

曲线模型的半自适应交互多模型跟踪方法

李 涛¹, 王宝树¹, 乔向东²

(1. 西安电子科技大学计算机学院, 陕西西安 710071; 2. 空军工程大学电讯工程学院, 陕西西安 710077)

摘 要: 在应用交互多模型(IMM)算法进行目标跟踪时,用较小模型集,覆盖不同目标的运动特性、机动水平,同时减小计算复杂度,是很有意义和对工程实现很有必要的研究课题.文章的主要工作是通过对曲线模型的IMM算法研究,建立了角速度估计模型,并将其扩维到状态方程中,使得法向加速度可自适应调整,从而将模型集缩小到只与切向加速度相关的M个曲线模型.这一方面减小了计算量,另一方面扩大了算法的适用范围,仿真试验进一步说明了该结论.

关键词: 自适应IMM算法; 曲线模型; 转弯模型; 目标跟踪; 模型集

中图分类号: TN953 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2005) 02-0332-04

Half Adaptive Interactive Multiple Model Tracking Algorithm of Curvilinear Model

LI Tao¹, WANG Bao2shu¹, QIAO Xiang2dong²

(11 School of Computer Science and Technology, Xidian Univ., Xi. an, Shaanxi 710071, China;

21 Air Force Engineering University, Telecommunication Institute, Xi. an, Shaanxi 710071, China)

Abstract: When using interactive multiple model (IMM) to track targets, to select smaller model set to better cover the movement property and the maneuvering level of various targets and meanwhile to reduce computation complexity are both worthwhile and also necessary research tasks to project implementation. The main work is done through the IMM algorithm of curvilinear model, the construction of angle velocity estimation model and the extension of it to state equations, which make it possible for normal acceleration to be selfadaptively adjusted, hence it reduces the model set to associate only with M curvilinear models relating to tangential acceleration. Computation burden is reduced and algorithm's applying range is extended. The simulation further proves the conclusion.

Key words: adaptive interactive multiple model(IMM) algorithm; curvilinear model; turning rate model; target tracking; model set

1 引言

在机动目标多模型跟踪中, 次优的交互多模型(IMM)算法因其结构简单、费效比高而倍受青睐.但是,当描述目标运动的模型不准确,或者所使用的模型集不能完全覆盖目标运动模式时,IMM方法的跟踪性能会大大降低,研究证明用增大模型集的方法并不能有效地解决上述问题^[1].因此,在IMM算法中,选择目标运动模型和控制模型集在包含目标运动模式的前提下尽可能地小成为关键问题.

在多模型跟踪方法中,基于圆周运动的转弯(TR)模型^[2]被广泛应用.参数自适应方法能够对模型中的某些参数进行实时调整和估计,进一步可获得一个时变的模型集,把时变模型集与IMM方法相结合的自适应IMM方法已经引起了研究人员的重视^[2,3].文献[4]提出了一种曲线模型的嵌套IMM估计方法.本文在文献[4]基础上提出了一种基于曲线模型的自适应IMM方法,有效地减小了计算负载,扩大了模型的适用

范围.

2 基于曲线模型的 IMM 方法

2.1 曲线模型的状态方程

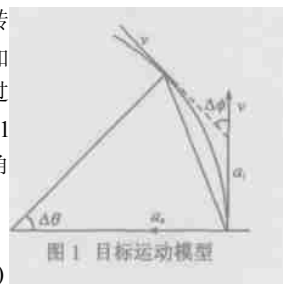
设目标从某一时刻起开始转弯,获得切向加速度 a_t 和法向加速度 a_n ,一个采样周期内目标转过的角度为 $\Delta\theta$,方向角为 θ ,如图1所示.质点做圆周运动的线量与角量的关系:

$$\mathbf{v}(t) = r\dot{\mathbf{X}}(t), \quad r \text{ 为转弯半径} \quad (1)$$

$$a_t = \frac{dv(t)}{dt} = rB, \quad B \text{ 为角加速度} \quad (2)$$

$$a_n = r\dot{\mathbf{X}}(t)^2 = v(t)\dot{\mathbf{X}}(t) \quad (3)$$

根据图1,目标在直角坐标系中各速度分量为:



$$\hat{\mathbf{x}}(t) = v(t) \sin(\angle(t)) \quad (4)$$

$$\hat{\mathbf{y}}(t) = v(t) \cos(\angle(t)) \quad (5)$$

根据(1)~(5), 得目标状态方程的二阶连续形式如下:

$$\begin{bmatrix} \dot{\hat{\mathbf{x}}}(t) \\ \dot{\hat{\mathbf{y}}}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}(t) \\ \hat{\mathbf{y}}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ \sin(\angle(t)) & \cos(\angle(t)) \\ 0 & 0 \\ \cos(\angle(t)) & -\sin(\angle(t)) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_t \\ a_n \end{bmatrix} + W(t) \quad (6)$$

设目标在每个采样周期 kT [$t \in (k+1)T$] 内 a_t 和 a_n 为分段常数, 则有式(7)和(8)成立^[4], 据此式(6)进行离散化得式(9).

$$\left| \frac{\hat{a}_n(t)}{a_n(t)} \right| \approx n \frac{a_t(t)}{v(t)} \quad (7)$$

$$\frac{a_t(k)}{v_k} \approx n \frac{2}{T}, \quad k \text{ 为采样时刻, } T \text{ 为采样周期} \quad (8)$$

$$\begin{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}(k+1) \\ \hat{\mathbf{y}}(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}(k) \\ \hat{\mathbf{y}}(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{\cos \angle_k}{X_k^2} - \frac{T \sin \angle_k}{X_k} - \frac{\cos(\angle_k + TX_k)}{X_k^2} \\ \frac{\sin(\angle_k + TX_k)}{X_k} - \frac{\sin \angle_k}{X_k} \\ \frac{\sin(\angle_k + TX_k)}{X_k^2} - \frac{\sin \angle_k}{X_k^2} - \frac{T \cos \angle_k}{X_k} \\ \frac{\cos(\angle_k + TX_k)}{X_k} - \frac{\cos \angle_k}{X_k} \end{bmatrix} a_n(k) + \begin{bmatrix} \frac{T \cos \angle_k}{X_k} + \frac{\sin \angle_k}{X_k^2} - \frac{\sin(\angle_k + TX_k)}{X_k^2} \\ \frac{\cos \angle_k}{X_k} - \frac{\cos(\angle_k + TX_k)}{X_k} \\ \frac{\cos \angle_k}{X_k^2} - \frac{T \sin \angle_k}{X_k} - \frac{\cos(\angle_k + TX_k)}{X_k^2} \\ \frac{\sin(\angle_k + TX_k)}{X_k} - \frac{\sin \angle_k}{X_k} \end{bmatrix} a_t(k) + \# W(k) \quad (9)$$

对过程噪声 $W(k)$ 的系数矩阵 $\#$ 取适当值, 该式即为曲线模型的状态方程. 对该式有:

(1) 当 $a_n(k) = 0$, $a_t(k) = 0$ 时, 上式退化成匀速直线运动模型.

(2) 当 $a_n(k) = 0$, $a_t(k) \neq 0$ 时, 式(9)中的第二项为 0, 第三项系数矩阵变为 $[0, 5T^2 \sin \angle_k, T \sin \angle_k, 0, 5T^2 \cos \angle_k, T \cos \angle_k]^T$, 表示目标做匀加速直线运动.

(3) 当 $a_n(k) \neq 0$, $a_t(k) = 0$ 时, 式(9)表示目标做匀速圆周运动, 从下面的式(10)可以看出, 此时正好是文献[1, 2, 3, 5]所用的转弯模型.

根据式(3)~(5), 可以把式(9)的第二项与第一项合并得

式(10). 由此可以看出, 转弯模型是曲线模型的特例.

$$\begin{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}(k+1) \\ \hat{\mathbf{y}}(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin(TX_k)}{X_k} & 0 & \frac{1 - \cos(TX_k)}{X_k} \\ 0 & \cos(TX_k) & 0 & \sin(TX_k) \\ 0 & \frac{\cos(TX_k) - 1}{X_k} & 1 & \frac{\sin(TX_k)}{X_k} \\ 0 & -\sin(TX_k) & 0 & \cos(TX_k) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}(k) \\ \hat{\mathbf{y}}(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{T \cos \angle_k}{X_k} + \frac{\sin \angle_k}{X_k^2} - \frac{\sin(\angle_k + TX_k)}{X_k^2} \\ \frac{\cos \angle_k}{X_k} - \frac{\cos(\angle_k + TX_k)}{X_k} \\ \frac{\cos \angle_k}{X_k^2} - \frac{T \sin \angle_k}{X_k} - \frac{\cos(\angle_k + TX_k)}{X_k^2} \\ \frac{\sin(\angle_k + TX_k)}{X_k} - \frac{\sin \angle_k}{X_k} \end{bmatrix} a_t(k) + \# W(k) \quad (10)$$

2.2 曲线模型的 IMM 方法

如果取模型集 $\{(a_n^i, a_t^i) | i = 1, 2, \dots, N, j = 1, 2, \dots, M\}$, 对标准 IMM 算法状态估计为:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}(k+1/k+1) &= \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \hat{\mathbf{x}}^j(k+1/k+1) \Pr\{(a_n^i, a_t^i) \\ &= (a_n^i, a_t^i) / Z^{k+1}\} \end{aligned} \quad (11)$$

可以看出这需要 $M \times M$ 个估计器实现, 计算量比较大. 为了减小计算量, 文献[4]提出了一种嵌套的 IMM 方法. 它把 $\{a_n^i | i = 1, 2, \dots, N\}$ 作为外模型集, 把 $\{a_t^j | j = 1, 2, \dots, M\}$ 作为内模型集. 对外模型进行 IMM 估计输出状态估计值, 而内模型集只进行切向加速度估计, 并把估计值输出给每一个外模型. 对每个外模型 a_n^i 用 M 个内模型估计切向加速 a_t :

$$\hat{a}_t^i = \sum_{j=1}^M a_t^j \Pr\{a_t^j = a_t^i / a_n^i = a_n^i, Z^{k+1}\} \quad (12)$$

其中, 模型概率 $\Pr\{a_t^j = a_t^i / a_n^i = a_n^i, Z^{k+1}\}$ 的计算与 IMM 算法求模型概率的方法相似.

嵌套 IMM 方法把基于曲线的 IMM 方法从 $N \times M$ 个滤波器减少到 N 个滤波器, 但在对切向加速度进行估计时仍需要计算 M 次新息、信息协方差和模型概率. 并且, 该方法使用的是固定模型集, 不能有效解决 IMM 方法中模型集确定问题.

3 基于曲线模型的模型集半自适应 IMM 方法

根据式(10), 要实时估计向心加速度只需要实时估计角速度的值即可, 在转弯模型中已有文献提出角速度估计^[3, 5, 6]方法. 由于曲线模型中目标的切向加速度不等于 0, 所以不能应用转弯模型的方法对角速度估计. 本节首先给出曲线模型的角速度估计方法, 由此确定一个时变的模型集.

$$\mathbf{X}(k+1) = \mathbf{X}(k) + T\mathbf{B} \quad (13)$$

如果目标做匀速圆周运动则 $\mathbf{B} = 0$. 根据式(1)~(3)得:

$$\mathbf{X}(k+1) = \mathbf{X}(k) + \frac{T\mathbf{X}(k)}{v(k)} a_t(k) \mu \mathbf{X}(k) + \frac{\$H}{v(k)} a_t(k) \quad (14)$$

根据图 1, 有 $\$H(k) = \$\angle(k)$, $\angle(k) = \arctg(\hat{\mathbf{x}}(k)/\hat{\mathbf{y}}(k))$,

代入式(14)得

$$X(k+1) = X(k) + \frac{S_k}{v(k)} a_t(k) = X(k) + \frac{\arctg(\hat{\dot{x}}(k)/\hat{\dot{y}}(k)) - \arctg(\hat{\dot{x}}(k-1)/\hat{\dot{y}}(k-1))}{\sqrt{\hat{\dot{x}}(k)^2 + \hat{\dot{y}}(k)^2}} a_t(k) \quad (15)$$

根据式(15)和式(10)可实现角速度的实时估计,为此对式(10)扩维得:

$$\begin{bmatrix} x(k+1) \\ \hat{\dot{x}}(k+1) \\ y(k+1) \\ \hat{\dot{y}}(k+1) \\ w(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin(TX_k)}{X_k} & 0 & \frac{1-\cos(TX_k)}{X_k} & 0 \\ 0 & \cos(TX_k) & 0 & \sin(TX_k) & 0 \\ 0 & \frac{\cos(TX_k)-1}{X_k} & 1 & \frac{\sin(TX_k)}{X_k} & 0 \\ 0 & -\sin(TX_k) & 0 & \cos(TX_k) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(k) \\ \hat{\dot{x}}(k) \\ y(k) \\ \hat{\dot{y}}(k) \\ w(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{T\cos\angle_k}{X_k} + \frac{\sin(\angle_k)}{X_k^2} - \frac{\sin(\angle_k + TX_k)}{X_k^2} \\ \frac{\cos\angle_k}{X_k} - \frac{\cos(\angle_k + TX_k)}{X_k} \\ \frac{\cos\angle_k}{X_k^2} - \frac{T\sin\angle_k}{X_k} - \frac{\cos(\angle_k + TX_k)}{X_k^2} \\ \frac{\sin(\angle_k + TX_k)}{X_k} - \frac{\sin\angle_k}{X_k} \end{bmatrix} a_t(k) + \#W(k) \quad (16)$$

用式(16)进行 IMM 估计只需要对集合 $\{a_i^j | j=1, 2, \dots, M\}$ 中的 M 个模型进行交互,而向心加速度可自适应调整,从而有效地解决了 IMM 方法中的模型集确定问题.这里之所以称该算法为半自适应的,是因为切向加速度使用的还是固定模型集,需要事先给出.

4 仿真试验

由于匀速转弯模型是曲线模型的一种特殊情况,曲线模型的适用远大于转弯模型,在此实验中不对两种模型做比较,只把本文算法的自适应性和计算负载与文献[4]的方法相比较:

试验一:目标转弯时向心加速度的值在模型集 $\{a_i^j | i=1, 2, \dots, N\}$ 之内.

设目标初始状态值 $[30000, -172, 30000, -246]^T$, 目标在 1) 29 秒, 90) 119 秒, 180) 200 作直线运动; 30) 89 秒目标右转弯, 转弯率 -2.90deg/s; 120) 179 秒目标左转弯, 转弯率 2.00deg/s. 对嵌套 IMM 方法, 模型集 $\{a_n = 0, ? 25\}$, $\{a_t = 0, ? 5\}$; 内、外两个模型集取相同的初始模型概率 $[1/3 \quad 1/3 \quad 1/3]$ 和 Markov 转移矩阵

$$\begin{bmatrix} 0.8 & 0.1 & 0.1 \\ 0.1 & 0.8 & 0.1 \\ 0.1 & 0.1 & 0.8 \end{bmatrix}, \text{初始联合模型概率}$$

$$\begin{bmatrix} 1/3 & 1/3 & 1/3 \\ 1/3 & 1/3 & 1/3 \\ 1/3 & 1/3 & 1/3 \end{bmatrix}. \text{对本文提出的方法,取初始角速度 } X(0) =$$

0, 切向加速度集、模型初始概率、和 Markov 转移矩阵与上同. 两种方法使用相同的初始状态、过程噪声、量测噪声. 图 2 是目标运动轨迹, 图 3 和图 4 分别是 50 次仿真的位置和速度的

均方误差估计.

试验二: 调整目标的转弯率, 使得向心加速度的值超出模型集 $\{a_i^j | i=1, 2, \dots, N\}$

两种方法的所有条件及初始状态不变, 调整目标最后一个转弯的转弯率 4.0deg/s 使得在该转弯处的向心加速度的值超过给定的范围, 重复试验一. 图 5 是目标的运动轨迹, 图 6 和图 7 分别是 50 次仿真的位置和速度的均方误差估计.

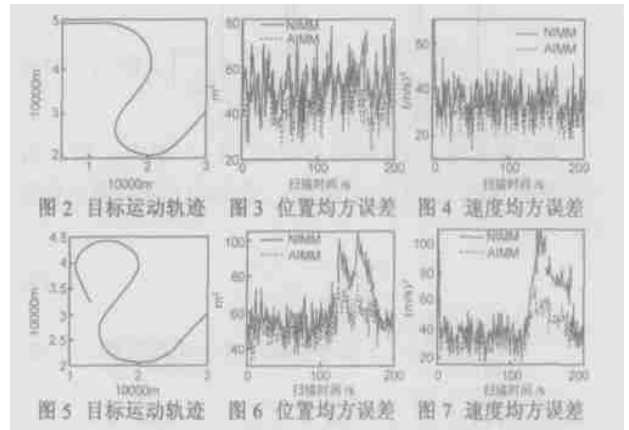


图 5 目标运动轨迹

图 6 位置均方误差

图 7 速度均方误差

通过以上试验可以看到, 当给定的模型集能够很好地覆盖目标运动模式时, 两种方法具有几乎相同的位置误差和速度误差图 3、图 4 (由于试验中给出的向心加速度接近边界值, 所以本文的方法略优). 当给定的模型集不能覆盖目标运动模式时, 本文提出的方法在位置和速度上都获得了较好的跟踪效果 (图 6、图 7). 表 1 给出了两种方法的位置、速度峰值误差对比情况. 不改变模型集, 继续增加目标的转弯率, 当转弯率超过一定值时, 文献[4]的方法会出现目标丢失的情况 (峰值误差为无穷大), 而本文的方法仍能有效跟踪目标 (因篇幅关系略).

在计算负载方面, AIMM 方法明显小于 NIMM 方法. 这是因为 NIMM 算法在使用式(12)对切向加速度进行估计时需要计算次新息、信息协方差矩阵和模型概率. 在同一环境下两种算法单步运行占用 CPU 时间如表 1 所示.

表 1 两种方法主要性能指标比较

	CPU 时间 (单位: ms)	位置峰值误差 (单位: m ²)	速度峰值误差 (单位: (m/s) ²)
AIMM	4.8	试验 1: 70.1 试验 2: 79.6	试验 1: 52.7 试验 2: 74.9
NIMM	6.1	试验 1: 78.5 试验 2: 105.6	试验 1: 53.2 试验 2: 124.3

5 结论

本文简要分析了 IMM 方法存在的模型集确定问题和基于匀速转弯运动模型的限制, 介绍了一种曲线模型的 IMM 方法, 提出了一种基于曲线模型的半自适应 IMM 方法, 并在仿真试验中把该方法与以前的方法进行了比较. 理论分析和试验结果都表明, 本文提出的与曲线模型相结合的自适应 IMM 方法优于已存在的方法.

参考文献:

- [1] Li X R, Y Ba2Shalom. Multiple model estimation with variable structure[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1996, 41(4): 478-493.
- [2] V P Jilkov, D S Angelova, TZ A Semerdjiev. Design and comparison of modelset adaptive IMM algorithms for maneuvering target tracking[J]. IEEE Trans AES, 1999, 35(1): 343- 349.
- [3] Murat Efe, D P Atherton. Maneuvering target tracking using adaptive turn rate model in the interacting multiple model algorithm[A]. IEEE Proceedings of the 35th Conference on Decision Control[C]. 1996. 3151- 3156.
- [4] Robert Anderw Best, Ge2Marcuni Limited, Elettra Avenue. A new model and efficient tracker for a target with curvilinear motion[J]. IEEE Trans AES, 1997, 33(3): 1030- 1037.
- [5] A Munir, J A Mirza. Parameter adjustment in the turn rate models in the interacting multiple model algorithm to tracking a maneuvering target[A]. Multi Topic Conference[C]. IEEE, 2001. 262- 266.
- [6] D Lerro, Y Bar2Shalom. Interacting multiple model tracking with target amplitude feature[J]. IEEE Trans AES, 1993, 29(2): 494- 509.

作者简介:



李 涛 男, 1971 年 2 月生于内蒙古赤峰, 西安电子科技大学计算机应用专业博士研究生, 研究方向: 计算机应用技术、人工智能、信息融合理论及应用和目标跟踪技术. E2mail: lt4901@163. com.



王宝树 男, 1941 年生于西安, 教授、博士生导师, 目前从事的主要研究方向: 计算机智能信息处理与控制, 多传感器信息融合技术及应用.

乔向东 男, 1970 年生于西安, 博士, 研究方向为: 多传感器数据融合, 多目标跟踪.