文章编号: 1001-5078(2006)03-0210-03

一种新的自适应扩展卡尔曼滤波算法

陈礼斌,刘 钊
(电子科技大学,四川 成都 610054)

摘 要:文中提出了一种基于加速度的当前统计模型与在保持目标推进力与速度方向成固定夹角的运动相结合的扩展卡尔曼滤波算法,仿真结果表明该方法对直线运动或是曲线运动都具有良好的跟踪性能。

关键词:扩展卡尔曼跟踪滤波器;当前统计模型;曲线运动
中图分类号: TN713^{+}. 5 **文献标识码**: A

A Novel Adaptive Extended Kalman Filtering for Algorithm

CHEN Li-bin, LIU Zhao
(University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 610054, China)

Abstract: A advanced adaptive extended kalman filtering is achieved, which combine keeping a constant propulsion-velocity angle with current statistical model for nonlinear maneuvering target based on acceleration. The simulation results indicate the algorithm has better performance on not only for straightaway tracks but also curve motion.

Key words: adaptive extended kalman filtering; current statistical model; curve motion

1 引 言

传统的扩展卡尔曼跟踪滤波器及其大多数的改进算法都以匀加速(CA)作为目标运动模型。虽然在目标作直线运动情况下效果较好,但对于圆弧等机动运动效果明显变坏,不但跟踪误差增大,并且容易出现跟踪失误。解决机动目标跟踪问题主要有以下两类方法:改变滤波器结构,代表性算法有变维滤波,多模型,交互武多模型算法;改变滤波器增益,代表算法有可调白噪声,当前统计模型算法[1]。纵观前人的各种方法,大都仅从某一个方面(增益)考虑,把曲线运动的机动完全当作随机噪声处理,这些方法从已有的误差分析入手,检测并估计机动的大小,然后通过某种手段修正滤波值;文献[2]中从改变滤波器的结构出发,采用了对加速度在保持目标推进力与速度方向成固定夹角的处理方法,虽然减小了曲线运动的跟踪误差,但对直线运动的跟踪误差与(CA)模型相比,改善不大。本文认为目标作飞行运动时的机动不是随机的,而是与目标飞行运动规律有关的。如果在基于某个重要参量条件下,同时从改进目标运动模型和滤波器增益着手,改变运动模型使之适用于飞行运动,就可以达到最好的处理效果,使之在一定程度上具有实用性。

2 扩展自适应卡尔曼滤波模型

由文献[1]可知,"当前"统计模型采用非零均值的一阶时间相关加速度模型是目前解决这个问题一个较好的方法。它认为在状态变量(加速度)与状态噪声之间存在某种物理上的内在联系。加速度的随机扰动大多数情况下并不是白噪声,即机动加速度与非零均值时间相关,而且当目标此时正以某一加速度机动时,它在下一瞬间的加速度取值范围是有效的,而且只能在"当前"加速度的邻域内。当前模型最大特点是引入了 $\ddot{X}$ 的预测,计入了因 $\ddot{X}$ 的改变对滤波的影响。设采样周期为 T,一维情况下的离散状态方程为:

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

(1)与传统的(CA)卡尔曼滤波器相比,此时状态方程增加了 U(k)$\bar{a}$项,用此描述加速度的改变。

作者简介:陈礼斌(1980 -),男,电子科技大学电子工程学院信号与信息处理专业 2003级研究生,研究方向为图像传输与处理。
收稿日期: 2005-08-15;修订日期: 2005-10-19

© 1994-2006 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

$$\Phi(k+1|k)=\begin{bmatrix}1 & T & \frac{1}{\alpha^2}(-1+\alpha T+e^{-\alpha T})\\ 0 & 1 & \frac{1}{\alpha}(1-e^{-\alpha T})\\ 0 & 0 & e^{-\alpha T}\end{bmatrix} \tag{2}$$

$$U(k)=\begin{bmatrix}\frac{1}{\alpha}(-T+\frac{\alpha T^2}{2}+\frac{1-e^{-\alpha T}}{\alpha})\\ T-\frac{1-e^{-\alpha T}}{\alpha}\\ 1-e^{-\alpha T}\end{bmatrix} \tag{3}$$

$X(k)=[x(k)\quad \dot{x}(k)\quad \ddot{x}(k)]$, $\bar{a}(k)$是机动加速度均值, a为机动时间倒数, W(k)是均值为零,方差为$\sigma_w^2=2a\sigma_a^2 q$的白噪声, q是与 a和 T有关的常量矩阵, σ_a^2为目标加速度方差,机动方差自适应调整为:

当"当前"加速度为正时:

$$\sigma_a^2(k-1)=\frac{4-\pi}{\pi}[a_{\max}-\hat{\ddot{x}}(k-1|k-1)]$$

当"当前"加速度为负时:

$$\sigma_a^2(k-1)=\frac{4-\pi}{\pi}[a_{-\max}-\hat{\ddot{x}}(k-1|k-1)]$$

$a_{\max}$与 $a_{-\max}$分别为估计目标最大,最小可能发生的机动加速度; $\hat{\ddot{x}}(k-1|k-1)$为 $k-1$时刻滤波值。

目标观测方程为:

$$Y(k)=H(k)X(k)+V(k) \tag{4}$$

其中: $H(k)=[1\quad 0\quad 0]$, V(k)是均值为零,方差为R(k)的高斯白噪声。

在"当前"滤波算法中,是把 $\hat{\ddot{x}}(k)$的一步预测 $\hat{\ddot{x}}(k|k-1)$看作"当前"加速度即随机加速度的均值有

$$\bar{a}(k)=\hat{\ddot{x}}(k|k-1), \tag{5}$$

将(5)代入(1)化简可得:

$$X(k+1|k)=\Phi_1(T)X(k|k) \tag{6}$$

其中:

$$\Phi_1(T)=\begin{bmatrix}1 & T & T^2/2\\ 0 & 1 & T\\ 0 & 0 & 1\end{bmatrix} \tag{7}$$

这就是一般的匀加速模型的状态转移矩阵 $\Phi(T)$。由上可知:在"当前"统计模型滤波自适应递推算法中,加速度始终是不变的。其一步预测方程和一般的匀加速模型一样。"当前"统计模型实质上是通过状态方程的一步预测加速度,对加速度协方差采用自适应调整,进而控制滤波增益来实现自适应的。其中加速度的有色噪声的影响表现在 $\Phi(k+1|k)$和状态噪声 Q(k)上。又由文献[2]可知,采用匀加速模型实质上是不合适的。分析一般飞行目标的运动方式可知作用于飞行目标的力大致可以划分为大小和方向恒定的力(主要是重力)和大小恒定而方向随速度方向转动相应转动的力(推进力和飞行器上的转向部件产生的附加阻力等)这样的两个部分。相应的,合加速度也可划分为方向恒定的部分和方向随目标转向而相应转动的部分。因而本文认为的扩展自适应卡尔曼滤波模型在基于匀加速模型上将两者有效的结合。它与一般的扩展卡尔曼滤波模型不同。有以下两个特点:

1)加速度的扰动是有色噪声。用 $\Phi(k+1|k)$代替一般的匀加速模型的状态转移矩阵 $\Phi(T)$,状态噪声是由 $\ddot{x}(k|k)$自适应调整;

2)飞行目标的合加速度 a由重力加速度 g和与飞行目标速度方向成固定夹角 θ的加速度 a_θ两部分组成。可以将 a_θ进一步分解为位于切向的 $a_{/\!/}$分量和位于某一个法向上的 $a_\perp$分量,则改进的运动模型可由文献[4]描述,其运动方程为:

$$\left\|\frac{d\mathbf{v}}{dt}-\mathbf{g}\right\|=\|\mathbf{a}_0-\mathbf{g}\| \tag{8}$$

$$\left(\frac{d\mathbf{v}}{dt}-\mathbf{g}\right)^{\mathrm{T}}\frac{\mathbf{v}}{\|\mathbf{v}\|}=(\mathbf{a}_0-\mathbf{g})^{\mathrm{T}}\frac{\mathbf{v}_0}{\|\mathbf{v}_0\|} \tag{9}$$

式(8)保证 a_θ的大小恒定,式(9)保证 a_θ与速度成固定夹角。

综上所述。该模型具有如下优点:

◆对加速度在统计意义和实际模型上进行描述。符合多数飞行目标的运动规律。

◆在基于加速度上对滤波器的增益和残差同时进行了调整。保证了滤波的精度。

◆无需更多的先验信息。

◆不妨碍各种机动检测方法的使用。

3 扩展自适应卡尔曼滤波算法

测量方程在极坐标下建立,目标的状态方程在笛卡儿坐标系中建立。由"当前"统计模型可得:

$$Q(k)=E[W(k)W^T(k)]=2\alpha\sigma_a^2\begin{bmatrix}q_{11} & q_{12} & q_{13}\\ q_{21} & q_{22} & q_{23}\\ q_{31} & q_{32} & q_{33}\end{bmatrix}$$

其中, $q_{11}\cdots q_{33}$的取值参见文献[1], $U(k)$用(2)式计算, $\Phi(k|k-1)$用(3)式计算状态预测:

$$\hat{X}(k|k-1)=\Phi(k|k-1)\hat{X}(k-1|k-1)+U(k)\bar{a}(k)$$

$$P(k|k-1)=\Phi(k|k-1)P(k-1|k-1)\Phi^T(k|k-1)+Q(k-1)$$

滤波增益: $K(k)=P(k|k-1)H^T(k)[H(k)P(k|k-1)H^T(k)+R(k)]^{-1}$

状态更新: $X(k|k)=\hat{X}(k|k-1)+K(k)[Z(k)-H(k)\hat{X}(k|k-1)]$

$$P(k|k)=[I-K(k)H(k)]P(k|k-1)$$

其中: $\ddot{x}(k|k-1)=\ddot{x}(k-1|k-1)$,

$$H(k)=\left.\frac{\partial[h(k,x(k))]}{\partial x}\right|_{x=\hat{x}(k|k-1)}$$

© 1994-2006 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

为了对 $a_{//}$和 $a_{\perp}$的比值大小始终保持不变,把每次得到的 $\hat{X}(k|k-1)$调整为 $\hat{X}'(k|k-1)$。要使 a_θ满足大小不变和与速度成固定夹角只要保持 $a_{//}$和 $a_{\perp}$大小不变就可以了,所以考虑将 k时刻加速分量 $(\hat{a}_k - g)$沿速度 $\hat{v}_k$方向做正交分解,得到 $a_{//}$和 $a_{\perp}$的大小,然后把 $a_{//}$和 $a_{\perp}$分别放在预测速度 $\hat{v}_{k+1/k}$的切向和法向上重新合成,再加上重力就得到调整后的加速度预测值 $\hat{a}_{k+1/k}$。改进后的卡尔曼滤波器各个滤波方程中用 $\hat{x}'_{k+1/k}$代替 $\hat{x}_{k+1/k}$,其他则均无变化。受影响的方程如下:

探测量的预测 $\hat{Z}(k|k-1) = H(k)\hat{X}'(k|k-1)$

残差 $\tilde{Z}(k|k-1) = Z(k) - H(k)\hat{X}'(k|k-1)$

状态更新方程 $\hat{X}(k|k-1) = \hat{X}'(k|k-1) + K(k)[Z(k) - H(k)\hat{X}(k|k-1)]$

4 实验结果与分析

航迹 1	当前统计模型	改进自适应扩展卡尔曼滤波(本算法)	"李"模型(文献[4])
ρ方向最大误差	122.6569340	122.6569340	130.4617420
θ方向最大误差	0.0119410	0.0119410	0.0119940
φ方向最大误差	0.0159250	0.0159250	0.0158230
ρ方向平均误差	**42.1188978**	**42.1188978**	**52.9172450**
θ方向平均误差	0.0035931	0.0035931	0.0036996
φ方向平均误差	0.0046761	0.0046761	0.0048849
ρ方向误差的标准差	51.2463621	51.2463621	52.8770542
θ方向误差的标准差	0.0042891	0.0042891	0.0044160
φ方向误差的标准差	0.0057124	0.0057124	0.0059577

航迹 2	当前统计模型	改进自适应扩展卡尔曼滤波(本算法)	"李"模型(文献[4])
ρ方向最大误差	213.6054720	132.5198120	145.7146700
θ方向最大误差	0.0197390	0.0160180	0.0168520
φ方向最大误差	0.0207800	0.0205210	0.0221060
ρ方向平均误差	**61.6865422**	**42.3911274**	**47.1454481**
θ方向平均误差	0.0047411	0.0042663	0.0046405
φ方向平均误差	0.0073813	0.0074462	0.0079431
ρ方向最大误差	67.4784872	53.9392340	60.0967012
θ方向误差的标准差	0.0060069	0.0056292	0.0061034
φ方向误差的标准差	0.0089481	0.0088372	0.0094425

试验航迹为航迹模拟器产生的三条模拟航迹。滤波器状态向量为 $\mathbf{x} = (x\ \dot{x}\ \ddot{x}\ y\ \dot{y}\ z\ \dot{z}\ \ddot{z})^T$,探测向量为 $\mathbf{z} = (r\ \theta\ \phi)^T$,探测误差正态分布,且 $\sigma_r = 100\text{m}$, $\sigma_\theta = 0.0087\text{rad}$, $\sigma_\phi = 0.0150\text{rad}$,探测器的扫描周期为 1s, $\alpha = 1/20$。

航迹 1:匀加速直线运动,起始坐标(1000, 1000, 1000),起始速度 100m/s, $a = 10\text{m/s}^2$;

航迹 2:顺时针圆弧运动,起始坐标(1000, 1000, 1000),起始速度 100m/s, $a = 10\text{m/s}^2$;

航迹 3:先匀加速直线运动 30s, $a = 10\text{m/s}^2$,然后顺时针圆弧运动 40s, $a = 10\text{m/s}^2$。

航迹 3	当前统计模型	改进自适应扩展卡尔曼滤波(本算法)	"李"模型(文献[4])
ρ方向最大误差	210.6501110	182.3527530	212.5208050
θ方向最大误差	0.0128470	0.0134830	0.0129580
φ方向最大误差	0.0336930	0.0284240	0.0343030
ρ方向最大误差	47.5398053	47.3183767	47.0140909
θ方向平均误差	0.0036253	0.0037397	0.0039745
φ方向平均误差	0.0086399	0.0088251	0.0085454
ρ方向最大误差	**63.2121993**	**60.5835729**	**61.2805739**
θ方向误差的标准差	0.0045568	0.0046827	0.0049456
φ方向误差的标准差	0.0117049	0.0107964	0.0115095

上面统计可以看出,对于航迹 1,本算法具有和当前统计模型同样的精度,对于"李"模型有了一定程度上的改善,特别是在 ρ方向平均误差上,改善较大;对于航迹 2,本算法在"李"模型上有了改善,表明预测加速度在对增益和残差都有了自适应中起到了积极作用,同样在 ρ方向平均误差上有较大改善;对于航迹 3,三个滤波器滤波结果都差不多,在 ρ方向误差的标准差上,本算法是三者中最好的。所以目标无论作直线飞行的情况还是作圆弧飞行;或是两者的结合的情况,改进模型的结果都能取得满意结果。

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.

[2] 李红昕,王帅,刘钊. 卡尔曼跟踪滤波器的一种改进的运动模型[J]. 信号处理, 2004, 06.

[3] A 费里那,等. 雷达数据处理[M]. 匡永胜,等译. 北京:国防工业出版社.

[4] A H Jazwinski Adaptive filtering; Automatics, 1969(5): 475 - 485.

[5] Y T Chan, A G C Hu, J B Plant A Kalman filter based tracking scheme with input estimation[J]. IEEE Trans Aerosp. & Electron. Syst, 1979, AES - 15, (3): 237 - 244.

[6] Y T Chan, J B Plant, J R T Bottomley. A Kalman tracker with a simple input estimator[J]. IEEE Trans Aerosp. & Electron Syst, 1982, AES - 18, (2): 235 - 241.

© 1994-2006 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net