

文章编号: 1001-2486(2002)04-0057-04

非线性系统中的机动目标跟踪算法*

王宏强, 黎 湘, 刘 丹, 郭桂蓉

(国防科技大学电子科学与工程学院, 湖南长沙 410073)

摘 要: 对于非线性系统中的机动目标跟踪问题, 首先针对“当前”统计模型的缺陷提出了一种修正算法, 然后应用转换测量 Kalman 滤波算法进行跟踪。仿真结果表明在非线性的观测条件下, 算法明显提高了对弱机动和非机动目标的跟踪性能, 同时保持了对强机动目标的高性能跟踪。

关键词: 非线性系统; 机动目标跟踪; 统计模型; 转换测量 Kalman 滤波

中图分类号: TN953 文献标识码: A

Maneuvering Target Tracking in the Nonlinear System

WANG Hong-qiang, LI Xiang, LIU Dan, GUO Gui-rong

(College of Electronic Science and Engineering, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: Considering the problem of the maneuvering target tracking in the nonlinear system, this paper first proposes a modified algorithm based on “current” statistical model. Then a converted measurement Kalman filter is applied to tracking the target. Simulation results show that the algorithm improves the tracking performance obviously for the poor-maneuver or non-maneuver target, meanwhile it retains high tracking performance for the strong-maneuvering target.

Key words: nonlinear system; maneuvering target tracking; statistical model; converted measurement Kalman filter

非线性系统中的机动目标跟踪有两个重要的问题。一是机动目标模型, 对此国内外学者已进行了大量的研究, 其中我国学者周宏仁^[1~3]提出的“当前”统计模型(CSM)及其自适应跟踪算法(CSMAT), 被认为是目前跟踪机动目标较为有效的方法。该算法对高度机动目标具有很强的自适应能力和较高的跟踪精度, 但对弱机动和非机动目标, 特别是加速度为零时, 由于系统方差的调整不当而带来精度损失^[4]。为解决这一问题, 文献[4, 5]采用两个滤波器形式对其修正, 代价是增加了运算量; 文献[6]改变机动加速度的分布, 但性能与修正的瑞利分布基本相近^[7]。二是坐标转换。实际中目标的状态方程一般是在直角坐标系下给出, 而传感器的测量值往往是在极坐标系或球坐标系下得到的, 因此涉及的是非线性系统中的跟踪问题。传统的方法是推广的 Kalman 滤波算法(EKF), 但由于其不可避免地引入了线性化误差, 跟踪精度不高。

1 修正的机动目标自适应跟踪算法

CSM 模型的状态方程

$$X(k+1) = \Phi X(k) + U(k)\bar{a} + W(k) \quad (1)$$

式中, $X(k) = [x(k) \quad \dot{x}(k) \quad \ddot{x}(k)]^T$ 为状态变量, \bar{a} 代表机动加速度的当前值, 可以用 $\dot{x}(k)$ 的一步预测值 $\hat{\dot{x}}(k|k-1)$ 来代替, $W(k)$ 是白噪声序列, 均值为零, 方差为 $Q(k) = 2\alpha\sigma_a^2 \cdot Q_0$ 。其它系数的具体表达式参见文献[1]。

由于机动加速度的“当前”概率密度用修正的瑞利分布描述, 而均值为“当前”加速度预测值, 当其为“正”时, 加速度方差有以下的自适应算法:

$$\sigma_a^2 = \frac{4-\pi}{\pi} [a_{\max} - \hat{\dot{x}}(k|k)]^2 \quad (2)$$

* 收稿日期: 2002-04-17

基金项目: 国家部委预研项目资助(413010701-2)

作者简介: 王宏强(1970-), 男, 讲师, 博士生。

例如取 $a_{max} = 50\text{m/s}^2$,机动加速度均值与方差的关系如图 1 中虚线所示。可以看出,当均值较小时,由瑞利分布所得到的加速度方差非常大,其产生的结果为 $Q(k)$ 变大, Kalman 滤波器中的增益变大。这一特性使得算法能够对目标机动产生快速响应,但同时严重地影响了对弱机动和非机动目标的跟踪精度。

在对目前机动目标运动特性深入分析的基础上,经过大量的仿真实验,提出以下修正算法:

$$\sigma_a'^2 = \sqrt[3]{\hat{x}(k|k) \mathcal{Y} a_{max}} \cdot \sigma_a^2 \quad (3)$$

其目的是根据当前加速度均值 $\hat{x}(k|k)$ 落入 $(0, a_{max})$ 中的位置自适应地修正 σ_a^2 。修正后的机动加速度均值与方差的关系曲线如图 1 中实线所示。曲线表明,当目标“当前”加速度在 $0, a_{max}$ 附近时,方差较小,即机动加速度的分散程度较小;而在约 7m/s^2 处时,分散程度最大,也就是说,分散程度最大时的“当前”加速度均值是随着目标最大加速度的值发生变化的,而不是固定在 0 加速度处。这是因为由于风力、机械抖动、观测噪声等不确定性因素的影响,目标实际运动即使在“非机动”情况下,也不是匀速直线运动,从而对其的滤波估计结果也不是理想的匀速直线运动,表现为具有一定的机动加速度。因而理想情况下的 0 加速度在实际中将呈现为“准 0 加速度”,这时候目标机动加速度的分散程度将较大,此与文献 [1~3] 的观点实质上是相同的。当加速度比“准 0 加速度”小时,虽然加速度非 0,但实际目标非机动的可能性更大,因而机动加速度的分散程度将较小。

考虑上述风力等因素的影响,即使在非机动时,目标也有 $\frac{3}{T} \sim \frac{4}{T} \text{m/s}^2$ (T 为采样周期)的加速度^[8]。基于此,对加速度的估计进一步修正为

$$\hat{x}'(k|k) = \begin{cases} \hat{x}(k|k), & \hat{x}(k|k) > \frac{3}{T} \\ \frac{3}{T}, & \hat{x}(k|k) \leq \frac{3}{T} \end{cases} \quad (4)$$

综合式(2)~(4),修正的加速度方差自适应算法(MCSMAT)为:

$$\sigma_a'^2 = \begin{cases} \sqrt[3]{\hat{x}(k|k) \mathcal{Y} a_{max}} \cdot \frac{4-\pi}{\pi} [a_{max} - \hat{x}(k|k)]^2, & \hat{x}(k|k) > \frac{3}{T} \\ \sqrt[3]{3\mathcal{X}(T \cdot a_{max})} \cdot \frac{4-\pi}{\pi} [a_{max} - \frac{3}{T}]^2, & \hat{x}(k|k) \leq \frac{3}{T} \end{cases} \quad (5)$$

以上论述中均假定“当前”加速度均值为“正”对于“负”的情况类似。

2 转换测量 Kalman 滤波算法(CMKF)

设一 2D 传感器位于坐标原点,在极坐标下目标相对于传感器的真实位置为斜距 r 、方位角 θ ,传感器的测量值为 $Z^p(k) = [r_m \quad \theta_m]^T$,测量误差相互独立,均值为零,方差分别为 $\sigma_r^2, \sigma_\theta^2$ 。

经非线性坐标转换 $\eta_L \cdot$ 并去偏后得直角坐标系下的去偏转换测量值:

$$Z^c(k) = \eta_L [Z^p(k)] - \mu_a = \begin{bmatrix} r_m \cos \theta_m \\ r_m \sin \theta_m \end{bmatrix} - \mu_a \quad (6)$$

将上式所得 $Z^c(k)$ 作为测量值,则目标的测量方程为

$$Z^c(k) = HX(k) + V(k) \quad (7)$$

其中 H 为测量矩阵, $V(k)$ 为去偏后的转换噪声, $E[V(k)] = 0, \text{Var}[V(k)] = R_c, R_c$ 各元素为白噪声序列,

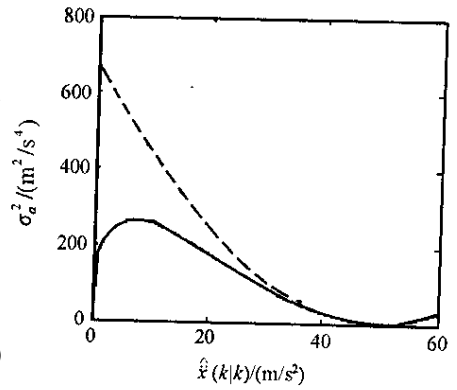


图 1 加速度均值估计与方差曲线

Fig.1 The relation between acceleration variance and its mean value

$$\mu_\alpha = \begin{bmatrix} r_m \cos \theta_m (e^{-\sigma_\theta^2} - e^{-\sigma_\theta^2/2}) \\ r_m \sin \theta_m (e^{-\sigma_\theta^2} - e^{-\sigma_\theta^2/2}) \end{bmatrix} \quad (8)$$

R_α 各元素为：

$$R_\alpha^{11} = r_m^2 e^{-2\sigma_\theta^2} \{ \cos^2 \theta_m [\cosh 2\sigma_\theta^2 - \cosh \sigma_\theta^2] + \sin^2 \theta_m (\sinh 2\sigma_\theta^2 - \sinh \sigma_\theta^2) + \sigma_r^2 e^{-2\sigma_\theta^2} [\cos^2 \theta_m (2\cosh 2\sigma_\theta^2 - \cosh \sigma_\theta^2) + \sin^2 \theta_m (2\sinh 2\sigma_\theta^2 - \sinh \sigma_\theta^2)] \} \quad (9)$$

$$R_\alpha^{22} = r_m^2 e^{-2\sigma_\theta^2} \{ \sin^2 \theta_m [\cosh 2\sigma_\theta^2 - \cosh \sigma_\theta^2] + \cos^2 \theta_m (\sinh 2\sigma_\theta^2 - \sinh \sigma_\theta^2) + \sigma_r^2 e^{-2\sigma_\theta^2} [\sin^2 \theta_m (2\cosh 2\sigma_\theta^2 - \cosh \sigma_\theta^2) + \cos^2 \theta_m (2\sinh 2\sigma_\theta^2 - \sinh \sigma_\theta^2)] \} \quad (10)$$

$$R_\alpha^{12} = \sin \theta_m \cos \theta_m e^{-4\sigma_\theta^2} [\sigma_r^2 + (r_m^2 + \sigma_r^2) (1 - e^{\sigma_\theta^2})] \quad (11)$$

$$R_\alpha^{21} = R_\alpha^{12} \quad (12)$$

这样式(1)和(7)均为直角坐标系下的线性方程,可用标准 Kalman 滤波算法对机动目标的状态进行滤波估计。

3 仿真结果及分析

为了评价算法的有效性,给出了对文献[1]中二维转圈目标运动形式进行仿真的结果。所选参数为 $x_0 = 60\text{km}$, $y_0 = 3\text{km}$, $v_0 = -450\text{m/s}$, $a_n = 4.08g$, $\alpha = 0.1$, $T = 1\text{s}$, $\sigma_r = 100\text{m}$, $\sigma_\theta = 1.5^\circ$ 。

为了比较 CSMAT 与 MCSMAT 算法的跟踪性能,定义位置、速度、加速度均方根误差 RMSE 为：

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N_k} \sum_{i=1}^{N_k} \sum_{j=1}^{M_k} [x_j(t_k) - \hat{x}_j(t_k)]^2} \quad (13)$$

其中 $x(k)$, $\hat{x}(k)$ 分别为目标位置、速度或加速度分量的真值和估计值, M_k 为维数, N_k 为 Monte Carlo 实验次数。

应用 CSMAT 与 MCSMAT 算法对目标进行跟踪,仿真中对各坐标轴分别进行滤波跟踪,滤波器初始值相同,均采用 CMKF 算法对测量进行坐标转换。100 次 Monte Carlo 实验结果如图 2、3 所示,分别给出了当 $a_{\max} = 50\text{m/s}^2$ 、 $a_{\max} = 200\text{m/s}^2$ 时目标的位置、速度、加速度估计的 RMSE。取不同 a_{\max} 是为了比较两种算法对于模型参数选取偏差的稳健性。结果表明：

(1) MCSMAT 的跟踪性能不同程度地均优于 CSMAT,并且位置、速度、加速度的性能差别依次增大。这是由于的值使得加速度方差对于位置、速度、加速度的影响是依次增大的；

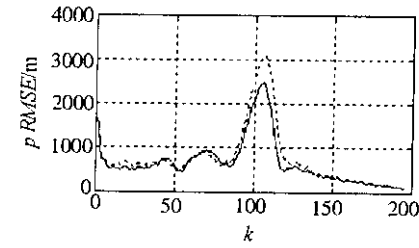
(2) 对于机动段的跟踪 MCSMAT 略优于 CSMAT,即保持了原算法对强机动的高性能跟踪。而对于非机动段的跟踪, MCSMAT 明显优于 CSMAT。这是因为 MCSMAT 中加速度方差在弱机动和非机动情况下比 CSMAT 小,能够给出比较合理的滤波器增益；

(3) 当最大加速度取值与目标真实参数偏差较大时(实际中这是很可能发生的),相比于偏差小时, MCSMAT 对于 CSMAT 跟踪性能的提高明显增强。这说明 MCSMAT 算法比较符合实际,对于模型参数选取的偏差比较稳健。

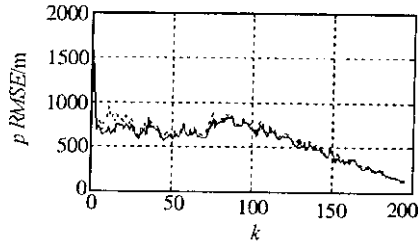
4 总结

对于非线性系统中机动目标跟踪问题,首先针对“当前”统计模型对弱机动和非机动目标跟踪性能较差的缺陷,在对机动目标运动特性深入分析的基础上,给出了一种修正算法。在保持原算法对于强机动高跟踪性能的基础上,修正的算法明显提高了对弱机动和非机动的跟踪性能。然后将转换测量 Kalman 滤波算法应用到机动目标跟踪中,由于其不存在任何近似问题,使得非线性测量系统中的跟踪性能得到了提高。仿真结果表明了本文算法的有效性。

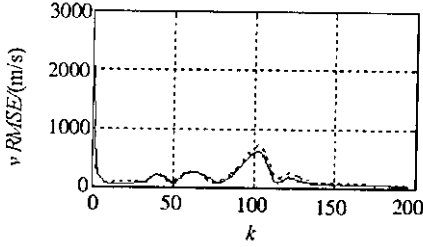
需要指出的是,文中对于机动加速度方差的修正算法是在分析和实验的基础上得到的,尚缺乏强有力的理论依据,这是亟待解决的问题。



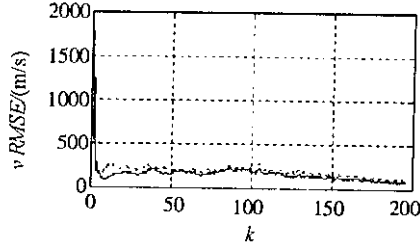
(a)Position RMS error



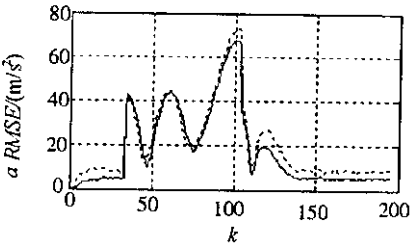
(a)Position RMS error



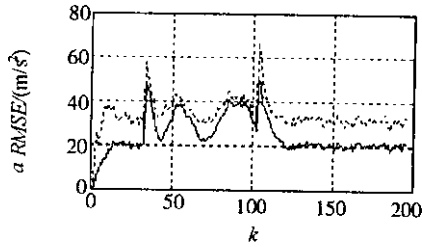
(b)Velocity RMS error



(b)Velocity RMS error



(c)Acceleration RMS error



(c)Acceleration RMS error

图2 跟踪滤波的 RMSE 比较： $a_{max} = 50m/s^2$

图3 跟踪滤波的 RMSE 比较： $a_{max} = 200m/s^2$

Fig.2 Comparison RMS error for $a_{max} = 50m/s^2$

Fig.3 Comparison RMS error for $a_{max} = 200m/s^2$

—— : MCSMAT

..... : CSMAT

参考文献：

[1] 周宏仁, 敬忠良, 王培德. 机动目标跟踪 [M]. 北京: 国防工业出版社. 1991.

[2] 周宏仁. 机动目标当前统计模型与自适应跟踪算法 [J]. 航空学报. 1993, 4 (1).

[3] Zhou Hongren, Kumar K S P. A " current " statistical model and adaptive algorithm for estimating maneuvering targets [J]. AIAA Journal, Guidance, Control and Dynamics. 1984, 7 (5).

[4] 敬忠良, 徐宏, 周雪琴等. 基于神经网络的机动目标信息融合与并行自适应跟踪. 航空学报. 1995, 16 (6).

[5] 范凯, 陶然, 周思永. 模糊数据融合在目标跟踪中的应用 [J]. 北京理工大学学报. 2000, 20 (3).

[6] 蔡庆宇, 薛毅, 张伯彦. 相控阵雷达数据处理及其仿真技术 [M]. 北京: 国防工业出版社. 1997.

[7] 严卫生等. 水下目标跟踪技术 [J]. 火力与指挥控制. 2000, 25 (2).

[8] X Rong Li, Yaakov Bar - Shalom. Performance prediction of the interacting multiple model algorithm [J]. IEEE Trans. On Aerospace and Electronic Systems, 1993, 29 (3).

[9] Don Lerro, Yaakov Bar - Shalom. Tracking with debiased consistent converted measurements versus EKF [J]. IEEE Trans. On Aerospace and Electronic Systems, 1993, 29 (3).

[10] Yaakov Bar - Shalom. A tutorial on multitarget - multisensor tracking and fusion [C]. 1997 IEEE National Radar Conference, 15, May, 1997.

