文章编号:1001 - 893X(2012)03 - 0305 - 05

机动目标跟踪的一种变维交互改进算法*

张亮亮,周 峰

(空军工程大学 导弹学院,陕西 三原 713800)

摘 要:为了满足工程需要,结合变维卡尔曼滤波器和 $\alpha-\beta$ 算法的优点,提出了一种卡尔曼和 $\alpha-\beta$ 变维交互替代目标跟踪算法。通过加入机动检测器监视机动,在目标发生机动时,采用高阶维数模型和卡尔曼滤波器;机动消失后,退回到低阶维数模型和 $\alpha-\beta$ 滤波器,从而实现了对机动和非机动目标的自适应跟踪,克服了因转弯机动引起的误差突跳,并显著地减少了计算量。通过 Monte Carlo 仿真进一步验证了改进算法的合理性和实用性。

关键词:机动目标跟踪;自适应跟踪;变维滤波;卡尔曼滤波;$\alpha-\beta$ 滤波;变维交互替代算法

中图分类号:TN953 **文献标志码**:A doi:10.3969/j.issn.1001 - 893x.2012.03.010

An Improved Variable Dimension and Interactive Substitution Algorithm for Maneuvering Target Tracking

ZHANG Liang-liang, *ZHOU Feng*

(Missile Institute, Air Force Engineering University, Sanyuan 713800, China)

Abstract: To meet engineering requirements, considering the advantages of Kalman filter (KF) and $\alpha-\beta$ algorithm, the algorithm of variable dimension and interactive substitution for KF and $\alpha-\beta$ is proposed. Through putting in a maneuvering detecter to monitor target movements, higher dimension model and KF are picked to track when target maneuvers, otherwise, choosing lower dimension model and $\alpha-\beta$ filter when maneuvering fades away. In this way, the improved algorithm can achieve adaptive tracking between maneuvering target and non - maneuvering target. It overcomes the error caused by turn maneuvering and reduces the calculation remarkably. Monte Carlo simulation demonstrates the availability and practicality of the improved algorithm.

Key words: maneuvering target tracking; adaptive tracking; variable dimension filter; Kalman filter; $\alpha-\beta$ filter; variable dimension and interactive substitution algorithm

1 引 言

目前,工程应用中的大多数雷达由于对其精度要求不是特别高,采用先进的跟踪算法不仅浪费资源,且实时性差。因此,人们普遍采用 $\alpha-\beta$ 滤波算法[1-2],与卡尔曼滤波(KF)[3-6]相比,其滤波增益为常数,大大减少了 KF 计算时变增益的数据量,但此算法仅适用于常速度目标,对于机动目标跟踪效果偏差。KF 能较好地实现对机动目标的跟踪,但其对状态的初始条件要求苛刻,且计算量大。为此,有学者提出了变维 KF 滤波[7-8]思想,采用机动和非机动两种模型,通过引入机动检测因子[8-9]监视目标的机动情况,实时切换目标模型达到自适应跟踪的效果,这样在整个目标跟踪过程中,目标状态变量在低阶维数和高阶维数之间切换,降低了雷达数据处理量,也提高了跟踪的实时性。但是这种算法在整个过程中采用 KF,在目标未发生机动时,仍采用 KF 算法浪费雷达资源,数据处理量大,同时在目标

* 收稿日期:2011 - 11 - 01;修回日期:2012 - 01 - 04

转弯机动时易出现误差突变。为此,本文提出利用 KF 和 $\alpha-\beta$ 两种算法进行变维交互运算,在目标未发生机动前,采用 $\alpha-\beta$ 滤波器,当检测到机动时,目标状态变量在增加维数的同时采用 KF 算法替换 $\alpha-\beta$ 进行后续滤波跟踪;机动消失后,目标状态变量退回到低阶维数模型,而滤波器也同时退回到 $\alpha-\beta$ 算法,这样在整个目标跟踪过程中,通过调整状态变量维数和切换相对应的滤波器就可以实现对目标的自适应跟踪,较全程采用 KF 相比,虽然雷达跟踪精度有所降低,但很好地消除了 KF 算法中因强转弯机动而引起的误差突跳现象,同时雷达数据处理量也大大降低,提高了雷达跟踪的实时性。

2 KF 和 $\alpha-\beta$ 滤波算法原理

KF 是用状态空间来描述系统的,由状态方程和量测方程所组成,它是用前一时刻的状态估计值和最近的观测数据来估计状态变量的当前值,并以状态变量估计值的形式给出,在一个滤波周期内,KF 实现了两个明显的信息更新过程:时间更新和量测更新过程,其算法流程图如图 1 所示。从图中可以看出,KF 具有增益计算回路和滤波计算回路两个计算回路,滤波计算回路得到了我们需要的目标状态估计值,增益计算回路实时地计算出增益值,并结合新息残差值对状态估计值进行修正,因此 KF 在每一滤波周期内,滤波增益都要计算一次,对于二维和三维的目标滤波,增益计算是矩阵的多次相乘和相加减,大大增加了计算量。为此,在大量的工程实践应用中,对于跟踪精度要求不高的雷达,人们更倾向于选择具有常增益的 $\alpha-\beta$ 滤波器,提高了数据计算效率,同时也提高了雷达跟踪目标的实时性。

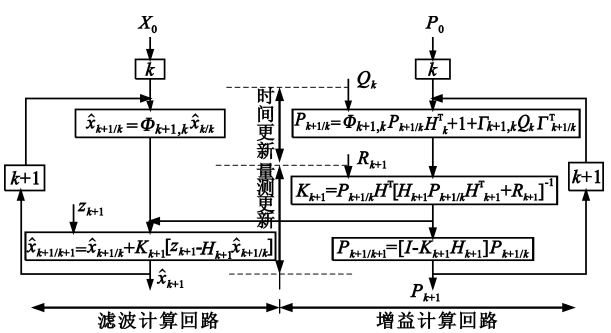

图 1 卡尔曼跟踪滤波工作流程图

Fig.1 KF work flow – process diagram

$\alpha-\beta$ 滤波器是常增益滤波器,它采用常增益来代替 KF 的时变增益,相比 KF,它只包含滤波计算回路,从而大大提高了雷达数据处理的时效性,其主要用于对匀速目标的滤波跟踪,而对于机动目标,跟踪效果并不理想,其滤波增益为

$$K_k=\begin{bmatrix}\alpha\\ \beta/T\end{bmatrix} \tag{1}$$

式中,α 和 β 为常数,它的取值与信噪比 $h=\sqrt{Q/R}$ 有关(Q 为状态噪声方差,R 为量测噪声方差)。在滤波器稳态状态下,$\alpha=\sqrt{2h}$,$\beta=Th$,通常取经验值:$\alpha=0.5$,$\beta=\alpha^2/2-\alpha$。因此在滤波开始阶段和目标机动时期,此时若采用常增益阵,滤波性能将会很差,会出现发散现象。

3 变维 KF 原理实现

变维 KF 算法是结合卡尔曼滤波原理,在目标滤波跟踪过程中采用两种模型,一种是非机动模型,另一种是机动模型,无机动时,滤波器采用非机动模型,同时用一个机动检测器监视机动,一旦检测到机动,模型立即增加一维状态变量,用高阶机动模型跟踪直至下一次判决而退回到正常的非机动模型,全程采用 KF。

3.1 两种模型的选取

对于两种模型的选取,通常非机动模型选则 CV 模型,机动模型选择 CA 模型。不妨假设为二维平面,其状态参数如下,设目标状态方程和量测方程为

$$\boldsymbol{X}(k+1)=\boldsymbol{\phi}\boldsymbol{X}(k)+\boldsymbol{G}\boldsymbol{W}(k) \tag{2}$$

$$\boldsymbol{Z}(k)=\boldsymbol{H}\boldsymbol{X}(k)+\boldsymbol{V}(k) \tag{3}$$

(1)非机动模型参数

$$\boldsymbol{X}_1=[x,\dot{x},y,\dot{y}]^{\mathrm{T}}$$

$$\boldsymbol{W}_1(k)=\begin{bmatrix}\omega_1\\ \omega_2\end{bmatrix}\qquad \boldsymbol{H}_1=\begin{bmatrix}1&0&0&0\\0&0&1&0\end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{\phi}_1=\begin{bmatrix}1&T&0&0\\0&1&0&0\\0&0&1&T\\0&0&0&1\end{bmatrix}\qquad \boldsymbol{G}_1=\begin{bmatrix}T^2/2&0\\T&0\\0&T^2/2\\0&T\end{bmatrix}$$

(2)机动模型参数

$$\boldsymbol{X}_2=[x,\dot{x},y,\dot{y},\ddot{x},\ddot{y}]^{\mathrm{T}}\qquad \boldsymbol{W}_2(k)=\begin{bmatrix}\omega_1\\ \omega_2\end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{H}_2=\begin{bmatrix}1&0&0&0\\0&0&1&0\end{bmatrix}\qquad \boldsymbol{V}=\begin{bmatrix}V_x\\V_y\end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{\phi}_2=\begin{bmatrix}1&T&0&0&T^2/2&0\\0&1&0&0&T&0\\0&0&1&T&0&T^2/2\\0&0&0&1&0&T\\0&0&0&0&1&0\\0&0&0&0&0&1\end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{G}_2=\begin{bmatrix}T^2/4&0\\T/2&0\\0&T^2/2\\0&T/2\\1&0\\0&0\end{bmatrix}$$

式中,$\boldsymbol{X}$ 是状态矢量,其中 x、y 为目标位移,$\dot{x}$、$\dot{y}$为对应的速度分量,$\ddot{x}$、$\ddot{y}$为对应的加速度;ϕ 是状态转移矩阵;G 是动态噪声矩阵;H 是测量矩阵;$W(k)$是过程噪声;$V(k)$是观测噪声;$Z(k)$是系统的观测量,其中,过程噪声 $W(k)$与观测噪声 $V(k)$是互不相关的零均值白噪声序列,即对所有的 k、j 有:

$$EW(k)=0,EV(k)=0;$$

$$\operatorname{cov}(W(k),W(j))=Q(k)\delta_{kj}$$

$$\operatorname{cov}(V(k),V(j))=R(k)\delta_{kj};$$

$$\operatorname{cov}(W(k),V(j))=0。$$

3.2　机动检测因子的定义

对于两种滤波算法,在每一个滤波周期内,均可计算获取新息残差序列 $d(k)$及其协方差矩阵 $\boldsymbol{S}(k)$,其公式实现为

$$d(k)=Z(k)-\hat{Z}(k\mid k-1)\tag{4}$$

$$\boldsymbol{S}(k)=\boldsymbol{H}(k)P(k\mid k-1)H^{\mathrm{T}}(k)+R(k)\tag{5}$$

根据以上两式可以计算出加权平方偏差如下:

$$D(k)=\boldsymbol{d}^{\mathrm{T}}(k)S(k)d(k)\tag{6}$$

由于 $d(k)$是零均值高斯随机变量,所以 $D(k)$服从 m 维自由度的 χ^2 分布,m 是$D(k)$序列分量的数目,因此不妨定义 $D(k)$的平均记忆衰退值:

$$U(k)=\alpha U(k-1)+D(k)\tag{7}$$

其中,α 满足条件 $0<\alpha<1$,定义 $L=(1-\alpha)^{-1}$作为检测机动的有效窗口长度,在高斯分布下,有:

$$\lim_{k\to\infty}E(U(k))=\frac{m}{1-\alpha}\tag{8}$$

即当滤波稳态时,$U(k)$的值主要集中在$\frac{m}{1-\alpha}$附近,如果超出了一定范围,就可以判定目标发生了机动,因此机动检测的方法为

$$U(k)\geqslant T_h\tag{9}$$

则目标在 $K-L-1$ 开始有一恒定的加速度加入,这时目标模型应由低阶非机动向高阶机动模型转换,由高阶退回到低阶模型的检测方法是检验加速度的估计值是否有统计显著性意义。令

$$U_a(k)\geqslant\sum_{j=k-L-1}^{k}D_a(j)\tag{10}$$

$$D_a(j)=\hat{\boldsymbol{a}}^{\mathrm{T}}(k\mid k)[\boldsymbol{P}_a^m(k\mid k)]\hat{\boldsymbol{a}}(k\mid k)\tag{11}$$

式中,$\hat{\boldsymbol{a}}(k\mid k)$是加速度分量的估计值,$\boldsymbol{P}_a^m(k\mid k)$是协方差矩阵的对应块,如果

$$U_a(k)\leqslant T_a\tag{12}$$

则加速度估计无显著意义,退回到低阶模型。

4　改进的 KF－α－β 变维交互替代算法

上节介绍的变维 KF 算法,是在目标整个跟踪过程中均采用 KF,这样就大大增加了计算时变增益的计算量,当目标处于非机动时,继续采用此滤波器,会浪费雷达宝贵的时间资源。为此,本文提出采用增加一个 $\alpha-\beta$ 常增益的滤波器来处理目标非机动时的跟踪。当检测到机动时,在变维的同时切换滤波器,这样就减少了计算量,提高了雷达数据处理速度。在状态变维和切换滤波器时,最核心的问题是状态变量和滤波器参数的初始化,下面给出一种初始化过程。

不妨假设目标在初始作匀速直线运动,雷达跟踪采用 $\alpha-\beta$ 滤波器,当在第 K 次检测到机动时,滤波器假定在$(K-L-1)$开始有一恒定的加速度,在窗 $K-L\sim K$ 内的估计应修正如下。

加速度在 $K-L$ 时刻的估计为

$$\ddot{\hat{X}}(k-l\mid k-l)=\frac{2[Z_1(k-l)-\hat{Z}_1(k-l\mid k-l-1)]}{T^2}\tag{13}$$

$$\ddot{\hat{Y}}(k-l\mid k-l)=\frac{2[Z_2(k-l)-\hat{Z}_2(k-l\mid k-l-1)]}{T^2}\tag{14}$$

$$\hat{Z}_1(k-l\mid k-l-1)=\hat{X}(k-l\mid k-l-1)\tag{15}$$

$$\hat{Z}_2(k-l\mid k-l-1)=\hat{Y}(k-l\mid k-l-1)\tag{16}$$

$$\hat{X}(k-l\mid k-l)=Z_1(k-l)\tag{17}$$

$$\hat{Y}(k-l\mid k-l)=Z_2(k-l)\tag{18}$$

$$\dot{\hat{X}}(k-l\mid k-l)=\dot{\hat{X}}(k-l-1\mid k-l-1)+T\ddot{\hat{X}}(k-l\mid k-l)\tag{19}$$

$$\dot{\hat{Y}}(k-l\mid k-l)=\dot{\hat{Y}}(k-l-1\mid k-l-1)+$$

$$T\dddot{\hat{Y}}(k-l|k-l) \tag{20}$$

协方差矩阵修正为

$$P_{11}(k-l|k-1)=R_{11} \tag{21}$$

$$P_{12}(k-l|k-1)=\frac{2R_{11}}{T} \tag{22}$$

$$P_{15}(k-l|k-1)=\frac{2R_{11}}{T} \tag{23}$$

$$\begin{aligned}P_{55}(k-l|k-1)=&4[R_{11}+P_{11}(k-l-1|k-l-1)+\\&2TP_{12}(k-l-1|k-l-1)+\\&T^2P_{22}(k-l-1|k-l-1)]/T^4\end{aligned} \tag{24}$$

$$\begin{aligned}P_{22}(k-l|k-1)=&\frac{4R_{11}}{T^2}+\frac{4P_{11}(k-l-1|k-l-1)}{T^2}+\\&P_{22}(k-l-1|k-l-1)+\\&\frac{4P_{12}(k-l-1|k-l-1)}{T}\end{aligned} \tag{25}$$

$$\begin{aligned}P_{25}(k-l|k-1)=&\frac{4R_{11}}{T^3}+\frac{4P_{11}(k-l-1|k-l-1)}{T3}+\\&\frac{2P_{22}(k-l-1|k-l-1)}{T}+\\&\frac{6P_{12}(k-l-1|k-l-1)}{T^2}\end{aligned} \tag{26}$$

当检测器在长度为 L 的窗口内检测到 $U(k)\geqslant T_h$ 时，在进行状态变量变维的同时初始化 KF 的初始状态值，此时采用 KF 来实现目标的跟踪，当检测器检测到 $U_a(k)\leqslant T_a$ 时，滤波器由 KF 退回到 $\alpha-\beta$，同时状态变量退回到低阶模型。在整个雷达目标跟踪过程中，可以采用此方法实现两种滤波器交互替代运算，很好地克服了单用一个滤波器带来的不足。下面的仿真结果也进一步验证了此方法的可行性。

5 仿真分析

采用 MATLAB 6.0 编写仿真程序，利用蒙特卡罗方法对跟踪滤波器进行仿真分析，仿真次数为 100 次，仿真中不妨假设一二维平面运动目标在 0～400 s 沿 Y 轴作恒速直线运动，运动速度为 −15 m/s，目标的起始点为(2 000 m，10 000 m)，在 t = 400～600 s向 X 轴方向作 90°的慢转弯，加速度为 $u_x=-u_y=0.075$ m/s^2，完成慢转弯后加速度将降为 0；从 t = 600 s开始作 90°的快转弯，加速度为 $-u_x=u_y=0.3$ m/s^2，在 t = 660 s结束转弯，加速度降至 0。雷达扫描周期为 T = 2 s，X 和 Y 独立进行观测，观测噪声的标准差均为100 m。加权衰减因子 α = 0.8，机动检测门限 T_h = 18.3，退出机动检测门限 T_a = 9.5，在目标跟踪的开始首先选择 $\alpha-\beta$ 滤波器，在第 20 次采样开始激活机动检测器，滤波器的初始化采用两点起始法。

本文首先采用变维 KF 和改进的 KF－$\alpha-\beta$ 变维交互替代算法对该目标运动轨迹进行了跟踪仿真比较，然后比较分析了各自均方根误差曲线和跟踪仿真时间，其仿真结果如图 2、图 3 和表 1 所示。

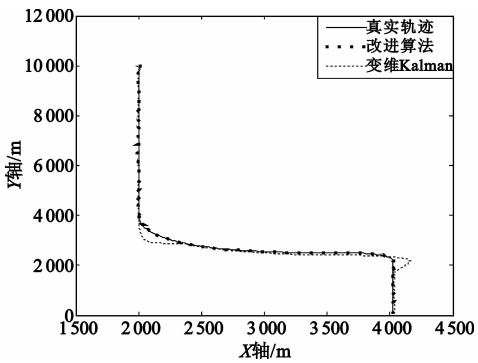

图 2 目标真实轨迹及滤波曲线

Fig.2 The true target track and the filtering curve

由图 2 可以清楚地看出：

(1)改进算法同原始变维 KF 算法一样都能够实现对机动目标较好地跟踪，这也验证了改进算法的合理性；

(2)原始算法较改进算法在非转弯机动处能够实现对目标较好地跟踪，但其在转弯机动处出现了误差突跳，效果偏差；

(3)改进算法较原始算法在转弯机动处实现了对目标较好地跟踪，消除了误差突跳现象，但在非转弯机动处，跟踪效果不如原始算法。

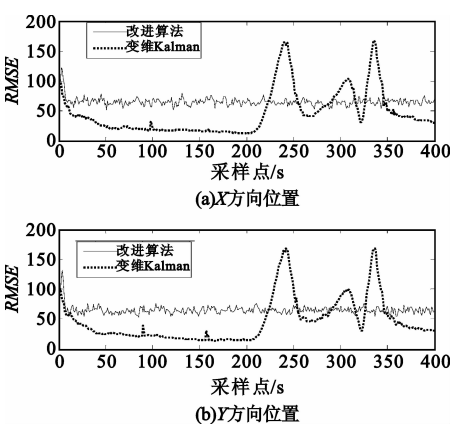

图 3 目标位置滤波均方根误差

Fig.3 RMSE of target position

表 1　两种算法仿真时间比较

Table 1 The comparison of simulation time between two algorithms

算法	仿真时间/s
变维 KF	10.074 2
改进 KF－α－β 变维交互	8.395 3

图 3 是两种算法分别对目标 X 方向和 Y 方向的位置跟踪误差均方根值,从中也可以看出,原始算法在转弯机动处误差突跳剧烈,甚至超出了雷达最大误差要求范围(100 m);而改进算法很好地消除了这一误差,且实现了在雷达整个跟踪周期内对目标的平稳跟踪,避免了因强机动转弯而导致目标跟踪丢失。其跟踪精度和原始算法相比虽然有所降低,但较单一的 α－β 算法,跟踪效果有很大改善,同时能够很好地满足整个雷达跟踪系统的精度要求。对于精度要求不太高的雷达,选择改进算法可行且实用性好。结合表 1 可知,改进算法的计算量较原始算法有一定程度的下降,从而节省了雷达宝贵的时间资源,满足了雷达跟踪的实时性要求,这一点对于工程应用中的雷达设计者来说至关重要。

6　结　论

本文基于变维 KF 和 α－β 两种算法的优点,提出采用 KF 和 α－β 两种算法进行变维交互替代运算,从而使两者的优缺点在一定程度上得到互补,仿真结果也进一步验证了这一点。此算法对于工程应用中的大多数雷达来讲是可行的,且有其优越性,但对于精度要求特别高的雷达,此算法有其局限性,也就是说不能用降低跟踪质量的代价换取低计算量和跟踪平稳性要求,应该选择更好的算法,如交互式多模型(IMM)算法,采用更先进的软硬件技术设备,这对于当今飞速发展的电子工业技术来讲,并不难实现。但在工程应用中,需要综合考虑到经济成本和雷达能力需求等各方面因素,而本文提出的新算法充分考虑到了这一点,因此具有现实意义。

参考文献:

[1] 党建武,王瑞玲,黄建国.机动目标模型的 Monte Carlo 仿真研究[J].计算机工程与应用,2003,39(13):9－12.
DANG Jian－wu, WANG Rui－ling, HUANG Jian－guo. The Study of Monte Carlo Simulation for Maneuvering Targets Modeling [J]. Computer Engineering and Applications. 2003,39(13):9－12. (in Chinese)

[2] 周宏仁,敬忠良.机动目标跟踪[M].北京:国防工业出版社,1991.
ZHOU Hong－ren, JING Zhong－liang. Maneuvering Target Tracking [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 1991. (in Chinese)

[3] Pearson J B, Stear E B. Kalman Filter Application in Airborne Radar Tracking [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, 1974, 10(3):319－329.

[4] CAO Jian, ZHU Xiao－cong, TAO Guo－liang, et al. Adaptive Robust Tracking Control of Pressure Trajectory Based on Kalman Filter [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2009, 22(3):433－439.

[5] 吴顺君,梅晓春.雷达信号处理和数据处理技术[M].北京:电子工业出版社,2004.
WU Shun－jun, MEI Xiao－chun. Radar Signal Processing and Data Processing Technology [M]. Beijing: Publishing House of Electronic Industry, 2004. (in Chinese)

[6] 丁玉美,阔永红,高新波.数字信号处理—时域离散随机信号处理[M].西安:电子科技大学出版社,2002.
DING Yu－mei, KUO Yong－hong, GAO Xin－bo. Digital Signal Processing－The Time Domain Discrete Random Signal Processing [M]. Xi′an: Xidian University Press, 2002. (in Chinese)

[7] Shalom Y B, Birmiwal K. Variable Dimension Filter for Maneuvering Target Tracking [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, 1982, 18(5):611－619.

[8] 权太范.目标跟踪新理论与技术[M].北京:国防工业出版社,2009.
QUAN Tai－fan. The New Theory and Technology of Target Tracking [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2009. (in Chinese)

[9] 万建伟,王玲.信号处理仿真技术[M].长沙:国防科技大学出版社, 2008.
WAN Jian－wei, WANG Ling. Signal Processing Simulation Technology [M]. Changsha: National University of Defense Technology Press, 2008. (in Chinese)

作者简介:

张亮亮(1986—),男,甘肃庆阳人,2008 年获学士学位,现为硕士研究生,主要研究方向为雷达信号处理;

ZHANG Liang－liang was born in Qingyang, Gansu Province, in 1986. He received the B.S. degree in 2008. He is now a graduate student. His research direction is radar signal processing.

Email:270135817@qq.com

周　峰(1973—),男,安徽六安人,2009 年获博士学位,现为副教授、硕士生导师,主要研究方向为雷达信号处理技术。

ZHOU Feng was born in Liu′an, Anhui Province, in 1973. He received the Ph.D. degree in 2009. He is now an associate professor and also the instructor of graduate students. His research concerns radar signal processing.