



基于角速度估计自适应的IMM目标跟踪算法*

Turn Rate-Based Adaptive Interactive Multiple-Model Target Tracking

吕铁军¹ 蒋宏¹ 丁全心² 梁国威²

1 北京航空航天大学自动化科学与电气工程学院 2 火力控制技术国防科技重点实验室

摘要: 为了解决目标强机动时目标跟踪算法模型集不匹配的问题, 提出了一种基于角速度估计的自适应交互式多模型算法。通过对角速度的估计, 在目标的不同运动模式下选取最优模型集, 角速度估计精度高时, 通过角速度估计值构造模型集, 减小模型间竞争; 角速度估计精度低时, 采用标准IMM算法的模型集, 提高模型集的覆盖范围, 从而提高跟踪精度。仿真结果表明该方法能够明显提升目标跟踪性能, 对强机动目标的跟踪效果尤其显著。

关键词: 机动目标跟踪; 卡尔曼滤波; 自适应滤波; 交互式多模型算法; 角速度估计

Keywords: maneuvering target tracking; kalman filtering; adaptive filtering; IMM; turn rate estimation

0 引言

对强机动目标跟踪, IMM算法是一种有效的、具有高费效比的算法。该算法使用多个不同的运动模型分别匹配目标的不同运动状态, 不同模型间的转移概率是一个马尔可夫链, 利用模型间的数据交互提高跟踪性能^[1,2]。但是IMM算法在所有的时刻均使用预先设定好的模型集, 由于目标机动的不确定性, 为了覆盖目标大范围的可能的机动, 需要设计一个尽可能大的模型集, 然而, 增加模型数量不但会增加计算量, 而且由于当前时刻过多模型之间的竞争会使跟踪性能下降^[3,4]。

自适应交互式多模型算法(AIMM)是解决这一问题的有效方法。以Atherton为首的研究者对AIMM这一领域进行了较深入的研究^[5]。他们主要考虑了一类具有相同结构表达, 但具体参数取值不同的模型集, 通过参数估计实现模型集

自适应调整。Jiang Jing-ping等人提出通过角速度估计方差调节模型间距以改进模型集的机动适应性^[6]。AIMM算法的跟踪性能依赖于参数估计的精度。目标强机动时, 参数估计不准确且滞后明显, 基于参数估计选取的模型集不一定能覆盖目标的真实运动模式。为了提高模型集的覆盖范围, 基于方差调节的模型间距必然要增大, 模型间距过大又会造成模型间的竞争, 仍然会造成AIMM算法的跟踪性能下降。

为了更好地对强机动目标进行跟踪, 本文提出了一种新的自适应交互式多模型算法。实时估计目标运动角速度, 在角速度估计标准差小于角速度估计值范围内, 此时在角速度估计值周围选择3个模型构成模型集, 并根据角速度估计的标准差自适应调整模型间距, 提高模型集的覆盖范围; 当角速度估计标准差大

于角速度估计值时, 认为角速度估计误差过大, 将模型集调整为标准IMM算法的模型集, 提高算法在角速度估计不准确时模型集的覆盖范围。

1 模型分析

将目标的运动建模为二阶圆周运动模型:

$$X(n) = F_j(\omega)X(n-1) + G_jW_j(n-1) \quad j \in M \quad (1)$$

其中, M 为模型集, J 为模型编号, F_j 为第 j 个模型的状态转移矩阵, G_j 为干扰转移矩阵, $W_j(n)$ 为服从 $N(0, Q_j)$ 的模型噪声, 目标状态 $X(n) = [x(n), \dot{x}(n), y(n), \dot{y}(n)]'$ 由目标的位置和速度组成, 则状态转移矩阵和干扰转移矩阵分别为:

$$F_j(\omega) = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin \omega T}{\omega} & 0 & -\frac{1 - \cos \omega T}{\omega} \\ 0 & \cos \omega T & 0 & -\sin \omega T \\ 0 & \frac{1 - \cos \omega T}{\omega} & 1 & \frac{\sin \omega T}{\omega} \\ 0 & \sin \omega T & 0 & \cos \omega T \end{bmatrix} \quad (2)$$

*基金项目: 航空科学基金(20095151022)



$$G_j = \begin{bmatrix} \frac{T^2}{2} & 0 \\ T & 0 \\ 0 & \frac{T^2}{2} \\ 0 & T \end{bmatrix} \quad (3)$$

状态转移矩阵 F_j 中包含角速度 ω 参数。当 ω 趋近于0时,该模型表示目标做近似直线运动; $\omega > 0$ 时,该模型表示目标做角速度为 ω 的左转弯运动; $\omega < 0$ 时,该模型表示目标做角速度为 ω 的右转弯运动。目标的机动被刻画为从模型 i 到模型 j 之间的转换,由有限状态的马尔可夫链来描述,其模型转移概率为 P_{ij} 。

传感器的观测模型为: $Z(n) = HX(n) + V(n)$ (4)

其中 $Z(n)$ 为观测值, $V(n)$ 为服从 $N(0, R)$ 的观测噪声,设 $W_i(n)$ 和 $V(n)$ 相互独立。理想观测器的观测矩阵为:

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (5)$$

2 基于角速度估计自适应的AIMM算法

2.1 角速度估计

角速度 ω 的估计是实现AIMM的基础。构造角速度状态方程和观测方程,运用卡尔曼滤波的方法来得到更准确的角速度 ω 的估计值 $\hat{\omega}^{[7]}$ 。状态方程和观测方程分别为:

$$\omega(n) = \omega(n-1) + w_\omega(n-1) \quad (6)$$

$$z_\omega(n) = \omega(n) + v_\omega(n) \quad (7)$$

其中 $z_\omega(n)$ 为角速度观测值; $w_\omega(n)$ 为角速度的随机变化量,其方差为 $Q_\omega(n)$; $v_\omega(n)$ 为角速度观测噪声,其方差为 $R_\omega(n)$, $Q_\omega(n)$ 和 $R_\omega(n)$ 相互独立。

根据卡尔曼滤波公式,角速度滤波公式有如下形式:

$$\begin{aligned} \hat{\omega}(n) &= (1 - k_\omega(n))\hat{\omega}(n-1) + k_\omega(n)z_\omega(n) \\ k_\omega(n) &= \frac{P_\omega(n-1) + Q_\omega(n-1)}{P_\omega(n-1) + Q_\omega(n-1) + R_\omega(n)} \\ P_\omega(n) &= k_\omega(n) \cdot R_\omega(n) \end{aligned} \quad (8)$$

其中 $\hat{\omega}(n)$ 为 $\hat{\omega}$ 角速度估计值, $P_\omega(n)$ 为角速度估计方差, $k_\omega(n)$ 为增益。

根据圆周运动的规律,并假设左转弯方向角速度为正,则角速度观测值为:

$$z_\omega(n) = s \sqrt{\frac{x(n)^2 + y(n)^2}{x(n)^2 + y(n)^2}} \quad (9)$$

其中 $(\dot{x}(n), \dot{y}(n))$ 和 $(\ddot{x}(n), \ddot{y}(n))$ 分别为目标的速度和加速度; $s = \text{sign}(\dot{x}(n), \dot{y}(n) - (\ddot{x}(n), \ddot{y}(n)))$ 为符号取。目标的速度估计值

$(\dot{x}(n), \dot{y}(n))$ 和加速度估计值 $(\ddot{x}(n), \ddot{y}(n))$ 可由目标的三阶圆周运动模型得到。

由于 $z_\omega(n)$ 的求取公式是强非线性的,因此于 $z_\omega(n)$ 的分布非常复杂。本文采用Julier最近提出的一种新的求解方法,随机变量经非线性变换后,可以不需要计算雅可比矩阵,来估计非线性变换后变量的方差于 $R_\omega(n)$ 。所得的估计方差的精度可达到方差的四阶泰勒展开式以上^[8]。方差的近似计算公式为:

$$R_\omega(n) = \sum_{i=0}^8 W_i [z_i(n) - z_0(n)] [z_i(n) - z_0(n)]' \quad (10)$$

其中 W_i 和 $z_i(n)$ 分别为权值和采样点非线性变换值。

对于角速度 ω 的随机变化量 W_ω ,采用类似Singer模型的方式进行建模^[9]。假设 $W_\omega=0$ 的概率为 P_0 , $W_\omega \neq 0$ 时, W_ω 在 $\pm A$ 之间均匀分布。则 W_ω 的方差为:

$$Q_\omega(n) = P_0 \times 0^2 + (1 - P_0) \int_{-A}^A (1/2A)(w_\omega)^2 d(w_\omega) = (1 - P_0)A^2/3 \quad (11)$$

2.2 模型集设计

基于角速度的有效估计,考虑到角速度估计值 $\hat{\omega}$ 有正偏或负偏两种可能,选取三个二阶圆周运动模型构成模型集,中心角速度由角速度估计值给定,按一定的模型间距选择另外两个模型,所得的三个模型分别为:

$$\omega_L = \hat{\omega} + \Delta\omega, \quad \omega_C = \hat{\omega}, \quad \omega_R = \omega - \Delta\omega \quad (12)$$

其中, $\Delta\omega$ 为模型间距。目标的机动被刻画为从模型 i 到模型 j 之间的转换,其模型转移概率设置为:

$$P_{ij} = \begin{bmatrix} 0.95 & 0.025 & 0.025 \\ 0.025 & 0.95 & 0.025 \\ 0.025 & 0.025 & 0.95 \end{bmatrix}.$$

将模型间距 $\Delta\omega$ 设置为标准差 $\sqrt{P_\omega}$ 的函数 $\Delta\omega = k_\omega \sqrt{P_\omega}$,实现模型间距可调。

2.3 模型集自适应

角速度估计不准确时,通过角速度估计标准差调节模型间距的AIMM算法存在模型集不能覆盖目标运动模式和模型间竞争加剧的现象,此时采用大模型间距的IMM算法提高目标强机动时跟踪的收敛速度。角速度估计准确时,采用AIMM算法的模型集,减小模型间竞争。设计一种基于变异系数(C.V.-Coefficient of Variance)的模型集调整规则:

$$M_j(n) = \begin{cases} \{\omega_L = \omega_{\max}, \omega_C = 0, \omega_R = -\omega_{\max}\} & C.V. > t \\ \{\omega_L = \omega + K_\omega \sigma_\omega, \omega_C = \omega, \omega_R = \omega - K_\omega \sigma_\omega\} & \text{其他} \end{cases}$$

其中, $C.V. = \frac{\sigma_\omega}{\hat{\omega}}$ 为变异系数, $M_j(n)$ 为 n 时刻的模型集, $\sqrt{P_\omega}$ 为角速度估计标准差, $\hat{\omega}$ 为角速度估计值,门限值 $t=1$ 为设

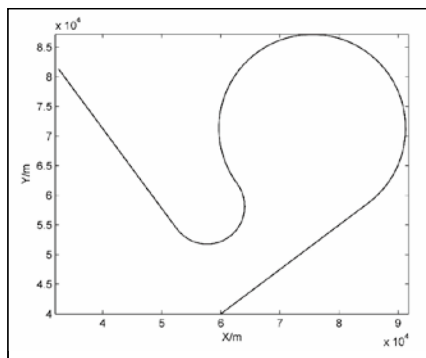


图1 测试轨迹

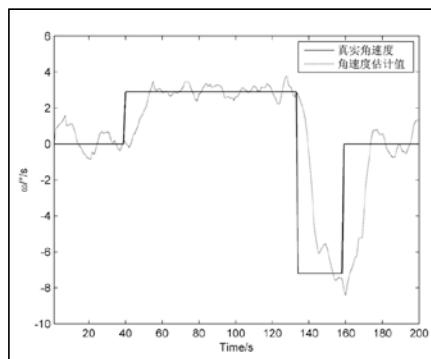


图2 角速度估计曲线

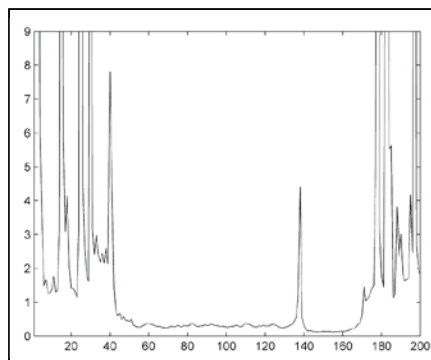


图3 角速度估计值变异系数曲线

计参数。

3 仿真

为了证明本文提出算法的有效性,将标准IMM算法、Jiang jing-ping等人提出的模型间距可调的AIMM算法(记为AIMM1)与本文算法(记为AIMM2)进行了目标跟踪性能的仿真对比。标准IMM算法的模型集设置为 $\{\omega_L=0.4\text{rad/s}, \omega_C=0\text{rad/s}, \omega_R=-0.4\text{rad/s}\}$ 。

图1为测试轨迹。采样时间,采集

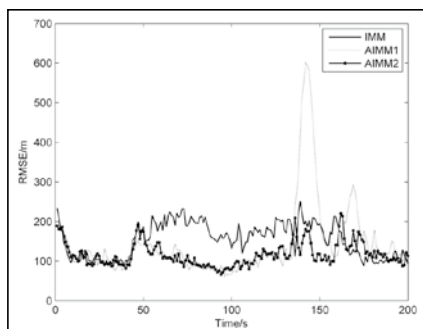


图4 X方向上位置RMSE

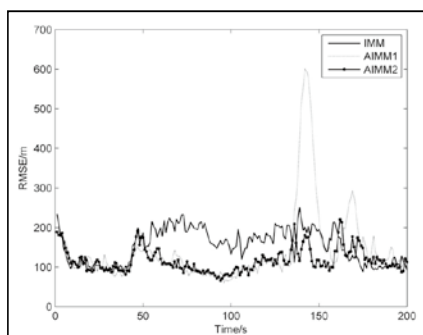


图5 Y方向上位置RMSE

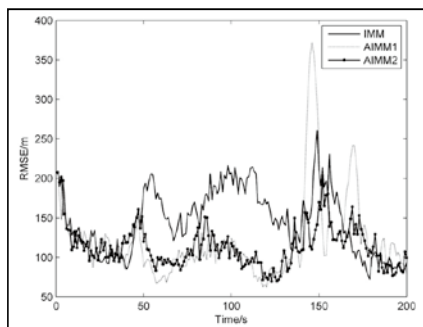


图6 X方向上速度RMSE

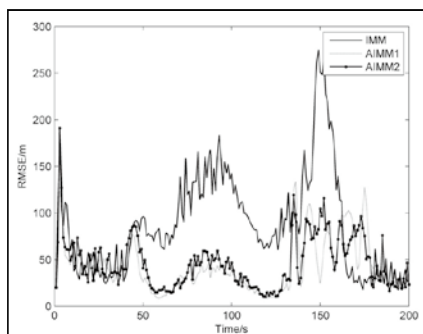


图7 Y方向上速度RMSE

200个点。目标初始位置为(60000m, 40000m),初始速度为(640m/s, 480m/s)。目标在41~133s做角速度为2.9的左转弯匀速圆周运动,在134~158s做角速

度为7.2的右转弯匀速圆周运动,其余部分为匀速直线运动。最大角速度变化值为 10.1° ,最大过载10g。X方向和Y方向的位置观测噪声标准差都是200m。

对三种算法进行100次蒙特卡洛仿真。图2为角速度估计值与真实值的对比曲线,图3为角速度估计值变异系数曲线。从图2可以看出,采用本文的角速度估计方法能有效估计目标角速度,但在目标的直线段和强机动段,角速度估计误差增大并且滞后明显,从图3可以看出,此时的角速度估计值的变异系数非常大。

图4~图5为三种算法在X、Y方向上的位置均方根误差RMSE(Root Mean Square Error)曲线,图6~图7为三种算法在X、Y方向上的速度RMSE曲线。从误差曲线可以看出,在目标机动段,IMM算法跟踪性能下降明显,跟踪误差与观测噪声标准差相近;AIMM1算法比IMM算法的跟踪性能有很大提升,尤其在常规机动段,AIMM1算法跟踪精度高,但在目标强机动段,AIMM1算法跟踪性能有明显下降,在机动开始与结束时,AIMM1算法的跟踪误差出现超过观测噪声标准差的峰值。本文算法综合了IMM算法和AIMM1算法的优点,在角速度估计明显不准确时,调整模型集到标准IMM算法模型集,在角速度估计较准确时,采用模型间距可调的AIMM算法的模型集。从图中可以看出,在目标的各个运动阶段,本文算法的跟踪精度都很高,并抑制了目标强机动时AIMM1算法出现的误差峰值。

4 结论

AIMM算法的跟踪性能依赖于参数估计精度,参数估计不准确时,AIMM算法会出现模型不匹配、模型间竞争加剧的现象。为此,本文提出了一种新的自适应



[项目编号] 2008ZA11004

[项目负责人] 展京霞

[依托单位] 中航工业成都所

无人作战飞行器创新气动布局与气动力技术研究

完成情况简介:通过CFD计算和风洞试验,探索了新的布局形式:1)翼身融合体无尾飞翼布局无人飞行器布局,该布局翼身高度融合,机翼中等后掠,采用背负蚌式进气道、二元尾喷口,具有高升力、低阻力、低雷达和红外可探测性等特点,能够实现高效率巡航和隐身性能,适用于远程轰炸、纵深突防等

作战任务;2)无尾飞翼布局气动控制舵面方案,该舵面方案由升降舵、副翼、尾部辅助舵面、阻力方向舵、扰流片组成,分别或组合使用这些舵面可实现俯仰、偏航和滚转控制。

研究表明,设计的舵面能够满足迎角 14° 、侧滑角 12° 以内的力矩平衡需求。

[项目编号] 2008ZA12001

[项目负责人] 段朝阳

[依托单位] 中航工业导弹院

空空导弹可变形弹翼控制技术

完成情况简介:研究了弹翼的变形机理、变形方式及可实现措施、变形流场和典型特征点的计算与分析。通过对比和分析不同弹翼变形模式下导弹的升阻比特性、稳定性和操作特性,最终选取了两种弹翼变形方式,即改变弹翼面积和同时改变弹翼面积与后掠角。分别选用线性控制的PID控制技

术和非线性控制的变结构控制技术,对两种弹翼变形模式下的导弹系统进行了建模、控制系统设计和仿真分析,并对制导控制系统进行了仿真分析,对比了不同弹翼模式下的脱靶量大小。

交互式多模型算法,通过实时估计目标运动角速度以及角速度估计的方差,在角速度估计较准确时,采用基于角速度估计的模型集,在角速度估计明显失真时,采用标准IMM算法的模型集,增大了模型集的覆盖范围,同时又减小了模型间的竞争。仿真表明,本文提出的算法在目标运动的各个阶段,都能达到很好的跟踪性能,对比标准IMM算法和已有的AIMM算法,本文提出的算法跟踪精度有很大提升,证明了本文算法的有效性。 **AST**

参考文献

- [1] Blom H A, Bar-shalom Y. The interacting multiple model algorithm for systems with markovian switching coefficients[J]. IEEE Trans. On Automatic Control, 1988, 33(8): 780-783.
- [2] Mazor E, Averbuch A, Bar-shalom Y, Dayan J. Interacting multiple

model methods in target tracking: A Survey[J]. IEEE Trans. On Aerospace and Electronic Systems, 1998, 34(1): 103-123.

[3] Li X R, Bar-shalom Y. Model-set adaptation in multiple-model estimators for hybrid system[C]. Proc. 1992 American Control Conf., 1992. 1794-1799.

[4] Li X R, Bar-shalom Y. Multiple-model estimation with variable structure[J]. IEEE Trans. On Automatic Control, 1996, 41(4): 478-493.

[5] Efe M, Atherton D P, Interacting model maneuvering target tracking using adaptive turn rate models in the algorithm[C], Proceedings of the 35th Conference on Decision & Control, 1996, 3151-3156.

[6] He Yan, Guo Zhi-jiang, Jiang Jing-ping. Design of the adaptive interacting multiple model algorithm[C].

American Control Conference Proceedings of the 2002, 2002 (2), 1538-1542.

[7] Anderson B D O, Moore J B, Optimal filtering[M]. New Jersey: Prentice-hall Inc, 1979.

[8] Julier S, Uhlmann J, Durrant-Whyte H F, A new method for the nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimators[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2000, 45(3): 477-482.

[9] Singer R A. Estimating optimal tracking filter performance for manned maneuvering targets[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1970, 6(4): 473-483.

作者简介

蒋宏, 博士, 副教授, 主要研究方向为目标跟踪、信息融合、目标识别、制导等。