

[文章编号] 1009-1300(2009)01-0079-03

机动目标跟踪的自适应卡尔曼滤波算法实现

樊宗臣, 吴晓燕

(空军工程大学, 陕西 三原 713800)

[摘要] 为真实反映目标机动范围与强度的变化, 引入了机动目标的“当前”统计模型, 提出了一种基于该模型的自适应卡尔曼滤波算法. 仿真结果表明, 能有效改善在机动目标跟踪中传统的卡尔曼滤波可能出现的发散情况, 提高了跟踪的准确性和稳定性.

[关键词] 自适应卡尔曼滤波算法; 统计模型; 目标跟踪

[中图分类号] TN713

[文献标识码] A

Study of Adaptive Kalman Filtering Algorithm in Maneuvering Target Track

Fan Zongchen, Wu Xiaoyan

(Air Force Engineering University, Sanyuan Shanxi 713800, China)

Abstract: Current statistical model of maneuvering target track is presented to reflect the changes of intensity and scope of maneuvering target, and the adaptive Kalman filtering algorithm based on the current statistical model is built. Compared with traditional Kalman filtering, the simulation results indicate that the algorithm can correct the distribution problem, and improve the accuracy and stability of target track.

Keywords: adaptive Kalman filtering algorithm; statistical model; target track

1 引言

估计理论, 特别是卡尔曼滤波理论, 要求建立数学模型来描述与估计问题有关的物理现象. 这种数学模型应把某一时刻的状态变量表示为前一时状态变量的函数. 所定义的状态变量应是能够全面反映系统动态特性的一组维数最少的变量.

当目标做匀速直线运动时, 加速度常常被看作是具有随机特性的扰动输入(状态噪声), 并假设其服从零均值白色高斯分布. 这时, 传统的卡尔曼滤波可直接使用. 然而, 当目标发生诸如转弯或逃避等机动现象时, 上述假设不尽合理, 机动加速度变

为非零均值时间相关有色噪声过程. 此时, 为满足滤波需要常常采用白化噪声和状态增广方法.

客观上, 要求加速度分布函数尽可能地描述目标机动的实际情况. 在机动目标跟踪中, 机动目标模型除了考虑上述加速度非零均值时间相关噪声假设外, 还要考虑加速度的分布特性. 因此, 考虑目标当前时刻的机动可能性将是十分可取的. 本文认为目标的机动加速度变化率服从非零均值时间相关的随机过程, 引入一种机动目标“当前”统计模型, 并结合自适应卡尔曼滤波算法实现机动目标跟踪估计.

2 机动目标模型

设机动目标的加速度是非零均值的时间相关随

[作者简介] 樊宗臣, 硕士研究生.

[收稿日期] 2007-10-31

机过程,即

$$\ddot{x}(t) = \dot{a} + a(t), \quad (1)$$

式中, $x(t)$ 表示目标位置, $\dot{x}(t)$ 表示非零均值时间相关的机动加速度, $\ddot{x}(t)$ 表示 $\dot{x}(t)$ 的均值, $a(t)$ 表示零均值时间相关的随机加速度变化率, 其相关函数为

$$r_a(\tau) = E\{a(t)a(t+\tau)\} = \frac{\sigma_a^2}{2} e^{-\lambda|\tau|} \quad (2)$$

其中, σ_a^2 为机动加速度方差, λ 为机动频率, σ_a^2 由关于机动目标加速度的概率分布决定, 这里假设任意时刻的机动加速度服从修正瑞利^[5]分布. 经过白化处理, 将有色噪声 $a(t)$ 表示为零均值白噪声 $w(t)$ 驱动的结果, 则有

$$\dot{a}(t) = -\lambda a(t) + w(t), \quad (3)$$

零均值白噪声 $w(t)$ 的方差为 $Q_w = 2\lambda\sigma_a^2$. 由式(2)和式(3)可得

$$\ddot{x}(t) = \frac{d(\dot{x}(t))}{dt} = \ddot{x}(t) + \dot{a} + w(t). \quad (4)$$

根据上式可得到如下连续系统的模型:

$$\begin{bmatrix} \dot{x}(t) \\ \ddot{x}(t) \\ \dddot{x}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & -\lambda \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(t) \\ \dot{x}(t) \\ \ddot{x}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \dot{a} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} w(t). \quad (5)$$

设采样周期为 T , 利用离散处理方法, 对式(5)进行离散化处理所得到的离散状态方程为

$$X(k+1) = FX(k) + U(k)\dot{a} + W(k). \quad (6)$$

其中, $X(k) = [x(k) \quad \dot{x}(k) \quad \ddot{x}(k)]^T$; 状态转移矩阵 $F = e^{AT}$, A 为式(5)中的状态转移矩阵; $U(k)$ 为输入控制矩阵; $W(k)$ 为均值为零的离散时间白噪声序列. 由上述可求得

$$F = \begin{bmatrix} 1 & T & \frac{1}{2}(-1 + T + e^{-\lambda T}) \\ 0 & 1 & \frac{1}{\lambda}(1 - e^{-\lambda T}) \\ 0 & 0 & e^{-\lambda T} \end{bmatrix},$$

$$U(k) = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} e^{A(t_{k+1}-t_k)} \quad (7)$$

$$W(k) = \begin{bmatrix} \frac{1}{\lambda}(-1 + T + \frac{T^2}{2} + \frac{1 - e^{-\lambda T}}{\lambda}) \\ T - \frac{1 - e^{-\lambda T}}{\lambda} \\ 1 - e^{-\lambda T} \end{bmatrix} W(0) d.$$

对于离散时间白噪声序列 $W(k)$, 当 $\forall j \neq 0$ 时, 有 $E[W(k)W^T(k+j)] = 0$, 其方差为

$$Q(k) = E[W(k)W^T(k)]$$

$$= 2\lambda \begin{bmatrix} q_{11} & q_{12} & q_{13} \\ q_{12} & q_{22} & q_{23} \\ q_{13} & q_{23} & q_{33} \end{bmatrix}. \quad (7)$$

其中,

$$q_{11} = \frac{1}{2\lambda^5} [1 - e^{-2\lambda T} + 2\lambda T + \frac{2\lambda^3 T^3}{3} - 2\lambda^2 T^2 - 4\lambda T e^{-\lambda T}],$$

$$q_{12} = \frac{1}{2\lambda^4} [e^{-\lambda T} + 1 - 2e^{-2\lambda T} + 2\lambda T e^{-\lambda T} - 2\lambda T + \lambda^2 T^2],$$

$$q_{13} = \frac{1}{2\lambda^3} [1 - e^{-\lambda T} - 2\lambda T e^{-\lambda T}],$$

$$q_{22} = \frac{1}{2\lambda^3} [4e^{-\lambda T} - 3 - e^{-\lambda T} + 2\lambda T],$$

$$q_{23} = \frac{1}{2\lambda^2} [e^{-\lambda T} + 1 - 2e^{-2\lambda T}],$$

$$q_{33} = \frac{1}{2\lambda} [1 - e^{-2\lambda T}].$$

观测方程为

$$Y(k) = H(k)X(k) + V(k). \quad (8)$$

式中, $H(k)$ 为观测矩阵, 当仅有含噪声的目标位置数据可观时, 有 $H(k) = [1 \ 0 \ 0]$; $V(k)$ 是均值为零, 方差为 $R(k)$ 的高斯观测噪声. 至此, 式(6)和式(8)就构成了机动目标模型.

3 自适应卡尔曼滤波

取状态方程(6)和观测方程(8), 根据卡尔曼滤波算法^[3], 可得

$$\hat{X}(k/k) = \hat{X}(k/k-1) +$$

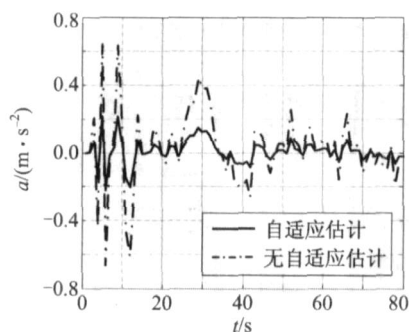


图 1 机动目标的加速度估计

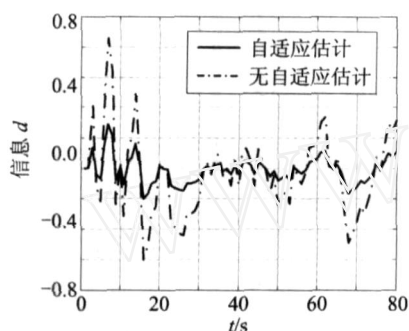


图 2 系统的信息 (残差) 变化图

$$K(k) [Y(k) - H(k) \hat{X}(k/k-1)]. \quad (9)$$

$$\hat{X}(k/k-1) = F(k, k-1) \hat{X}(k-1/k-1) + U(k) \hat{a}(k), \quad (10)$$

$$K(k) = P(k/k-1) H^T(k) [H(k) P(k/k-1) H^T(k) + R(k)]^{-1}, \quad (11)$$

$$P(k/k-1) = F(k, k-1) P(k-1/k-1) + F^T(k, k-1) Q(k-1). \quad (12)$$

$$P(k/k) = [I - K(k) H(k)] P(k/k-1). \quad (13)$$

$$d(k) = y(k) - H(k) \hat{X}(k/k-1). \quad (14)$$

上述式中, $K(k)$ 为滤波增益, $P(k/k)$ 和 $P(k/k-1)$ 分别为滤波和预测误差的协方差。把 $\hat{x}(k)$ 的一步预测 $\hat{x}(k/k-1)$ 看作在 kT 瞬时的“当前”加速度, 即随机机动加速度的均值, 就可得到加速度的均值自适应算法。因此, 有

$$\hat{a}(k) = \hat{x}(k/k-1). \quad (15)$$

结合有关方程, 可得

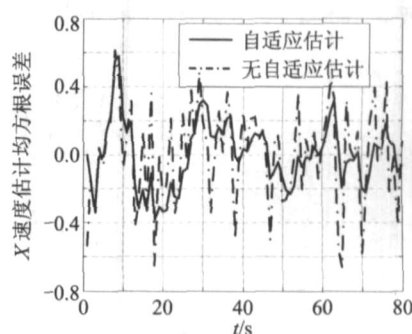


图 3 速度估计均方根误差

$$\begin{aligned} \hat{x}(k/k-1) &= \hat{x}(k-1/k-1), \\ \hat{x}(k/k-1) &= \hat{x}(k-1/k-1) + \hat{x}(k-1/k-1)T, \\ \hat{x}(k/k-1) &= \hat{x}(k-1/k-1) + \\ &T \hat{x}(k-1/k-1) + \frac{T^2}{2} \hat{a}(k-1/k-1). \end{aligned}$$

上述式子可写成如下矩阵形式:

$$\hat{X}(k+1/k) = F_1(T) \hat{X}(k/k). \quad (16)$$

$$\text{其中, } F_1(T) = \begin{bmatrix} 1 & T & T^2/2 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

从上式中可以看出, 如果没有加速度均值自适应, 当 T 趋于零时, 矩阵 $F(T)$ 等于 $F_1(T)$. 这意味着均值自适应算法的引入相当于增加了采样频率或者等价于跟踪具有较大机动加速度时间常数的目标。而此时, 机动方差自适应做如下调整。

当“当前”加速度为正时:

$$\hat{a}(k-1) = \frac{4}{a_{\max}} [\hat{a}_{\max} - \hat{x}(k-1/k-1)].$$

当“当前”加速度为负时:

$$\hat{a}(k-1) = \frac{4}{a_{\max}} [a_{\max} - \hat{x}(k-1/k-1)].$$

其中, a_{\max} 与 a_{\min} 分别为所估计目标的最大、最小可能发生的机动加速度; $\hat{x}(k-1/k-1)$ 为 $(k-1)$ 时刻的滤波值。

(下转第 16 页)

- [8] 周东华. 现代故障诊断与容错控制 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2000.
- [9] 胡昌华. 控制系统故障诊断与容错控制的分析和设计 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2000.
- [10] 蒋东翔. 大型汽轮发电机组远程在线振动监测分析与诊断网络系统 [J]. 动力工程, 1999, 19(1).
- [11] 吴今培. 智能故障诊断与专家系统 [M]. 北京: 科学出版社, 1997.
- [12] 吴今培. 智能故障诊断技术的发展和展望 [J]. 振动、测试与诊断, 1999, 19(2).
- [13] 蔡自兴. 人工智能及其应用 [M]. 北京: 清华大学出版社, 1996.
- [14] 靳蕃. 神经计算智能基础——原理、方法 [M]. 成都: 西南交通大学出版社, 2000.
- [15] 丁永生. 计算智能——理论、技术与应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2004.
- [16] Chow M. On the Application and Design of Artificial Neural Networks for Motor Fault Detection [J]. IEEE Trans Ind Electron, 1991, 38(6).
- [17] Patton R J, et al. Fault Diagnosis in Nonlinear Dynamic Systems via Neural Networks [C]. IEEE Conference Publication, 1994, 389(2).
- [18] Wang H. Detecting and Diagnosing Saturation Faults [C]. IEEE Conference Publication, 1996.
- [19] Zhang H Y, et al. Sensor Fault Diagnosis for Systems with Unknown Nonlinearity Using Neural Network Based Nonlinear Observers [C]. IEEE Conference Publication, 1998.
- [20] 王荣杰. 基于知识的故障诊断方法的发展现状与展望 [J]. 微计算机信息, 2006, 22(3).
- [21] 李伟. 复杂系统的智能故障诊断技术现状及其发展趋势 [J]. 计算机仿真, 2004, 21(10).
- [22] 王奉涛. 智能故障诊断技术综述 [J]. 机床与液压, 2003, (4).
- [23] 李旭. 遗传算法在故障诊断专家系统中的应用 [J]. 控制与决策, 1998, 13(4).
- [24] Pawlak Z. Rough Sets [J]. International Journal of Computer and Information Sciences, 1982, (11).
- [25] Tay F E H. Fault Diagnosis Based on HEN Rough Set Theory [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2003, (16).
- [26] 张腾飞. 粗糙集理论在故障诊断中的应用综述 [J]. 上海海事大学学报, 2005, 26(4).
- [27] Roman W, Swiniarski L H. Rough Sets as a Front End of Neural-networks Texture Classifiers [J]. Neurocomputing, 2001, 36(8).
- [28] 骆志高. 遗传算法在故障诊断中的应用研究综述 [J]. 煤矿机械, 2006, 27(1).
- [29] 杨璐. 遗传算法工程应用进展 [J]. 沈阳工业大学学报, 2002, 24(3).
- [30] 杨红英. 基于混沌理论的动态系统故障检测研究与发展 [J]. 自动化与仪器仪表, 2007, (1).

(上接第 81 页)

4 实例仿真

仿真中, 假设观测噪声方差与目标距离的平方成正比, 且与正态伪随机数有关. 取采样周期 $T = 1$ s, 机动频率 $\omega = 0.05$, 目标距离为 20 km, 蒙特卡罗仿真次数为 80 次. 分别对自适应、无自适应滤波算法进行了仿真与比较, 仿真结果如图 1~图 3 所示.

5 结论

本文通过建立机动目标模型, 讨论了自适应卡尔曼滤波在机动目标跟踪中的应用. 从实例仿真中可以看出, 自适应卡尔曼滤波能够实现对目标的有效跟踪, 具有较好的跟踪性能.

[参考文献]

- [1] Bar Shalom Y, Bimival K. Variable Dimension Filter for Maneuvering Target Tracking [J]. IEEE Trans on AES, 1982, 18(5).
- [2] Mehrotra K, Mahapatra P R. A Jerk Model for Tracking Highly Maneuvering Targets [J]. IEEE Trans on AES, 1997, 33(4).
- [3] 陈新海. 最佳估计理论 [M]. 北京: 北京航空学院出版社, 1987.
- [4] 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.
- [5] 盛骤, 谢式千, 潘承毅. 概率论与数理统计 [M]. 北京: 高等教育出版社, 2002.