
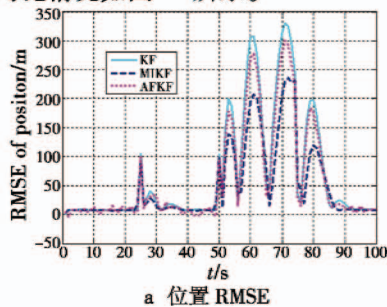


图 10 目标机动检测标志(转弯)

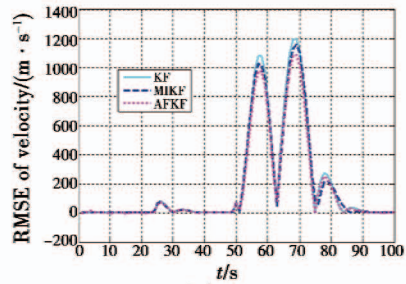
Fig. 10 Maneuvering flag of the target (turning)

由图 10 可以看出,机动检测判别的结果与目标真实运动情况较为一致,则在检测出机动的时间点处采用权值约束的多新息方法进行状态更新。

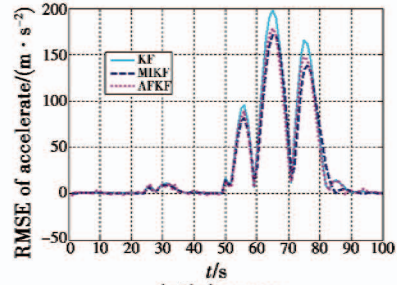
下面分别采用标准 KF 算法、MIKF 算法及 AFKF 算法跟踪目标,其目标 *x* 方向上的位置、速度、加速度的 RMSE 对比情况如图 11 所示。



a 位置 RMSE



b 速度 RMSE



c 加速度 RMSE

图 11 转弯运动目标的 RMSE

Fig. 11 RMSEs of target in turning motion

由图 11 知,当系统模型不准确时,即当目标做转弯机动时,所建模型仍为匀加速模型,则会导致跟踪性能迅速下降,这是基于单模型跟踪方法普遍存在的问题。但 MIKF 算法由于在检测标志位 *ManFlag* 等于 1 的时刻引入了多新息修正方法,又因新息向量主要体现在目标位置上的误差,故可大大降低当前时刻的位置误差,在速度及加速度方面也稍好于另两种算法。

3 种算法单次运行耗时量及平均 RMSE 对比情况如表 3 所示。

表 3 运行时间及平均 RMSE(转弯)
Table 3 Runtime and mean RMSE (turning)

	标准 KF 算法	MIKF 算法	AFKF 算法
单次耗时/s	0.004 3	0.006 3	0.005 0
平均位置 RMSE/m	68.00	48.29	54.98
平均速度 RMSE/(m·s ⁻¹)	189.07	170.34	158.29
平均加速度 RMSE/(m·s ⁻²)	38.43	27.72	31.03

由表 3 可以看出,MIKF 算法在跟踪位置上提高的性能较大,而对于速度及加速度性能的提高效果并不明显,这也与改进算法基于位置误差的考虑相一致。AFKF 算法也因为对模型误差较强的鲁棒性,同样获得了较好的位置跟踪性能。

通过以上 3 种仿真场景可看出,本文所提的 MIKF 算法在目标机动情况下,可以较为有效地检测出目标的机动情况,且前一时刻修正信息的权值计算公式可较好地将之前的隐含机动信息传递至当前时刻,用于对状态预测值的修正以弥补机动误差过大的问题。

4 结束语

针对跟踪目标机动时性能下降问题,提出了一种

带有权值约束的多新息修正算法。首先提出了一种双误差椭圆的机动检测方法,通过利用双边门限更加精确地判断出目标的机动时刻,从而更合理地将多新息理论引入到算法中;然后通过计算预测量测与有效量测之间的距离,建立与权值之间的映射关系,进而以权重形式更加合理地利用系统的先验信息;最后在 3 种不同仿真环境下验证了所提 MIKF 算法的有效性,并通过与标准 KF 算法及 AFKF 算法进行比较,说明算法在费效比方面的进步性。

参考文献

- [1] GIBBS R G. New Kalman filter and smoother consistency tests[J]. Automatica, 2013, 49(10):3141-3144.
- [2] LI X R, JILKOV V P. Survey of maneuvering target tracking. Part I: dynamic models [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2003, 39(4):1333-1364.
- [3] MOHINDER S G, ANDREWS A P. Kalman filtering theory and practice using Matlab[M]. Hoboken: John Wiley & Sons, Inc., 2015.
- [4] LI X R, JILKOV V P. Survey of maneuvering target tracking. Part V: multiple-model methods [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(4):1-58.
- [5] KALMAN R E. A new approach to linear filtering and prediction problems[J]. Journal of Basic Engineering, 1960, 82(1):35-45.
- [6] JULIER S J, UHLMANN J K, DURRANT W H F. A new approach for filtering nonlinear system[C]//Proceedings of the American Control Conference, Washington, 1995:1628-1632.
- [7] JULIER S J, UHLMANN J K, DURRANT W H F. A new method for the nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimators[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2000, 45(3):477-482.
- [8] MERWE R V D, WAN E A. The square-root unscented Kalman filter for state and parameter-estimation[C]//International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Salt Lake City, 2001:3461-3464.
- [9] ARASARATNAM I, HAYKIN S. Cubature Kalman filters [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2009, 54(6):1254-1269.
- [10] CHEN Z. Bayesian filtering: from Kalman filters to particle filters, and beyond [DB/OL]. [2016-08-10]. http://soma.crl.mcmaster.ca/~zhechen/download/iecc_bayesian.ps.
- [11] SIMON D. Optimal state estimation: Kalman, H_∞ and nonlinear approaches[M]. Hoboken: John Wiley & Sons, Inc., 2006.
- [12] 徐定杰, 贺瑞, 沈峰, 等. 基于新息协方差的自适应渐消卡尔曼滤波器[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(12):2696-2699.
- [13] 杨永建, 樊晓光, 王晟达, 等. 基于自适应 CS 模型的 IMM 算法[J]. 系统工程与电子技术, 2016, 38(5):977-983.
- [14] 丁锋. 系统辨识(6):多新息辨识理论与方法[J]. 南京信息工程大学学报:自然科学版, 2012, 4(1):1-28.
- [15] 刘毛毛, 吕国宏, 常江. 基于多新息理论的卡尔曼滤波改进算法[J]. 中北大学学报:自然科学版, 2015, 36(2):234-239.
- [16] 张帆. 视频中运动目标跟踪算法及其改进策略研究[D]. 西安:西北大学, 2016.

下 期 要 目

弹道导弹微动特征参数随散射点的变化特性
带有指令滤波器的模糊反步自适应控制
基于加权最小二乘法的 RAIM 算法研究
基于预见控制的甲板运动跟踪控制研究
基于 KL 距离的异类传感器动态数据关联算法
基于压缩感知的光控相控阵波束形成方法
小型攻击型四旋翼无人机系统设计
直升机海上搜索航路辅助规划算法

基于受体脆弱性的复杂电磁环境构建与评估
四旋翼飞行器姿态的显式模型预测控制
多特征融合的图像目标跟踪方法
网格形声纳浮标阵及其搜索效能评估
光电稳瞄系统内框架动力学模型修正方法研究
均方根容积代价参考粒子滤波算法
基于线性调频变标原理的 SPECAN 成像算法
四旋翼飞行器的 RBF 网络自适应滑模控制