

跟踪机动目标的自适应记忆长度反向滤波算法

郭京善

张志方

(空军第三研究所·北京, 100085) (中国科技大学管理学院·北京, 101408)

摘要: 本文着重讨论了卡尔曼滤波在机动目标跟踪问题上的应用, 提出了反向滤波、反向检测概念, 并在此基础上给了一种新的机动目标跟踪算法, 即自适应记忆长度反向滤波算法。

另外, 本文还给出了由速度误差稳态方差确定过程噪声方差的解析表达式。

关键词: 机动目标跟踪; 自适应卡尔曼滤波; 限定记忆滤波

精度要求较高的机动目标跟踪算法, 一般采用自适应跟踪-检测结构^[2~5]。在设计具有上述结构的滤波算法时, 退出机动检测和机动跟踪是整个算法设计中最困难的部分。通常的退出机动检测和机动跟踪算法都是估计机动加速度, 这类方法, 首先对机动加速度做出某种假设(例如: Singer^[1]将机动加速度假设为零均值指数相关噪声; Chan 等人^[3]、Bar-Shalom 等人^[4]将机动假设为匀加速运动), 然后根据假设建立目标运动方程, 估计机动加速度, 当加速度估值小于一定的门限值时, 认为目标退出机动; 否则, 根据加速度估值修正目标状态。目标及机动目的、快慢和幅度的差异, 使得同一机动加速度假设难于满足所有机动情况, 当目标实际机动与机动假设不符时, 滤波性能就要下降, 甚至产生很大的滤波误差。针对上述情况, 本文提出一种不估计机动加速度、对机动也不做任何假设的跟踪滤波算法, 既自适应记忆长度反向滤波(reverse adaptive memory length filtering, 简称 RAMLF)算法。另外, 本文第一章还推导了动态计算过程噪声方差的解析表达式。

1 直线跟踪滤波器和机动检测器

目标水平直线飞行时, 其离散化直角坐标运动方程如下:

$$\begin{bmatrix} x(k+1) \\ \dot{x}(k+1) \\ y(k+1) \\ \dot{y}(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & T(k) & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T(k) \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(k) \\ \dot{x}(k) \\ y(k) \\ \dot{y}(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} T(k)/2 & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & T(k)/2 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_x \\ w_y \end{bmatrix} \quad (1.1)$$

其中 $T(k)$ 是第 $k+1$ 次和第 k 次采样之间的时间间隔, 系统噪声 $W(k) = [w_x \ w_y]'$ 是高斯分布白噪声; w_x, w_y 独立; $EW(k) = 0, EW(k)W'(j) = Q(k)\delta(k, j)$;

$$Q(k) = \begin{bmatrix} (Q_x T)^2 & 0 \\ 0 & (Q_y T)^2 \end{bmatrix} \quad (1.2)$$

其中 Q_x, Q_y 可由(1.3)、(1.4)式动态计算。

$$\begin{aligned} Q_x &= \{Q_x^4[4/T^2 + (16/T^4 - Q_x^4/Q_{ux}^4/27)^{1/2}]/Q_{ux}\}^{1/3} \\ &\quad + \{Q_x^4[4/T^2 - (16/T^4 - Q_x^4/Q_{ux}^4/27)^{1/2}]/Q_{ux}\}^{1/3}, \\ Q_y &= \{Q_y^4[4/T^2 + (16/T^4 - Q_y^4/Q_{uy}^4/27)^{1/2}]/Q_{uy}\}^{1/3} \end{aligned} \quad (1.3)$$

$$+ \{Q_z^4[4/T^2 - (16/T^4 - Q_z^4/Q_{uz}^4/27)]^{1/2}/Q_{uz}\}^{1/3}. \quad (1.4)$$

其中 Q_z, Q_y 是速度滤波稳态误差均方差; Q_{uz}, Q_{uy} 是测量误差均方差; T 是雷达扫描周期。

下面先推导(1.3)式, 因为^[8]

$$Q_z^2/Q_{uz}^2 = 2\beta^2/[a(4 - 2\alpha - \beta)/T^2], \quad (1.5)$$

利用

$$\alpha = (1 + 2rx)^{1/2}[(1 + 2rx)^{1/2} - 1]^2/rx^2,$$

$$\beta = 2[(1 + 2rx)^{1/2} - 1]^2/rx^2 \quad \text{和} \quad rx = 4Q_{uz}/Q_z T^2,$$

化简(1.5)式可得

$$Q_z^3 x - (Q_z^4/Q_{uz}^2)Q_z - 8Q_z^4/(Q_{uz} T^2) = 0. \quad (1.6)$$

用卡尔丹公式^[9]求解方程(1.6), 并注意到 $Q_z^2(0) = 2Q_{uz}^2(0)/T^2$. 可知方程(1.6)有唯一实数解, 且实数解就是(1.3)式. 同理可以证明(1.4)式.

由于只有位置测量, 量测方程取做

$$\begin{bmatrix} z_x \\ z_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(k) \\ \dot{x}(k) \\ y(k) \\ \dot{y}(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_x \\ v_y \end{bmatrix}. \quad (1.7)$$

其中量测噪声 $v(k) = [v_x \ v_y]'$ 是高斯分布白噪声; $E(v(k)) = 0$, $E(v(k)v'(j)) = R(k)\delta(k, j)$, $R(k)$ 可以由目标的方位和距离及方位测量误差和距离测量误差方差动态确定^[7].

利用新息序列的零均值高斯白噪声特性, 对机动进行检测有多种方法, 其中新息量平均记忆衰落方法^[4]比较好用, 其具体计算如下:

$$g(k) = \alpha g(k-1) + \rho(k). \quad (1.8)$$

其中 $0 < \alpha < 1$; $\rho(k) = v'(k)D^{-1}(k)v(k)$; $v(k)$ 是直线卡尔曼滤波新息量; $D(k)$ 是新息量方差. 如果过程噪声和量测噪声符合前述的高斯分布假设, 那么 $g(k)$ 服从自由度为 $r\Delta$ 的 χ^2 分布, 其中 r 是量测噪声维数; $\Delta \equiv 1/(1-\alpha)$. 因此, 可作如下假设检验判断目标是否机动.

$$g(k) \underset{\text{未机动}}{\overset{\text{机动}}{\geq}} \lambda_f. \quad (1.9)$$

其中 λ_f 是检测门限, 由假设检验显著性水平唯一确定. 应该指出的是, 由于目标运动规律及过程噪声和量测噪声的统计特性不是完全已知的, (1.1)和(1.7)式只能是目标动力学特性的近似描述, 但这种描述在很大程度上还是反映了目标的运动规律, 相应的卡尔曼滤波新息仍具有高斯白噪声特性, (1.9)式仍不失为一种实际可行的机动检测方法.

2 自适应记忆长度反向滤波算法

如果我们仔细考察目标的运动, 就会发现, 目标机动前后都作匀速直线运动, 既然能够从机动前直线卡尔曼滤波新息量中检测出目标机动, 那么机动后同样也可以照此办理. 不过, 这时滤波要从最新点开始, 逆时间顺序进行. 不妨称之为反向滤波, 以示区分. 显然, 反向滤波确定出的机动起始时刻, 就是目标退出机动时刻. 另外, 机动可以看成是目标状态方程中, 引入了未知的随机加速度. 目标机动后, 如果仍用直线模型描述目标的运动, 式

$$[(N-1)T]^4 \leq 126Q_u^2/Q_a^2/13 \quad (2.1)$$

成立时, 随机加速度过程噪声可以忽略不计^[6]. 这里 N 是记忆长度, T 是采样周期, Q_u 是量测误差均方差, Q_a 是过程噪声误差均方差. 上式表明, 目标机动后, 仍然可以用直线模

型实现跟踪,不过这时必须对记忆长度加以限制。

依据上述想法和事实,我们构造了如下的 RAMLF 算法,进行机动跟踪和退出机动检测。

1° 检测出目标机动后,按照(1.1)和(1.7)式所给模型构造反向滤波器,过程噪声取作零。每新来一采样点,取最新两点对其初始化,并逆时间顺序进行卡尔曼滤波递推计算。容易证明,对于给定采样数据,没有过程噪声时,正反向滤波结果除符号差异外完全相同。

2° 定义

$$\lambda(k) = \sum_{i=0}^1 \nu(k-i) D^{-1}(k-i) \nu(k-i). \quad (2.2)$$

其中 $\nu(k)$ 是卡尔曼滤波新息量, $D(k)$ 是新息方差。因此, $\lambda(k)$ 服从自由度为4的 χ^2 分布。取 $\lambda(k)$ 作为统计量,从第 MIN(反向滤波最小递推步数)步递推开始做如下假设检验:

$$\lambda(k) \underset{\text{未机动}}{\overset{\text{反向机动}}{\geq}} \lambda_0. \quad (2.3)$$

其中 λ_0 是检测门限,由假设检验的显著性水平唯一确定。

3° 如果第 k 次采样时,滤波器向后递推 MAX(反向滤波最大递推步数)步,(2.3)式的“ $\leq$ ”号始终成立,认为目标已经退出机动,且 $k - \text{MAX} + 1$ 就是退出机动时刻。因此,反向滤波器能否递推 MAX 步而没有检测出机动,构成了退出机动检测器。检测出目标退出机动后,取第 MAX 步的状态估计和第 MAX-2 步的协方差估计矩阵,重新初始化直线卡尔曼滤波器。

4° 如果在第 k 次采样时,滤波器向后递推到第 n 步($n < \text{MAX}$)时,(2.3)式的“ $>$ ”号成立,判定目标仍处于机动状态;取第 n 步滤波结果,反向后输出。由于每次采样时,对于强弱不同的机动向后递推的步数不同,上述滤波实质上是自适应记忆长度限定记忆滤波。

上述算法,将退出机动检测和机动跟踪融为一体,通过记忆长度自适应,合理地利用了机动数据。在目标机动过程中,对于快速机动,记忆长度可能很短,这有利于跟踪;对于缓慢机动,记忆长度可能较长,这有利于滤波;在目标退出机动后,记忆长度逐渐增加,这也有助于滤波。这样,无论是在目标机动过程中,还是在退出机动后,滤波器都能给出较好的估计。另外,建议采用解耦 RAMLF 算法,即用解耦卡尔曼滤波进行反向检测和滤波计算。计算机模拟结果表明,这样做可以大大减小计算量,同时滤波性能没有明显下降。

3 计算机模拟结果

滤波器有关参数选取如下:速度滤波稳态误差均方差 $Q_z = Q_v = 15 \text{ km/h}$; $\lambda_f = 21.161$ (相当于10个自由度 χ^2 分布的98%置信区间); $\lambda_0 = 9.488$ (相当于4个自由度 χ^2 分布的95%置信区间); MIN=3; MAX=5。雷达有关参数如下:雷达扫描周期 $T=10 \text{ s}$ 。方位量测均方误差 $Q_\theta = 0.3^\circ$, 距离量测均方误差 $Q_\rho = 0.2 \text{ km}$ 。

目标航迹如下:目标航向 240° , 速度 900 km/h , 从 $(20^\circ, 250 \text{ km})$ 出发, 水平直线飞行 400 s , 然后维持速度不变, 作如下匀角速度转弯机动:

- 1) 快速转弯, 角速度 $\omega = 2.25^\circ/\text{s}$, 左转 150° (转弯后平飞航向), 到 440 s 转弯结束;
- 2) 缓慢转弯, 角速度 $\omega = 0.45^\circ/\text{s}$, 左转 150° (转弯后平飞航向), 到 600 s 转弯结束。

图1(a)~2(d)分别绘出了上述航迹 RAMLF 算法和解耦 RAMLF 算法的位置、速度估计, 50次计算机模拟计算结果。从图中可以看出:

- 1) 直线滤波稳态速度误差满足给定要求;
- 2) 在目标机动过程中,位置、速度估计,尤其是速度估计,存在着较大误差;一旦目标退出机动,估计误差随目标直线点数的增加迅速下降;
- 3) 采用解耦 RAMLF 算法代替 RAMLF 算法,滤波性能只是略有下降.

另外,我们还选择了各类文章中,引用较多的 Bar-Shalom 等人的变维数(VD)机动目标跟踪算法^[4],进行比较.图3、图4分别绘出了 Bar-Shalom 等人文章中所给位置、速度滤波误差曲线和 RAMLF 算法及解耦 RAMLF 算法的计算机模拟结果.图3说明在位置估计上,RAMLF 算法略逊于 VD 算法;在速度估计上则优于 VD 算法,这一点在目标退出机动后,表现的尤为突出,对于图4读者不难得出与图3相同的结论.

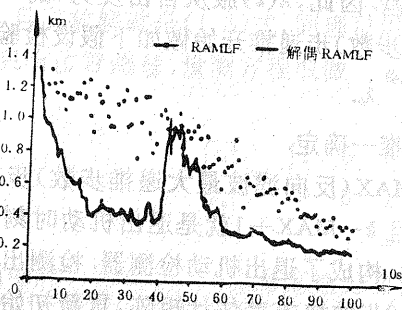


图 1(a) 快速转弯 x 位置均方误差曲线

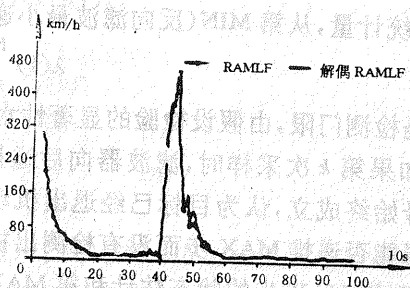


图 1(c) 快速转弯 x 速度均方误差曲线

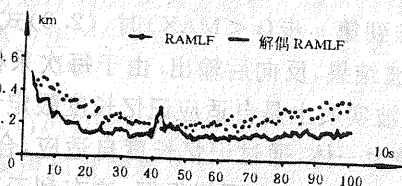


图 1(b) 快速转弯 y 位置均方误差曲线

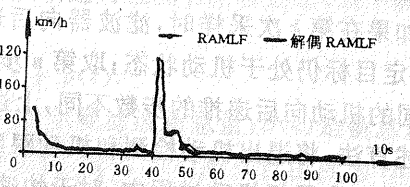


图 1(d) 快速转弯 y 速度均方误差曲线

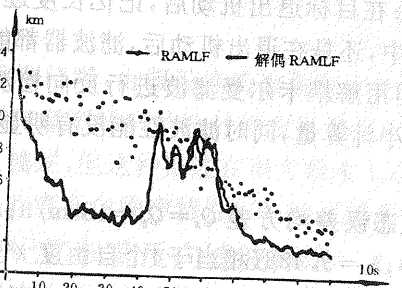


图 2(a) 缓慢转弯 x 位置均方误差曲线

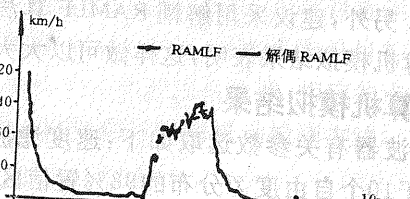


图 2(c) 缓慢转弯 x 速度均方误差曲线

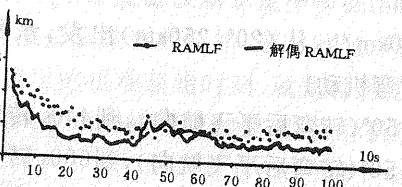


图 2(b) 缓慢转弯 y 位置均方误差曲线

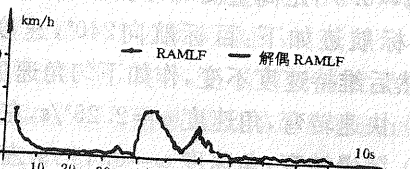
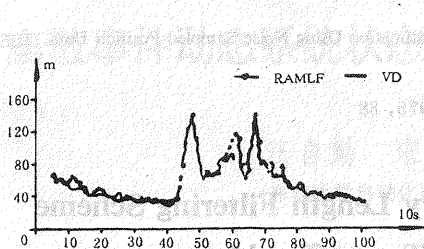
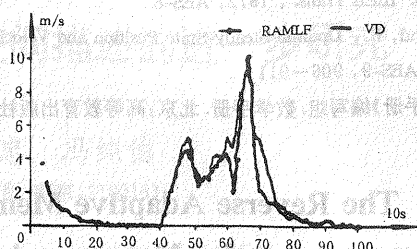
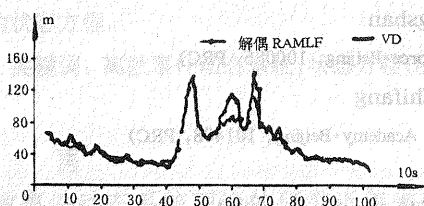
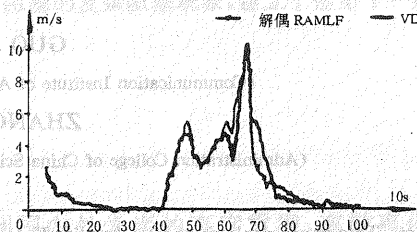


图 2(d) 缓慢转弯 y 速度均方误差曲线

图 3(a) x 位置均方误差曲线图 3(b) y 速度均方误差曲线图 4(a) x 位置均方误差曲线图 4(b) x 位置均方误差曲线

4 结束语

本文所给出的 RAMLF 算法不需要任何有关机动的滤波假设,同时又可以根据实际需要引入适当的机动假设,以改善某些估计量的估计结果,这是 RAMLF 算法的最大特点.同时应该指出的是,RAMLF 算法是采用直线模型限定记忆滤波跟踪机动目标,其状态估计不可避免地要产生时间滞后,跟踪快速机动目标时更是如此,但是诚如(2.1)式所指出的那样,如果跟踪滤波器的记忆长度足够短的话,采用直线模型所带来的估计误差和其它误差相比,可以忽略不计.事实上,目标快速机动就相当于目标直线运动方程中引入了一个很大的过程噪声,这时只要滤波器记忆长度足够短,(2.1)式仍能满足. RAMLF 算法正是通过这种记忆长度的自适应,使目标状态估计的时间滞后,保持在一定的范围内,以满足某些特定应用的需要.对变加速度(匀角速度)和匀加速度机动的计算机跟踪模拟,充分证明了本文所提出的算法是有效的.目前,本文所提出的算法已应用于实际的机动目标跟踪问题上,并取得了令人满意的结果.

参 考 文 献

- [1] Singer, R. . Estimation Optimal Tracking Filter Performance for Manned Manoeuvring Targets. IEEE Trans. , 1970, AES-6, 473—483
- [2] MaAulay, R. J. and Denlinger, E. . A Decision-directed Adaptive Tracker. IEEE Trans. , 1973, AES-9, 229—236
- [3] Chan, Y. T. , Hu, A. G. C. and Plant, J. B. . A Kalman Filter Based Tracking Scheme with Input Estimation. IEEE Trans. , 1979, AES-15, 237—243
- [4] Bar-Shalom, Y. and Birmiwal, K. . Variable Dimension Filter for Manoeuvring Target Tracking. IEEE Trans. , 1982, AES-18, 621—629
- [5] Bogler, P. L. . Tracking a Manoeuvring Target Using Input Estimation. IEEE Trans. , 1988, AES-23, 298—310.
- [6] 贾沛璋,朱征桃. 最优估计及其应用. 北京:科学出版社, 1984, 252
- [7] Spingarn, K. and Weidemann, H. L. . Linear Regression Filtering and Prediction for Tracking Manoeuvring Aircraft

Targets. IEEE Trans., 1972, AES-8

[8] Friedland, B.. Optimal Steady-State Position and Velocity Estimation Using Noise Sampled Position Data. IEEE Trans., 1973, AES-9, 906-911

[9] 《数学手册》编写组. 数学手册. 北京: 高等教育出版社, 1975, 88

The Reverse Adaptive Memory Length Filtering Scheme for Manoeuvring Target Tracking

GUO Jingshan

(Communication Institute of Air Force • Beijing, 100085, PRC)

ZHANG Zhifang

(Administration College of China Science Academy • Beijing, 101408, PRC)

Abstract: This paper deals emphatically with Kalman filtering theory applied in manoeuvring target tracking problems. Concepts of reverse filtering and detecting are proposed. On this basis a new scheme, i. e., the algorithm of tracking manoeuvring targets using reverse adaptive memory length filtering, is presented. In addition, it is also derived in this paper that the process noise variances of two-dimensional x, y Kalman tracking filtering are analytically expressed in terms of steady-state variances of speed components.

Key words: manoeuvring target tracking; adaptive Kalman filter; limited memory filter

本文作者简介

郭京善 中国人民解放军空军第三研究所工程师. 感兴趣的研究领域主要有: 动态系统建模, 时间序列分析, 估计理论及计算机软件.

张志方 中国科学技术大学教授. 中国科学技术大学管理学院副院长. 感兴趣的研究领域主要有: 动态系统建模, 时间序列分析, 控制系统 CAD, 人机环境工程等. 目前主要从事实时建模, 数据不完备系统建模和智能建模理论与方法的研究.