

变维自适应交互式多模型跟踪算法

毛少锋¹, 冯新喜¹, 刘玉磊¹, 危璋¹, 郑晓梅²

(1. 空军工程大学信息与导航学院, 西安 710077; 2. 空军哈尔滨飞行学院, 哈尔滨 150001)

摘要: 针对传统的交互式多模型(IMM)算法通常采用相同维数的模型进行滤波,存在较大的模型误差以及当前统计模型(CS)中的参数需要合理设定的问题,提出一种变维自适应交互式多模型(AIMM)跟踪算法。该算法首先利用维数变换,将不同维数的模型转换为统一的维数进行交互滤波,使之适用于一般的机动目标,减少模型跟踪误差;然后通过引入由残差信息定义的调整因子对CS模型中的参数自适应调整,提高模型与实际运动模式的匹配程度;最后将参数调整后的CS模型反馈到变维IMM算法中,来改善跟踪性能。仿真实验表明,与传统变维IMM算法相比,文中所提算法在有效跟踪机动目标的同时,提高了目标的跟踪精度。

关键词: 机动目标跟踪; 维数变换; 交互式多模型算法; 调整因子

中图分类号: TN953 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2015)02-0036-05

A Variable Dimension Adaptive IMM Tracking Algorithm

MAO Shao-feng¹, FENG Xin-xi¹, LIU Yu-lei¹, WEI Zhang¹, ZHENG Xiao-mei²

(1. Institute of Information and Navigation, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China;

2. Air Force Harbin Flight Academy, Harbin 150001, China)

Abstract: The traditional IMM filtering algorithm with model of the same dimension has the problem of a relatively large error, and it is difficult for Current Statistical (CS) model to set reasonable parameters. To solve the problems, we proposed a variable dimension adaptive IMM algorithm (AIMM) for tracking a maneuvering target. The algorithm firstly makes dimension variation processing to make the model with unified dimension, which is applicable to common maneuvering target, and can reduce the model tracking error. After that, the function based on residual information is used to adjust the CS model parameters, to improve the match degree between the model and the actual motion model. Finally, the improved CS mode is fed back to the variable dimension IMM for increasing tracking performance. The simulation results show that: Compared with the traditional variable dimension IMM algorithm, the proposed algorithm has higher tracking accuracy while keeping effective tracking on maneuvering target.

Key words: maneuvering target tracking; variable dimension; interacting multiple model algorithm; adjustment factor

0 引言

随着飞行器机动性能的不断提高,目标随时都可能出现转弯、闪避或者其他特殊的攻击姿态等机动现象^[1],为了解决单模型算法对机动目标跟踪时精度下降的问题,文献[2-3]提出了交互式多模型算法(IMM)。传统的IMM算法多采用相同维数的模型进

行交互滤波,但在实际运动中,往往需要将不同维数的模型进行交互,文献[4]提出了一种变维交互作用多模型滤波方法,通过对不同维数的模型交互,使之适用于一般的机动目标,减少了跟踪误差。

IMM算法的跟踪效果一般取决于其模型的选择、模型的个数以及模型的参数,然而,增加模型集的模型数量不仅会增加计算复杂度,而且会降低跟踪性能^[5-6]。因此,从模型以及模型参数的角度考虑,利用当前统计模型(CS)对机动目标良好的自适应性已成为提高目标跟踪精度的重要方法^[7]。文献[8]使用模糊推理技术,使系统状态噪声方差随着目标机动自适应调整,提高了系统在目标做非机动或者弱机动时的

收稿日期:2014-04-16 修回日期:2014-04-29

基金项目:陕西省自然科学基金(2011JM8023)

作者简介:毛少锋(1989—),男,陕西澄城人,硕士生,研究方向为目标跟踪。

跟踪精度,但对隶属度函数的构建比较复杂;文献[9]利用量测残差的统计距离来检测目标机动,自适应调整预设加速度极限值,但在目标突发机动时,这种调整可能会产生较大误差且存在滞后性;文献[10]通过在IMM算法中计算得到的模型概率,自适应调整当前统计模型中的目标加速度,但对弱机动效果不是很明显;文献[11]提出机动频率和加速度方差同步自适应算法,能够有效增强对目标运动状态变化的自适应能力,但对匀速目标的跟踪精度不够高。

针对以上问题,综合利用变维IMM算法和CS模型的优点,提出一种变维自适应交互式多模型跟踪算法。首先通过维数变换,将不同维数的模型转换成相同维数进行交互,然后通过引入残差信息定义的调整因子,来自适应调整CS模型中的参数,克服模型中一些参数需要合理设定的困难。仿真结果表明,该算法在一定程度上提高了跟踪精度,改善了跟踪性能。

1 目标运动模型集

本文选用匀速运动(CV)模型和CS模型构成的模型集来对目标的运动模式进行描述。其中,目标匀速运动段主要用CV模型来描述,目标机动段主要用CS模型来描述。在变维IMM中主要是对CS模型的参数进行自适应调整,以便适应目标不同程度的机动,对于CV模型的过程可参考文献[1]。下面主要对CS模型进行说明,定义基于CS模型目标运动的状态方程为

$$X(k) = \mathbf{F}X(k-1) + \mathbf{G}\bar{a}(k-1) + W(k-1) \quad (1)$$

式中: $\bar{a}(k-1)$ 为机动加速度均值,一般假设为前一时刻的加速度估计值; \mathbf{F} 为状态转移矩阵; \mathbf{G} 为输入控制矩阵,即

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & T & A \\ 0 & 1 & B \\ 0 & 0 & C \end{bmatrix}, \quad \mathbf{G} = \begin{bmatrix} D \\ E \\ F \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\begin{cases} A = (-1 + \alpha T + e^{-\alpha T})/\alpha^2 \\ B = (1 - e^{-\alpha T})/\alpha \\ C = e^{-\alpha T} \\ D = (-T + \alpha T^2/2 + B)/\alpha \\ E = T - B \\ F = 1 - C \end{cases} \quad (3)$$

α 为机动频率常数; T 为采样间隔; $W(k-1)$ 为过程噪声,方差为 $\mathbf{Q} = 2\alpha\sigma_a^2\mathbf{Q}_0$, \mathbf{Q}_0 是与 α 和 T 有关的常量矩阵,具体的表达式见文献[1], σ_a^2 为目标的加速度方差,即

$$\sigma_a^2 = \begin{cases} \frac{4-\pi}{\pi} [a_{\max} - \bar{a}(k-1)]^2 & \bar{a}(k-1) \geq 0 \\ \frac{4-\pi}{\pi} [a_{-\max} + \bar{a}(k-1)]^2 & \bar{a}(k-1) < 0 \end{cases} \quad (4)$$

式中, a_{\max} 与 $a_{-\max}$ 分别为目标最大正、负加速度。

目标运动的量测方程为

$$Z(k) = \mathbf{H}X(k) + V(k) \quad (5)$$

式中, $V(k)$ 为观测噪声,服从 $N(0, \mathbf{R})$,而 \mathbf{R} 为量测噪声协方差矩阵。

2 变维自适应交互多模型跟踪算法

2.1 变维IMM算法

由于交互式多模型算法在对目标进行跟踪时,常采用相同维数的模型交互,容易产生模型误差,仅采用二维模型不适用于目标进行机动的情况,采用三维模型时,虽然对目标机动有较好的跟踪效果,但对目标匀速运动时又会带来较大的跟踪误差。

因此,就需要在滤波初始状态时对模型的维数进行变维处理^[12],假设四维矢量为 $\mathbf{R}_4 = (x \dot{x} y \dot{y})^T$,六维矢量为 $\mathbf{R}_6 = (x \dot{x} \ddot{x} y \dot{y} \ddot{y})^T$,它们之间的变换关系为

$$\begin{cases} \mathbf{T}_{46}\mathbf{R}_4 = \mathbf{R}_6 \\ \mathbf{R}_4 = \mathbf{T}_{46}^T\mathbf{R}_6 \end{cases} \quad (6)$$

式中,转换矩阵

$$\mathbf{T}_{46} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (7)$$

通过上面的维数转换矩阵,分别在滤波初始、似然函数计算、滤波组合等步骤进行变换,这样就可以利用不同维数的模型进行交互滤波处理。

2.2 模型参数的自适应调整

从CS模型的状态方程中可以看到,状态转移矩阵 \mathbf{F} 和噪声矩阵 \mathbf{Q} 都含有机动频率 α ,而 α 是根据经验数据预先确定的,随着目标状态的改变,就需要对 α 进行自适应调整,使其接近真实状态;同理,目标的加速度方差 σ_a^2 直接受到 a_{\max} 的影响,如果 a_{\max} 选得太大,虽然能够覆盖较多的机动形式,提高了跟踪能力,但系统的稳态误差也会增大,相反,如果选得太小,则会减少可能的机动形式,虽然减小了跟踪系统的稳态误差,但降低了对强机动目标的跟踪。

因此,针对以上问题,引入调整因子对其进行调节,提高对机动目标的跟踪精度。其中,自适应调整一般都是基于残差信息进行调整的,残差信息向量为

$$\mathbf{v}(k) = Z(k) - \mathbf{H}(k)x(k|k-1) \quad (8)$$

定义残差信息的范数为

$$\mathbf{D}(k) = \mathbf{v}^T(k)\mathbf{S}^{-1}(k)\mathbf{v}(k) \quad (9)$$

残差协方差为

$$\mathbf{S}(k) = \mathbf{H}(k)\mathbf{P}(k|k-1)\mathbf{H}^T(k) + \mathbf{R}(k) \quad (10)$$

式中: $\mathbf{v}(k)$ 为残差信息向量; $\mathbf{S}(k)$ 为残差信息协方差矩阵。当运动目标发生机动时, $\mathbf{D}(k)$ 增大, 因此, 可以用前后两个时刻残差向量范数的差异, 即 $\mathbf{D}(k)$ 与 $\mathbf{D}(k-1)$ 的差异来表征目标发生机动的强弱。

当目标机动较弱时, 前后两个时刻的残差范数差异较小, 模型参数也应较小; 当目标机动较强时, 前后两个时刻的残差范数差异较大, 模型中的各参数也应随之迅速增大以满足对机动目标的精确跟踪。由于指数函数^[13]在其区间内严格单调递增, 并且其变化率在函数值较小时数值比较小, 随着函数值增大, 变化率的数值迅速增大, 这种性质符合上述机动特性, 因此适合作为调整因子^[14]。考虑上述特点, 调整因子具体选择为

$$\lambda(k) = \exp[\mathbf{D}(k)/\mathbf{D}(k-1)] \quad (11)$$

假设目标初始机动频率为 α_0 , 加速度的最大正、负初始值分别为 $\mathbf{a}_{\max 0}$ 和 $\mathbf{a}_{-\max 0}$, 可对 CS 模型中的各参数进行如下自适应调整

$$\begin{cases} \alpha(k) = \lambda(k)\alpha_0 \\ \mathbf{a}_{\max}(k) = \lambda(k)\mathbf{a}_{\max 0} \\ \mathbf{a}_{-\max}(k) = \lambda(k)\mathbf{a}_{-\max 0} \end{cases} \quad (12)$$

其中, 在对目标进行跟踪时, 需要根据不同的机动来自适应调整增益, 当系统中前一个时刻的状态预测协方差矩阵确定后, 系统增益只取决于机动频率 α 和加速度最大值 \mathbf{a}_{\max} 。通过分析调整后的表达式可知, 当目标发生机动时, $\lambda(k)$ 大于 1, 当目标发生强机动时, $\lambda(k)$ 远远大于 1, 这就使得在对机动目标进行跟踪时, 可以根据系统中前后两个时刻残差向量范数的差异来调整模型参数, 并且尽量与目标的真实运动变化情况保持一致, 在一定程度上提高了目标的跟踪精度。

2.3 变维 AIMM 算法

与传统 IMM 算法不同的是, 本文算法主要针对不同维数的模型在进行交互滤波时, 自适应调整 CS 模型中的参数。具体的算法流程如下所述。

1) 状态估计交互。

模型预测概率为

$$\bar{c}_j = \sum_{i=1}^r \mathbf{p}_{ij}\mu_i(k-1) \quad (13)$$

式中: \mathbf{p}_{ij} 为马尔科夫模型转移概率, 通常都是先验给定的, 这里假定与模型的驻留时间无关; r 为模型的个数, 本文选用 2 个不同维数的模型来说明, 模型 1 为二维 CV 模型, 模型 2 为三维 CS 模型; μ_i 为模型的概率, 滤波初始阶段, 通常预先根据系统特性给定。

模型到模型的混合概率为

$$\mu_{ij}(k-1|k-1) = \frac{\sum_{i=1}^r \mathbf{p}_{ij}\mu_i(k-1)}{\bar{c}_j} \quad (14)$$

模型的混合状态估计为

$$\hat{\mathbf{X}}_{0j}(k-1|k-1) = \mathbf{T}_{46}\hat{\mathbf{X}}_1(k-1|k-1)\mu_{1j}(k-1|k-1) + \hat{\mathbf{X}}_2(k-1|k-1)\mu_{2j}(k-1|k-1) \quad (15)$$

模型的混合状态协方差估计为

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{0j}(k-1|k-1) = & \mu_{1j}(k-1|k-1)\mathbf{T}_{46}\mathbf{P}_1(k-1|k-1)\mathbf{T}_{46}^T + \\ & \mu_{1j}(k-1|k-1)[\mathbf{T}_{46}\hat{\mathbf{X}}_1(k-1|k-1) - \hat{\mathbf{X}}_{0j}(k-1|k-1)] + \\ & \mu_{1j}(k-1|k-1)[\mathbf{T}_{46}\hat{\mathbf{X}}_1(k-1|k-1) - \hat{\mathbf{X}}_{0j}(k-1|k-1)]^T + \\ & \mu_{2j}(k-1|k-1)\mathbf{P}_2(k-1|k-1) + \\ & \mu_{2j}(k-1|k-1)[\hat{\mathbf{X}}_2(k-1|k-1) - \hat{\mathbf{X}}_{0j}(k-1|k-1)] + \\ & \mu_{2j}(k-1|k-1)[\hat{\mathbf{X}}_2(k-1|k-1) - \hat{\mathbf{X}}_{0j}(k-1|k-1)]^T \end{aligned} \quad (16)$$

2) 模型条件滤波。

由于模型 1 为二维非机动模型, 在进行卡尔曼滤波时, 混合后的模型滤波初始值需要转换为二维滤波初始值进行滤波。其中, 转换后的初始值为

$$\hat{\mathbf{X}}_{01}(k-1|k-1) = \hat{\mathbf{X}}_1(k-1|k-1)\mu_{11}(k-1|k-1) + \mathbf{T}_{46}^T\hat{\mathbf{X}}_2(k-1|k-1)\mu_{21}(k-1|k-1) \quad (17)$$

对于模型 j 进行卡尔曼滤波, 得到相应的滤波输出状态和协方差, 其中, 三维模型采用参数自适应调整的 CS 模型。

状态的一步预测为

$$\hat{\mathbf{X}}_j(k|k-1) = \mathbf{F}\hat{\mathbf{X}}_{0j}(k-1|k-1) + \mathbf{G}\bar{\mathbf{a}}(k-1) \quad (18)$$

状态一步预测协方差为

$$\mathbf{P}_j(k|k-1) = \mathbf{F}\mathbf{P}_{0j}(k-1|k-1)\mathbf{F}^T + \mathbf{Q}(k) \quad (19)$$

卡尔曼增益为

$$\mathbf{K} = \mathbf{P}_j(k|k-1)\mathbf{H}^T[\mathbf{H}\mathbf{P}_j(k|k-1)\mathbf{H}^T + \mathbf{V}(k)]^{-1} \quad (20)$$

滤波输出为

$$\hat{\mathbf{X}}_j(k|k) = \hat{\mathbf{X}}_j(k|k-1) + \mathbf{K}[\mathbf{Z}(k) - \mathbf{H}\hat{\mathbf{X}}_j(k|k-1)] \quad (21)$$

滤波协方差为

$$\mathbf{P}_j(k|k) = (\mathbf{I} - \mathbf{K}\mathbf{H})\mathbf{P}_j(k|k-1) \quad (22)$$

3) 模型概率更新。

模型 j 的似然函数为

$$\Lambda_j(k) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |S_j(k)|} \exp\left[-\frac{1}{2}\mathbf{v}_j^T S_j^{-1}(k)\mathbf{v}_j\right] \quad (23)$$

模型 j 的概率更新为

$$\mu_j(k) = \Lambda_j(k)\bar{c}_j / \sum_{j=1}^r \Lambda_j(k)\bar{c}_j \quad (24)$$

4) 模型状态输出。

状态估计为

$$\hat{\mathbf{X}}(k|k) = \mathbf{T}_{46}\hat{\mathbf{X}}_1(k|k)\mu_1(k) + \hat{\mathbf{X}}_2(k|k)\mu_2(k) \quad (25)$$

协方差估计为

$$\begin{aligned} \mathbf{P}(k|k) = & \mu_1(k)\mathbf{T}_{46}\mathbf{P}_1(k|k)\mathbf{T}_{46}^T + \mu_1(k)[\mathbf{T}_{46}\hat{\mathbf{X}}_1(k|k) - \\ & \hat{\mathbf{X}}(k|k)] \cdot [\mathbf{T}_{46}\hat{\mathbf{X}}_1(k|k) - \hat{\mathbf{X}}(k|k)]^T + \mu_2(k)\mathbf{P}_2(k|k) + \end{aligned}$$

$$\mu_2(k) [\hat{X}_2(k|k) - \hat{X}(k|k)] \cdot [\hat{X}_2(k|k) - \hat{X}(k|k)]^T \quad (26)$$

变维 AIMM 算法的流程如图 1 所示。

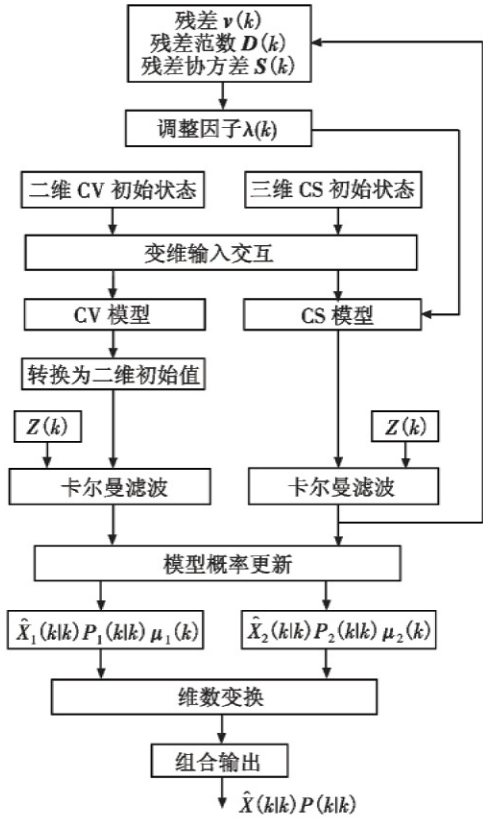


图 1 变维 AIMM 算法流程图

Fig. 1 The flow chart of variable dimension AIMM

3 仿真比较

为了验证算法的有效性,将该算法与变维 IMM 算法进行比较分析。

3.1 仿真环境

假设目标的初始位置为(120 000 m,2000 m),初始速度为(-426 m/s,0 m/s),运动时间为 90 s。传感器的采样周期 $T=1$ s,观测噪声标准差为 100,测角误差为 0.017 5 rad, Monte Carlo 仿真次数为 100,目标发生机动的时刻及加速度大小如表 1 所示。

表 1 目标机动运动情况

Table 1 Parameters of target maneuvering

机动时刻/s	x 方向加速度/($m \cdot s^{-2}$)	y 方向加速度/($m \cdot s^{-2}$)
31	5	-10
38	-8	18
49	10	-20
61	0	30
65	-10	-8
66	-5	0
81	5	0

在对目标进行跟踪的过程中,采用二维 CV 模型

和三维 CS 模型进行滤波,其中,模型的一些参数如下所述。

二维模型为:

$$F = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, Q = q \begin{bmatrix} T^3/3 & T^2/2 & 0 & 0 \\ T^2/2 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & T^3/3 & T^2/2 \\ 0 & 0 & T^2/2 & T \end{bmatrix}$$

其中,状态噪声协方差系数 q 为 0.1。

三维模型为:初始机动频率取 $\alpha=1/20$,最大加速度 $a_{\max}=50 \text{ m/s}^2, a_{\min}=-50 \text{ m/s}^2$ 。模型初始概率为 $\mu = [0.5 \ 0.5]$,马尔科夫模型转移概率为: $p_{ij} = \begin{bmatrix} 0.9 & 0.1 \\ 0.1 & 0.9 \end{bmatrix}$ 。

3.2 仿真结果及分析

图 2 为目标的位置跟踪曲线,图 3 和图 4 分别是目标在 x, y 方向的位置均方根误差曲线,图 5 和图 6 分别是目标在 x, y 方向的速度均方根误差曲线,表 2 为两种算法的均方根误差的均值对比。

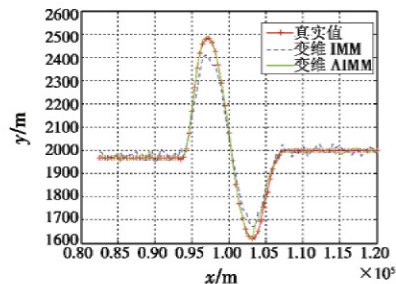


图 2 目标位置估计

Fig. 2 The estimation of target position

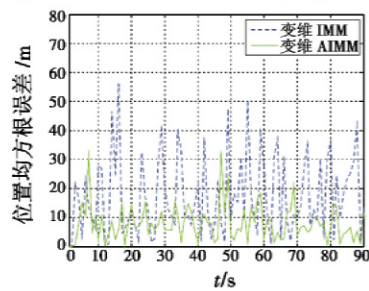


图 3 x 方向位置均方根误差

Fig. 3 The RMSE of position in x direction

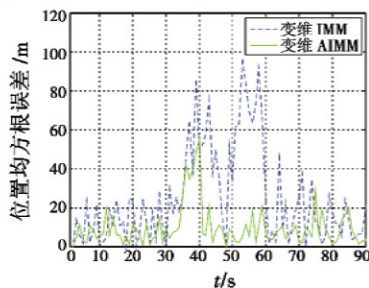


图 4 y 方向位置均方根误差

Fig. 4 The RMSE of position in y direction

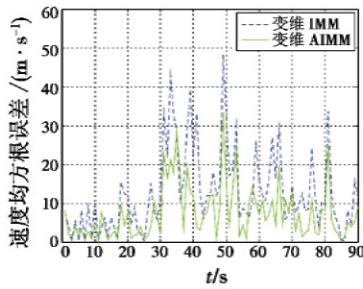
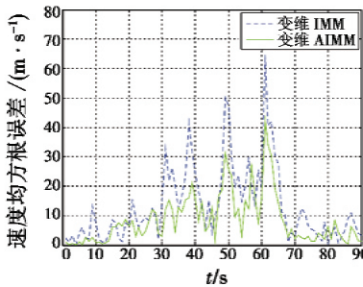
图5 x 方向速度均方根误差Fig. 5 The RMSE of velocity in x direction图6 y 方向速度均方根误差Fig. 6 The RMSE of velocity in y direction

表2 各算法均方根误差的均值

Table 2 The mean of RMSE of each algorithm

滤波算法	x 方向		y 方向	
	位置/m	速度/($m \cdot s^{-1}$)	位置/m	速度/($m \cdot s^{-1}$)
变维 IMM	16.12	12.85	21.92	14.27
变维 AIMM	10.35	7.42	14.89	8.61

由仿真结果可以看出,两种算法都可以实现对一般机动目标的跟踪,在初始的0~20 s和末端66~90 s目标处于弱机动情形下,变维 AIMM 算法较变维 IMM 算法均方根误差相对较小,可以实现对弱机动目标较好的跟踪。而在目标发生蛇形机动时刻,当目标加速度连续快速大幅度阶跃变化时,变维 AIMM 算法较变维 IMM 算法的跟踪误差减小得比较明显,原因在于当目标发生突然机动时,残差信息会增大,使得模型参数随着目标机动不断进行自适应调整,在模型先验知识未知的情况下,可以提高对强机动目标良好的跟踪能力。

表2给出了两种算法的跟踪 RMSE 平均值,在目标不同机动强度情况下,本文算法的平均跟踪误差均小于变维 IMM,实现了对机动目标的跟踪,提高了跟踪精度。与变维 IMM 算法相比,变维 AIMM 算法改善了对弱机动目标的跟踪性能,跟踪精度提高了21.5%;对强机动目标跟踪性能有所增加,跟踪精度提高了34.9%。在运行时间上,变维 IMM 用时0.027 6 s,而变维 AIMM 用时0.032 4 s,运算量增加了17.4%,原因在于增加了调整因子的计算。

4 总结

为了提高跟踪机动目标的精度,提出了变维自适

应交互式多模型跟踪算法。在变维 IMM 算法的基础上,首先将不同维数的模型映射成相同维数,之后利用引入的由残差信息定义的调整因子对 CS 模型中的参数进行调整,以适应目标不同程度的机动。仿真结果表明,该算法可以实现对机动目标较好的跟踪,同变维 IMM 相比,变维 AIMM 在目标进行机动时具有较小的跟踪误差,提高了跟踪机动目标的能力。

需要指出的一点是,本文只是在变维 IMM 的基础上对 CS 的模型参数进行调整,为了更好地提高目标跟踪精度,针对模型切换过程中的模型驻留时间以及状态转移概率的调整,如何将这信息整合在一起,并应用到变维 IMM 中将是下一步要解决的重点问题。

参考文献

- [1] 何友,修建娟,张晶炜,等. 雷达数据处理及应用[M]. 北京:电子工业出版社,2009. (HE Y, XIU J J, ZHANG J W, et al. Radar data processing with application[M]. Beijing:Electronic Industry Publishing House, 2009.)
- [2] BAR-SHALOM Y, FORTMANN T. Tracking and data association[M]. San Diego:Academic Press, 1988.
- [3] BLOM H A P. An efficient filter for abruptly changing systems[C]//Proceedings of the 23rd Conference on Decision and Control, 1984:656-658.
- [4] 钱琼芬,徐毓,金宏斌. 变维交互作用多模型滤波方法[J]. 计算机测量与控制,2005,13(8):830-832. (QIAN Q F, XU Y, JIN H B. Interacting multiple model algorithm with variable dimension[J]. Computer Automated Measurement & Control, 2005, 13(8):830-832.)
- [5] 谭顺成,王国宏,王娜,等. 改进的交互式当前统计模型算法[J]. 电光与控制,2011,18(4):22-25. (TAN S C, WANG G H, WANG N, et al. An improved interacting current statistical model algorithm[J]. Electronics Optics & Control, 2011, 18(4):22-25.)
- [6] LI X R, BAR-SHALOM Y. Multiple model estimation with variable structure[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1996, 41(4):478-493.
- [7] 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. (ZHOU H R, JING Z L, WANG P D. Maneuvering target tracking[M]. Beijing:National Defense Industry Publishing House, 1991.)
- [8] 巴宏欣,赵宗贵,杨飞,等. 机动目标的模糊自适应跟踪算法[J]. 系统仿真学报,2004,16(6):1181-1183. (BA H X, ZHAO Z G, YANG F, et al. Fuzzy adaptive tracking algorithm for maneuvering target[J]. Journal of System Simulation, 2004, 16(6):1181-1183.)

(下转第45页)

- [3] 张砚,李先颖,满益云. 基于凸集投影法和复数小波包域的遥感图像上采样研究[J]. 计算机学报,2011,34(3):482-488. (ZHANG Y, LI X Y, MAN Y Y. Remote sensing images upsampling based on projection onto convex sets and complex wavelet packet transfer[J]. Chinese Journal of Computers, 2011, 34(3):482-488.)
- [4] 杨欣,唐庭阁,费树岷,等. 基于投影修正和 POCS 的图像超分辨率重建[J]. 江苏大学学报:自然科学版,2013,34(5):564-568. (YANG X, TANG T G, FEI S M, et al. Image reconstruction with super-resolution based on projection modification and POCS[J]. Journal of Jiangsu University: Natural Science Edition, 2013, 34(5):564-568.)
- [5] 张新明,沈兰荪. 基于多尺度边缘保持正则化的超分辨率复原[J]. 软件学报,2003,14(6):1075-1081. (ZHANG X M, SHEN L S. Super-resolution restoration with multi-scale edge-preserving regularization[J]. Journal of Software, 2003, 14(6):1075-1081.)
- [6] 孟庆武. 预估计混叠度的 MAP 超分辨率处理算法[J]. 软件学报,2004,15(2):207-214. (MENG Q W. An aliasing degree pre-estimated MAP algorithm of super-resolution processing[J]. Journal of Software, 2004, 15(2):207-214.)
- [7] 徐鹏宇,傅山. 基于 HMRF 先验模型的超分辨率重建[J]. 计算机工程,2009,35(17):213-214,216. (XU P Y, FU S. Super resolution reconstruction based on HMRF prior model[J]. Computer Engineering, 2009, 35(17):213-214,216.)
- [8] 王静,章世平,孙权森,等. 基于 MAP 估计的遥感图像频域校正超分辨率算法[J]. 东南大学学报:自然科学版,2010,40(1):84-88. (WANG J, ZHANG S P, SUN Q S, et al. MAP based remote sensing image super-resolution with frequency domain correction[J]. Journal of Southeast University: Natural Science Edition, 2010, 40(1):84-88.)
- [9] HONDA H, HASEYANA M, KITAJIMA H. Fractal interpolation for natural images[C]//International Conference on Image Processing, 1999,657-661.
- [10] SCHULTZ R R, STEVENSON R L. Extraction of high-resolution frames from video sequences [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1996, 5(6):996-1011.
- [11] ELAD M, FEUER A. Restoration of a single super-resolution image from several blurred, noisy, and undersampled measured images [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1997, 6(12):1646-1658.
- (上接第 40 页)
- [9] 孙福明,吴秀清,祁凯. 基于当前统计模型的自适应强跟踪算法[J]. 数据采集与处理,2008,23(2):191-195. (SUN F M, WU X Q, QI K. Adaptive strong tracking algorithm based on current statistical model[J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2008, 23(2):191-195.)
- [10] 刘建书,李人厚,刘云龙. 基于“当前”统计模型的交互式多模型算法[J]. 系统工程与电子技术,2008,30(7):1351-1354. (LIU J S, LI R H, LIU Y L. Interacting multiple model algorithm based on the current statistical model[J]. Systems Engineering and Electronics, 2008, 30(7):1351-1354.)
- [11] 钱广华,李颖,骆荣剑. 机动目标跟踪中一种机动频率和方差自适应滤波算法[J]. 雷达学报,2013,2(6):258-264. (QIAN G H, LI Y, LUO R J. One maneuvering frequency and the variance adaptive filtering algorithm for maneuvering target tracking[J]. Journal of Radars, 2013, 2(6):258-264.)
- [12] 姜伟,吕泽均,蓝瑶. 基于变维交互作用的 IMM-CKF 算法[J]. 计算机应用与软件,2013,30(5):4-6. JIANG W, LÜ Z J, LAN Y. IMM-CKF algorithm based on variable dimension interaction [J]. Computer Applications and Software, 2013, 30(5):4-6.)
- [13] 郑作虎,王首勇,万洋. 一种参数自适应调整的机动目标跟踪模型[J]. 空军雷达学院学报,2011,2(4):113-116. (ZHENG Z H, WANG S Y, WAN Y. Model of maneuvering target track with adaptive parameter adjustment[J]. Journal of Air Force Radar Academy, 2011, 2(4):113-116.)
- [14] 刘玉磊,冯新喜,叶杨,等. 改进的“当前”统计模型自适应跟踪算法[J]. 科学技术与工程,2013,22(8):6464-6469. (LIU Y L, FENG X X, YE Y, et al. Improved current statistical model and adaptive tracking algorithm [J]. Science Technology and Engineering, 2013, 22(8):6464-6469.)

欢迎投稿 <http://www.dgykz.com>