

快速卡尔曼滤波算法在目标跟踪中的应用*

于 瑾¹⁾ 韦春玲²⁾ 解 锋¹⁾

(海军工程大学¹⁾ 武汉 430033) (黄冈师范学院²⁾ 黄冈 438000)

摘 要 介绍一种快速卡尔曼滤波算法,对于一般的递归最小二乘自适应算法(RLS 算法)来说有着更快的计算速度,同最小均方自适应算法(LMS 算法)相比计算量差不多,该算法用统计模型(时间序列)来代替状态方程,大大减少了算法的复杂度,在速度估计的时候采用时间序列模型方法进行速度估计,通过 Matlab 仿真,证明在一定情况下此方法有效、可行。

关键词 卡尔曼滤波;多目标跟踪

中图分类号 TP301.6

Application of Fast Kalman Filter Algorithm in Target Tracking

Yu Ying¹⁾ Wei Chunling²⁾ Xie Feng¹⁾

(Naval University of Engineering¹⁾, Wuhan 430033) (Huanggang Teachers College²⁾, Huanggang 438000)

Abstract This paper introduces a fast Kalman filter algorithm. The algorithm is faster in speed than RLS(Recursive of Least Square) algorithm and has equal calculation with LMS(Least Mean Square). Using statistics model to take place state equation, this algorithm lowers the calculations and uses time series model to do speed estimation. Simulating in Matlab, this algorithm is proved a practicable and effective solution.

Key words kalman filter algorithm, multi-target tracking

Class Number TP301.6

1 引言

作为战场监视、对海对空防御等众多课题中的关键技术,目标跟踪技术已受到越来越广泛的关注并迅速发展,而目标跟踪技术的一个核心部分就是滤波算法。将卡尔曼滤波用于目标跟踪已经十分普遍,跟踪的速度和精度在其中占据重要地位,尤其是在军事上来说这一点就更为重要。本文即基于此对快速卡尔曼滤波在目标跟踪中的应用进行了研究。

2 快速卡尔曼滤波算法

在传统的卡尔曼滤波算法中,每次迭代过程需

要 $5N^2 + 4N$ 次的乘(除)法, N 为滤波器系数的个数, Morf 和 Ljung 提出的“快速”算法每次迭代过程需要 $10N$ 次的乘(除)法,本文给出的滤波算法每次迭代过程只需要 $2N + 4$ 的乘(除)法,所以可称为快速卡尔曼滤波算法^[1]。

快速卡尔曼滤波算法一次递归更新计算中的计算量为 $2N + 4$ 次乘法或除法,具体如下:

估计输出 $x^*(n) = W_N^T(n) X_N(n)$ 需要做 N 次乘法($W_N(n)$ 为滤波器系数)^[2];

计算 $r_N(n) = \sum_{k=1}^n x(k)x(k-N+1) = r_{N-1}(n-1) + x(n)x(n-N+1)$ 需要 1 次乘法;

更新

* 收稿日期:2009 年 6 月 1 日,修回日期:2009 年 6 月 26 日

作者简介:于瑾,男,硕士研究生,助教,研究方向:电子装备建设与论证。韦春玲,女,助教,研究方向:电路与系统。解锋,男,硕士研究生,讲师,研究方向:电路与系统。

$$K_N(n+1) = \begin{bmatrix} n_N(n) k^{(n)}(n) / [x(n+1)x(n) + \phi(n)] \\ k^{(1)}(n) \\ \dots \\ k^{(N-1)}(n) \end{bmatrix}$$

需做 2 次乘法和一次除法;

最后更新滤波器系数 $W_N(n+1) = W_N(n) + K_N(n+1)e(n)$ 需做 N 次乘法 ($e(n)$ 为误差项, $e(n) = x(n) - x^*(n)$)。

修正的算法每次迭代只需要 $2N+4$ 次的计算量,与以往的 RLS 算法以及传统的卡尔曼滤波算法相比减小了一个数量级。虽然 LMS 算法每次迭代只需 $2N$ 次的计算量,但因为它的收敛速度很慢,所以对于快速变化的信号不适合。而本文提出的快速算法对高速和低速变化信号同样适用。另外从文中的分析、推导中我们可以看出,本算法依赖于先前的卡尔曼增益,换句话说,初始值起很大的作用,所以在初始值的选取上要尽量做到合理。

3 快速卡尔曼自适应算法在多目标跟踪中的应用

快速卡尔曼滤波算法应用到多目标跟踪中,因为在估计速度的时候引入时间序列模型拟合方法进行速度估计,这样,在多目标跟踪的时候我们就能够得到准确的位置信息以及速度信息,在传统的基于位置区分不同目标的基础上再加上速度的区别以及运动方向的跟踪,我们可以更好地跟踪不同的目标。

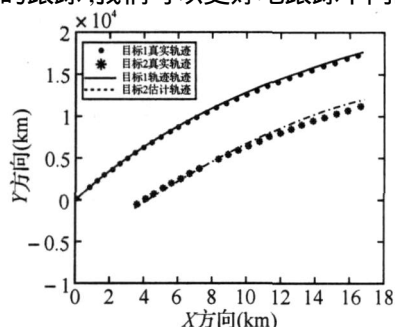


图 1 二个平行的机动目标的快速卡尔曼跟踪轨迹

首先考虑两个平行运动的目标,扫描周期 $T = 1s$,量测噪声取均值为零、标准偏差 100m 的高斯白噪声序列,目标 1 的初始状态为

$$\begin{bmatrix} 100m & 100m \\ 400m/s & 720m/s \\ 10m/s^2 & -10m/s^2 \end{bmatrix}, \text{目标 2 的初始状态为}$$

$$\begin{bmatrix} 100m & -6000m \\ 400m/s & 720m/s \\ 10m/s^2 & -10m/s^2 \end{bmatrix}, \text{跟踪时间为 } 23s, \text{仿真结果}$$

如图 1 所示。图中横坐标为机动目标的 x 方向位置,纵坐标为 y 方向位置,因为有干扰以及计算误差的原因,目标的估计轨迹相对于真实轨迹有一定的偏差,由于两个机动目标平行运动,跟踪效果比较好^[3]。

再考虑两个交叉运动的目标,扫描周期 $T = 1s$,量测噪声取均值为零、标准偏差 100m 的高斯白噪声序列,目标 1 的初始状态为

$$\begin{bmatrix} 100m & 100m \\ 400m/s & 720m/s \\ 10m/s^2 & -10m/s^2 \end{bmatrix}, \text{目标 2 的初始状态为}$$

$$\begin{bmatrix} 100m & -6000m \\ 400m/s & 720m/s \\ 8m/s^2 & 15m/s^2 \end{bmatrix}, \text{跟踪时间为 } 23s, \text{仿真结果}$$

如图 2 所示。图中横坐标为机动目标的 x 方向位置,纵坐标为 y 方向位置,因为有干扰以及计算误差的原因,目标的估计轨迹相对于真实轨迹有一定的偏差,从图中可以看出在两个目标交叉的时候没有发生误跟的现象^[4~5]。

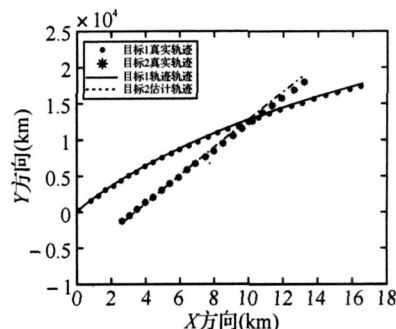


图 2 二个相交机动目标的快速卡尔曼跟踪轨迹

同样,对于三个目标跟踪的时候,量测噪声取均值为零、标准偏差 100m 的高斯白噪声序列,目

$$\text{标 1 的初始状态为 } \begin{bmatrix} 100m & 100m \\ 400m/s & 720m/s \\ 10m/s^2 & -10m/s^2 \end{bmatrix}, \text{目标 2}$$

$$\text{的初始状态为 } \begin{bmatrix} 100m & -6000m \\ 400m/s & 720m/s \\ 8m/s^2 & 15m/s^2 \end{bmatrix}, \text{目标 3 的初}$$

$$\text{始状态为 } \begin{bmatrix} 100m & 5000m \\ 400m/s & 400m/s \\ 10m/s^2 & 10m/s^2 \end{bmatrix}, \text{扫描周期 } T = 1s, \text{跟}$$

踪时间为 23s,仿真结果如图 3 所示。

图中横坐标为机动目标的 x 方向位置,纵坐标为 y 方向位置,因为有干扰以及计算误差的原因,目标的估计轨迹相对于真实轨迹有一定的偏差,在三个目标交叉的时候没有发生误跟的现象,在传统

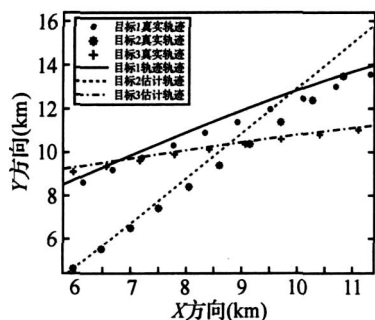


图3 三个相机动目标的快速卡尔曼跟踪轨迹的位置区分不同目标的基础上再加上速度的区别以及运动方向的跟踪,我们可以更好地跟踪不同的目标。

4 结语

文章介绍了快速卡尔曼滤波的理论基础,讨论了快速卡尔曼滤波在目标跟踪中的应用,快速卡尔曼滤波算法用统计模型(时间序列)来代替状态方程,大大减少了算法的复杂度,在能够得到准确位

置信息的基础上,应用时间序列模型拟合方法估计出速度值,在多目标跟踪的时候,在基于距离区分不同目标的基础上,再加上速度以及运动方向的区分,并在最后运用 Matlab 仿真工具进行仿真,试验结果表明此方法比较实用、可靠。

参考文献

- [1] 叶西宁. 多目标跟踪中数据关联与多维分配技术研究[D]. 西安:西北工业大学,2003
- [2] 潘泉. 自适应目标跟踪算法研究[D]. 西安:西北工业大学,1997
- [3] 王海军,刘进忙. 基于卡尔曼滤波的无源雷达目标跟踪分析[J]. 战术导弹技术,2005
- [4] M. Morf, L. Ljung, T. Kailath. Fast algorithms for recursive identification[C]. presented at the IEEE Int. Symp. Inform. Theory, Ronneby, Sweden,1976,6
- [5] D D Falconer, L Ljung. Application of fast Kalman estimation to adaptive equalization [J]. IEEE Trans. Commun., vol. Comr 26, 1978:1439~1446

(上接第 52 页)

2.3.4 计算各水面舰艇相对理想水面舰艇的关联度 $[r_i]^T$

根据表 1 数据及已确立的隶属函数,分别由式(3)、式(4)、式(5)、式(6)和式(2)计算得

关联度向量 $[r_i]^T = 0.8997 \ 0.8745 \ 0.8534 \ 0.8179 \ 0.7865 \ 0.8854 \ 0.8551 \ 0.8041$

2.3.5 构建作战指数 I 与关联度 r 之间的逼近函数 $f(r)$,求取未知作战指数

已知的水面舰艇作战指数和所求的关联度构

$$f(r_i) = \begin{cases} -47.33283401 + 106.1064038 \cdot r_i - 51.08327669 \cdot r_i^2 & 0.7865 \leq r_i \leq 0.8534 \\ -1965.883086 + 4257.671101 \cdot 2281.504014 \cdot r_i^2 & 0.8534 \leq r_i \leq 0.8997 \end{cases}$$

于是可求作战指数:

伯克级: $f(r_6) = f(0.8854) = 15.31$

* * *: $f(r_7) = f(0.8551) = 6.6248$

康定级: $f(r_8) = f(0.8041) = 4.958$

3 结语

实践表明利用该方法求得的舰艇作战指数与这些舰艇的实际作战性能是相符的,所以利用拓展灰色关联法求取水面舰艇作战指数的方法是行之有效的,不过在实际操作中,应注意两点:一是所选的水面舰艇平台集作战指数范围应尽可能的宽,通

成 5 组坐标:

$(0.8997, 17.9585), (0.8745, 12.6666), (0.8534, 6.0149), (0.8179, 5.2788), (0.7865, 4.5207)$ 即:

$r_1 = 0.8997, I_1 = 17.9585; r_2 = 0.8745, I_2 = 12.6666; r_3 = 0.8534, I_3 = 6.0149; r_4 = 0.8179, I_4 = 5.2788; r_5 = 0.7865, I_5 = 4.5207。$

利用最小二乘法可求得逼近函数

过粗略分析能覆盖待评装备,防止这种方法外推发散。二是多选已知作战指数的水面舰艇平台参与关联分析,以提高这种方法的拟合估算精确度。

参考文献

- [1] 姜来根. 21 世纪海军舰船[M]. 北京:国防工业出版社,1998
- [2] 戴自立. 现代舰艇作战系统[M]. 北京:国防工业出版社,1999
- [3] 纪永清,董文洪,唐金国. 海军兵种武器系统作战效能评估[M]. 北京:海潮出版社,2000,8
- [4] 世界军事工业概览[M]. 北京:国防工业出版社,1989