

变结构多模型临近空间高超声速飞行器跟踪算法

肖松¹, 谭贤四², 王红², 李志淮¹

(1. 空军预警学院 研究生管理大队, 湖北 武汉 430019; 2. 空军预警学院 二系, 湖北 武汉 430019)

摘要: 针对传统跟踪算法跟踪临近空间高超声速目标时计算量大、跟踪精度低的问题, 提出了一种变结构多模型跟踪算法。在分析传统跟踪算法的基础上, 建立了一种变转移概率、变模型数量的目标模型, 通过目标运动状态辨识方法, 确定目标飞行阶段, 并选择相应滤波模型和模型转移概率, 实现变结构多模型跟踪。Monte Carlo 仿真结果表明: 新算法能够实现对临近空间高超声速飞行器的有效跟踪, 跟踪性能比传统变结构多模型跟踪算法更加优越, 具有一定实用性和可推广性。

关键词: 目标跟踪; 转移概率; 滤波模型; 跟踪精度; 变结构多模型

中图分类号: TN953 文献标志码: A 文章编号: 1007-2276(2014)07-2362-09

Variable structure multiple model near space hypersonic vehicle tracking algorithm

Xiao Song¹, Tan Xiansi², Wang Hong², Li Zhihui¹

(1. Group of Graduate Management, AFEWA, Wuhan 430019, China; 2. No.2 Department, AFEWA, Wuhan 430019, China)

Abstract: Aiming at the problem that the traditional tracking algorithm has large amount of calculation and low accuracy while tracking near space hypersonic target, a kind of variable structure multiple model tracking algorithm was proposed. Established a kind of variable probability and variable model number target model on the basis of analyzing the traditional tracking algorithm, identified the target flight phase with the target motion state identification method, and selected the appropriate filter model and the model transition probability to realize variable structure multiple model tracking. The Monte Carlo simulation results show that, the new algorithm can realize tracking the near space hypersonic vehicle effectively, and the tracking performances are superior to the traditional variable structure multiple model tracking algorithm, it has certain practicability and popularization.

Key words: target tracking; transition probability; filtering model; tracking accuracy; variable structure multiple model

收稿日期: 2013-11-05; 修订日期: 2013-12-03

基金项目: 国家自然科学基金(61271451)

作者简介: 肖松(1985-), 男, 博士生, 主要从事临近空间高超声速飞行器检测及跟踪的研究。Email: tracyoioi@163.com

导师简介: 谭贤四(1967-), 男, 教授, 博士生导师, 博士, 主要从事雷达技术及应用的研究。Email: tanxs-hust@163.com

0 引言

临近空间高超声速飞行器以其特殊的飞行高度、飞行速度和突防能力等特点^[1],逐渐引起世界各国高度重视,并迅速成为军事强国的研究热点^[2]。一旦技术和时机成熟,临近空间高超声速飞行器将带来新一轮军事斗争^[3]。开展临近空间高超声速飞行器跟踪算法研究,力求为临近空间高超声速目标预警系统的构建奠定坚实的理论和技術基础,具有重要的现实意义。

目前,针对常规目标的跟踪算法不胜枚举,但是,针对临近空间高超声速目标的跟踪研究还鲜见报道^[4-5]。参考文献[6]采用匀速(Constant Velocity, CV)模型、匀加速(Constant Acceleration, CA)模型和 Singer 模型,实现了对目标进行交互多模型跟踪,提供了一种跟踪临近空间高超声速目标的思路,但存在计算量大等问题;参考文献[7]根据机动检测的结果在两种 IMM-EV 算法之间进行动态切换,实现对机动目标的跟踪;参考文献[8]针对概率假设密度滤波器在多目标跟踪问题中无法解决目标发生较大机动时的目标丢失问题,提出了一种多模型概率假设密度滤波器。上述改进的多模型跟踪算法在跟踪精度、计算量等方面有所改善,但是,针对临近空间高超声速飞行器,其飞行轨迹一般可分为:助推段、巡航段、寻的段和攻击段,各阶段受力差别明显,飞行轨迹和运动特征差异较大,如果对临近空间高超声速飞行器飞行全过程采用单一的固定结构多模型(Fixed Structure Multiple Model, FSMM)或者变结构多模型(Variable Structure Multiple Model, VSMM),则是对运算资源的浪费,且跟踪精度低、计算量大。

考虑到现代传感器探测范围的不断增大,使跟踪临近空间高超声速飞行器飞行全过程成为可能,且随着现代化战争对预警能力要求的不断提高,临近空间高超声速飞行器全过程精确跟踪势必成为未来空天攻防对抗必须解决的关键问题。所以文中以临近空间高超声速飞行器全过程飞行轨迹为研究对象,提出了一种变模型数量和变模型转移概率的变结构多模型跟踪算法,通过 Monte Carlo 仿真证明了该算法的有效性和优越性。

1 传统跟踪算法存在的问题

根据目前国内外开展的各类临近空间高超声速

飞行器试验可知,其典型的发射方式有:机载发射、火箭发射和空间平台发射,这三种发射方式的示意图如图 1 所示^[9-11]。

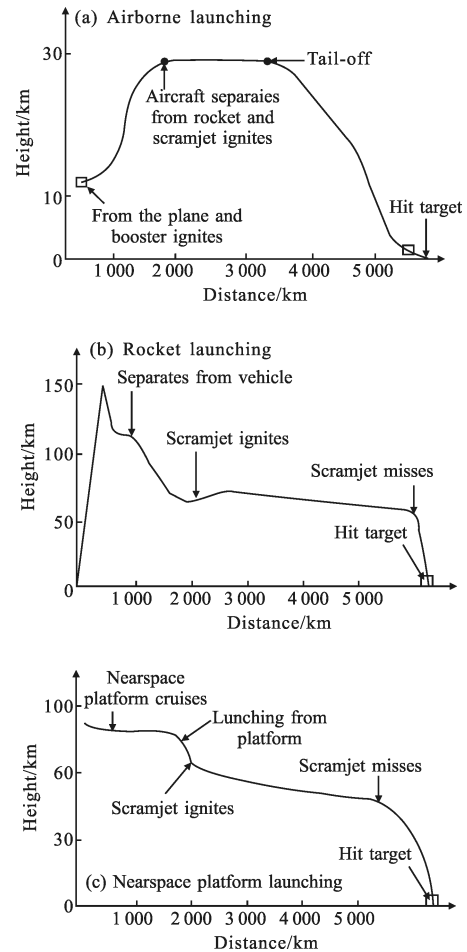


图 1 三种典型发射方式示意图

Fig.1 Three typical launch mode sketch maps

图 1 中,无论采用何种发射方式,临近空间高超声速飞行器的飞行轨迹难以预测,且随着现代科技的进步,飞行器周期跳跃飞行("蛇形"机动)成为现实,给稳定跟踪提出了更高要求。

传统单模型跟踪算法显然不能有效描述临近空间高超声速目标飞行全过程的运动状态^[12];FSMM 算法是一种常用的、有效的机动目标跟踪算法,但仍存在以下缺点^[13]:(1) 对于各飞行阶段运动特征差异较大的目标,每一时刻都采用相同数量的模型集合来进行交互计算,则会造成运算资源的浪费和计算量的增加;(2) 由于模型集合中的所有模型在各个时刻都参与运算,导致跟踪精度降低;(3) 算法计算量随着模型数量的增加而急剧增加。

VSMM 算法将描述目标可能机动形式的所有模型组成模型集合,通过模型集合自适应 (Model Set Adaptation, MSA) 来确定描述目标机动形式最佳的多个模型参与滤波计算,解决了模型集合固定的问题^[14]。自 VSMM 算法提出以来,有 3 种典型的 MSA 方法:模型群组切换法 (Model Group Switching, MGS)^[15]、自适应网格法 (Adaptive Grid, AG)^[14]和可能模型集法 (Likely Model Set, LMS)^[16]。但是, MGS 方法容易出现误切换,增大了临近空间高超声速目标稳定跟踪过程跟踪失败的风险; AG 方法虽然不需要预先设定模型,但其收敛速度较慢,在跟踪运动状态快速变化的临近空间高超声速目标时,跟踪误差较大; LMS 方法只能激活主导模型的毗邻模型,造成模型集调整速度慢,不能适应临近空间高超声速目标运动状态的变换速度,导致误差增大甚至跟踪失败。

2 变结构多模型跟踪算法设计

临近空间高超声速飞行器变结构多模型跟踪算法的基本思想是:针对目标不同飞行阶段的运动特征,采用不同数量的模型和不同的模型转移概率进行变结构交互多模型跟踪计算。具体步骤可分为建立目标模型、状态辨识、初始化、EKF 滤波和混合输出。

2.1 建立目标模型

考虑如下非线性随机混合系统:

$$\begin{cases} x(k+1)=f[k, x(k), m_k]+w(k) \\ z(k)=h[k, x(k), m_k]+v(k), k=1, 2, 3, \dots n \end{cases} \quad (1)$$

式中: $f[\cdot]$ 、 $h[\cdot]$ 都是非线性函数; $x(k)$ 和 $z(k)$ 分别为系统状态向量和量测向量; $w(k)$ 和 $v(k)$ 分别为系统过程噪声和量测噪声,其协方差分别为 $Q(k)$ 和 $R(k)$, m_k 为 k 时刻的系统模式状态,且 $m_k \subset M$, M 为系统所有模型的集合,即

$$M=\{M^1 \ M^2 \ \dots \ M^m\} \quad (2)$$

记 k 时刻模型激励矩阵为:

$$B(k)=[B_{M^1}^k \ B_{M^2}^k \ \dots \ B_{M^m}^k] \quad (3)$$

模型激励矩阵控制模型是否被激活,若 $B_{M^r}^k=0$,则表示 k 时刻模型 M^r 未被激活,不参与计算,若 $B_{M^r}^k=1$,则表示 k 时刻模型 M^r 参与计算。

记机动转移决策概率矩阵为:

$$D^i = \begin{bmatrix} P(m_k^1 | m_{k-1}^1) & P(m_k^1 | m_{k-1}^2) & \dots & P(m_k^1 | m_{k-1}^n) \\ P(m_k^2 | m_{k-1}^1) & P(m_k^2 | m_{k-1}^2) & \dots & P(m_k^2 | m_{k-1}^n) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ P(m_k^n | m_{k-1}^1) & P(m_k^n | m_{k-1}^2) & \dots & P(m_k^n | m_{k-1}^n) \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中: $P(m_k^i | m_{k-1}^j)$ 表示由 $k-1$ 时刻的模式 m^j 转移到 k 时刻的模式 m^i 的转移概率。用 $P_{ij}^r(k-1)=P^r(M_k^i | M_{k-1}^j)$ 表示在采用机动转移决策 r 的情况下, $k-1$ 时刻的模型 M^j 转移到 k 时刻的模型 M^i 的转移概率, $r=1, 2, \dots, n$, 表示有 n 种机动转移决策。记机动转移决策对应的模型转移概率矩阵为:

$$P_{ij}^r = \begin{bmatrix} P_{11}^r(k-1) & P_{12}^r(k-1) & \dots & P_{1m}^r(k-1) \\ P_{21}^r(k-1) & P_{22}^r(k-1) & \dots & P_{2m}^r(k-1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ P_{m1}^r(k-1) & P_{m2}^r(k-1) & \dots & P_{mm}^r(k-1) \end{bmatrix} \quad (5)$$

公式(1)~(5)组成了描述临近空间高超声速飞行器飞行全过程的变结构多模型,与传统多模型相比,该模型的针对性更强。

2.2 状态辨识

状态辨识是指根据目标的运动参数来判断目标所处的飞行阶段。临近空间高超声速飞行器在飞行过程中的运动参数是变化的,综合比较 4 个阶段的运动特征,切向和法向过载在各阶段有较大差异,故可用来判断目标的飞行阶段。设 n_x 、 n_y 分别表示飞行器的切向过载和法向过载,描述目标质心运动的动力学方程可以写成:

$$\begin{cases} m \frac{dv}{dt} = N_x + G_x \\ mv \frac{d\gamma}{dt} = N_y + G_y \end{cases} \quad (6)$$

式中: N_x 、 N_y 分别为除重力外的合力在弹道坐标系 x 轴和 y 轴的投影; G_x 、 G_y 分别为重力在弹道坐标系 x 轴和 y 轴的投影; γ 为航迹倾角。根据坐标系之间的转换关系,在方程两端同除以 mg ,得到:

$$\begin{cases} \frac{dv}{dt} = g \cdot (n_x - \sin\gamma) \\ \frac{d\gamma}{dt} = \frac{g}{v} \cdot (n_y - \cos\gamma) \end{cases} \quad (7)$$

利用差分公式为:

$$\begin{cases} n_x(k) = \frac{1}{g} \cdot \frac{v(k) - v(k-1)}{T} + \sin\gamma(k) \\ n_y(k) = \frac{v(k)}{g} \cdot \frac{\gamma(k) - \gamma(k-1)}{T} + \cos\gamma(k) \end{cases} \quad (8)$$

状态辨识准则为:

$$\begin{cases} 0 < n_x < 2g \text{ 且 } n_{\min} < n_y < n_{\max}, & \text{助推段} \\ 0 < n_x < n_{\max} \text{ 且 } -g < n_y < g, & \text{巡航段} \\ n_{\min} < n_x < n_{\max} \text{ 且 } n_{\min} < n_y < n_{\max}, & \text{寻的段} \\ n_{\min} < n_x < n_{\max} \text{ 且 } -2g < n_y < 2g, & \text{攻击段} \end{cases} \quad (9)$$

如果在状态辨识时,出现根据状态辨识准则无法准确判断目标所处飞行阶段的情况,则统一判定为寻的段,采用更多的模型来确保跟踪的连续性。因为目标跟踪丢失所带来的后果远比跟踪误差增大的后果严重。

2.3 初始化

为了计算方便,先作如下假设:

假设 1 机动转移决策 D^i 是目标各个运动模式之间的转移概率,其决定下一时刻采用何种运动模式,与运动模型 M_k^i 是相互独立的,即

$$P(M_k^i D^i) = P(M_k^i) P(D^i) \quad (10)$$

假设 2 模型的选择和机动转移决策矩阵符合完备性要求,即

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^m P\{M_k^i | Z_k\} = 1 \\ \sum_{i=1}^m P\{D_k^i | Z_k\} = 1 \end{cases} \quad (11)$$

式中: Z_k 为 k 时刻的量测序列,模型 M^i 转移到模型 M^j 是按照马尔科夫链转移的。

在确定了目标的飞行阶段后,就可以确定模型激励矩阵 $B(k)$ 和模型转移概率矩阵 P_{ij}^r ,即确定该时刻需要激活的模型和选择该时刻的模型转移概率矩阵,文中对各阶段采用的滤波模型和模型转移概率矩阵如表 1 所示(采用扩维方法使 CT 模型与其他模型的维数相同)。

表 1 各飞行阶段对应的模型及其转移概率矩阵

Tab.1 Model and transition probability matrix to each phase

Flight phase	Model	Transition probability matrix
Boost phase	CS、CA	P^1
Cruise phase	CV、CS	P^2
Homing phase	CA、CT、CS、Singer	P^3
Attack phase	CS、CA	P^4

模型转移概率矩阵在仿真时给出。假设 $k-1$ 时刻目标的运动模型为 M_{k-1}^i ,机动转移决策为 D_{k-1}^c ,状态滤波 $\hat{x}_{k-1|k-1}^{ic} = E(x_{k-1} | M_{k-1}^i, D_{k-1}^c, Z_{k-1})$,协方差阵 $P_{k-1|k-1}^{ic} = E\{(x_{k-1} - \hat{x}_{k-1|k-1}^{ic})(x_{k-1} - \hat{x}_{k-1|k-1}^{ic})^T | M_{k-1}^i, D_{k-1}^c, Z_{k-1}\}$,模型 M_{k-1}^i 与机动转移决策 D_{k-1}^c 的联合条件概率为 $\mu_{k-1}^{ic} = P(M_{k-1}^i, D_{k-1}^c | Z_{k-1})$ 。用 $P(M_0^i)$ 表示目标初始时刻模型为 M^i 的概率, $P(D_0^c)$ 表示初始时刻采用机动转移决策 D^c 的概率,由假设 1 有:

$$\mu_0^{ic} = P(M_0^i, D_0^c) = P(M_0^i) P(D_0^c) \quad (12)$$

式中: $i=1, 2, \dots, m$, 表示模型总数为 m , $c=1, 2, \dots, n$, 表示有 n 种机动转移决策。利用全概率公式和贝叶斯公式可以得到各模型与机动转移决策的联合概率的预测为:

$$\begin{aligned} \hat{\mu}_k^{jl} &= P(M_k^j, D_k^l | Z_k) = \sum_i \sum_c \{P(M_k^j, D_k^l | M_{k-1}^i, D_{k-1}^c, Z_{k-1}) \times \\ &P(M_{k-1}^i, D_{k-1}^c | Z_{k-1})\} = \sum_i \sum_c \{P(D_k^l | M_k^j, M_{k-1}^i, D_{k-1}^c, Z_{k-1}) \times \\ &P(M_k^j | M_{k-1}^i, D_{k-1}^c, Z_{k-1}) \times P(M_{k-1}^i, D_{k-1}^c | Z_{k-1})\} \end{aligned} \quad (13)$$

根据假设 1 可以将上式写成:

$$\hat{\mu}_k^{jl} = \sum_i \sum_c P\{D_k^l | D_{k-1}^c\} \times P\{M_k^j | M_{k-1}^i, D_{k-1}^c\} \mu_{k-1}^{ic} \quad (14)$$

由贝叶斯法则得到各模型与机动转移决策联合概率的估计为:

$$\begin{aligned} \hat{\mu}^{ic|jl} &= P(M_{k-1}^i, D_{k-1}^c | M_k^j, D_k^l, Z_{k-1}) = \\ &\frac{P\{M_k^j, D_k^l | M_{k-1}^i, D_{k-1}^c, Z_{k-1}\} P\{M_{k-1}^i, D_{k-1}^c | Z_{k-1}\}}{\sum_i \sum_c \{P\{M_k^j, D_k^l | M_{k-1}^i, D_{k-1}^c, Z_{k-1}\} \times P\{M_{k-1}^i, D_{k-1}^c | Z_{k-1}\}\}} = \\ &\frac{P\{D_k^l | D_{k-1}^c\} P\{M_k^j | M_{k-1}^i, D_{k-1}^c\} \mu_{k-1}^{jc}}{\hat{\mu}_k^{jl}} \end{aligned} \quad (15)$$

初始状态估计为:

$$\hat{x}_{k-1|k-1}^{0jl} = E(x_{k-1} | M_k^j, D_k^l, Z_{k-1}) = \sum_i \sum_c \hat{x}_{k-1|k-1}^{ic} \hat{\mu}^{ic|jl} \quad (16)$$

初始状态协方差为:

$$\begin{aligned} P_{k-1|k-1}^{0jl} &= E\{(x_{k-1} - \hat{x}_{k-1|k-1}^{0jl})(x_{k-1} - \hat{x}_{k-1|k-1}^{0jl})^T | M_k^j, D_k^l, Z_{k-1}\} = \\ &\sum_i \sum_c \{P_{k-1|k-1}^{ic} + (\hat{x}_{k-1|k-1}^{jc} - \hat{x}_{k-1|k-1}^{0jl})(\hat{x}_{k-1|k-1}^{jc} - \hat{x}_{k-1|k-1}^{0jl})^T\} \hat{\mu}^{ic|jl} \end{aligned} \quad (17)$$

2.4 EKF 滤波

在研究临近空间高超声速飞行器飞行特性时,

可以将其看作一个可操纵质点, 目标运动方程组可表示为:

$$\begin{cases} \frac{dx}{dt} = v \cdot \cos \gamma \\ \frac{dv_x}{dt} = g \cdot (n_x - \sin \gamma) \cos \gamma \\ \frac{dy}{dt} = v \cdot \sin \gamma \\ \frac{dv_y}{dt} = g \cdot (n_y - \sin \gamma) \sin \gamma \end{cases} \quad (18)$$

对公式(18)进行离散化处理, 得:

$$\begin{cases} x(k+1) = x(k) + v(k) \cdot T \cdot \cos \gamma(k) + w(k) \\ v_x(k+1) = v(k) \cos \gamma(k) + gT \cdot [n_x(k) - \sin \gamma(k)] \cos \gamma(k) + w(k) \\ y(k+1) = y(k) + v(k) \cdot T \cdot \sin \gamma(k) + w(k) \\ v_y(k+1) = v(k) \sin \gamma(k) + gT \cdot [n_y(k) - \sin \gamma(k)] \sin \gamma(k) + w(k) \end{cases} \quad (19)$$

式中: T 为量测周期, 取 $X(k) = [x(k) \ v_x(k) \ y(k) \ v_y(k)]^T$, 令

$$\phi(k+1, k) = \frac{\partial f(X(k), k)}{\partial X(k)} \Big|_{X(k), X(k|k)} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f^{(1)}}{\partial X^{(1)}(k)} & \frac{\partial f^{(1)}}{\partial X^{(2)}(k)} & \frac{\partial f^{(1)}}{\partial X^{(3)}(k)} & \frac{\partial f^{(1)}}{\partial X^{(4)}(k)} \\ \frac{\partial f^{(2)}}{\partial X^{(1)}(k)} & \frac{\partial f^{(2)}}{\partial X^{(2)}(k)} & \frac{\partial f^{(2)}}{\partial X^{(3)}(k)} & \frac{\partial f^{(2)}}{\partial X^{(4)}(k)} \\ \frac{\partial f^{(3)}}{\partial X^{(1)}(k)} & \frac{\partial f^{(3)}}{\partial X^{(2)}(k)} & \frac{\partial f^{(3)}}{\partial X^{(3)}(k)} & \frac{\partial f^{(3)}}{\partial X^{(4)}(k)} \\ \frac{\partial f^{(4)}}{\partial X^{(1)}(k)} & \frac{\partial f^{(4)}}{\partial X^{(2)}(k)} & \frac{\partial f^{(4)}}{\partial X^{(3)}(k)} & \frac{\partial f^{(4)}}{\partial X^{(4)}(k)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & T \cdot \frac{\cos \gamma(k)}{\sin \gamma(k)} \\ 0 & 1 & 0 & \frac{\cos \gamma(k)}{\sin \gamma(k)} \\ 0 & T \cdot \frac{\sin \gamma(k)}{\cos \gamma(k)} & 1 & T \\ 0 & \frac{\sin \gamma(k)}{\cos \gamma(k)} & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (20)$$

$$U(k) = f(X(k|k), k) - \frac{\partial f(X(k), k)}{\partial X(k)} \Big|_{X(k) = X(k|k)} \cdot X(k|k) \quad (21)$$

则线性化的目标运动方程为:

$$X(k+1) = \phi(k+1, k) \cdot X(k) + U(k) + W(k) \quad (22)$$

$W(k)$ 是过程噪声, 统计特性为:

$$\begin{cases} E[W(k)] = 0 \\ E[W(k) \cdot W^T(j)'] = Q(k) \cdot \delta_{kj} \end{cases} \quad (23)$$

式中: δ_{ij} 为 Kronecker 符号。状态预测为:

$$\hat{x}_{k|k-1}^{jl} = E\{x_k | M_k^j, D_k^l, Z_{k-1}\} = \phi^j(k, |k-1) \cdot \hat{x}_{(k-1|k-1)}^{jl} + U(k-1) \quad (24)$$

协方差预测为:

$$\hat{P}_{k|k-1}^{jl} = E\{(x_k - \hat{x}_{k|k-1}^{jl})(x_k - \hat{x}_{k|k-1}^{jl})^T | M_k^j, D_k^l, Z_{k-1}\} = \phi^j(k, k-1) \cdot P^j(k-1|k-1) \cdot \phi^j(k, k-1)^T + Q_{k-1}^j \quad (25)$$

量测预测值为:

$$\hat{Z}_k^{jl} = E\{Z_k | M_k^j, D_k^l, Z_{k-1}\} = H_k^j \hat{x}_{k|k-1}^{jl} \quad (26)$$

量测值的残差为:

$$V_k^{jl} = Z_k - \hat{Z}_{k|k-1}^{jl} \quad (27)$$

残差的协方差为:

$$S_k^{jl} = E\{V_k^{jl} V_k^{jT} | Z_{k-1}\} = H_k^j \hat{P}_{k|k-1}^{jl} H_k^{jT} + R_k^j \quad (28)$$

滤波增益为:

$$K_k^{jl} = P^j(k|k-1) H_k^{jT} S_k^{j-1} \quad (29)$$

则 k 时刻各模型在机动策略下的状态滤波与协方差分别为:

$$\hat{x}_{k|k}^{jl} = E\{x_k | M_k^j, D_k^l, Z_k\} = \hat{x}_{k|k-1}^{jl} + K_k^{jl} V_k^{jl} \quad (30)$$

$$\hat{P}_k^{jl} = E\{(x_k - \hat{x}_{k|k}^{jl})(x_k - \hat{x}_{k|k}^{jl})^T | M_k^j, D_k^l, Z_k\} = (I - K_k^{jl} H_k^j) P_{k|k-1}^{jl} \quad (31)$$

式中: I 为与混合协方差同维的单位矩阵。

2.5 混合输出

设在模型数量及机动转移决策矩阵已确定时为 $V_k^{jl} \cdot N(0, S_k^{jl})$, 则量测值的似然函数为:

$$\Lambda_k^{jl} = P(Z_k | M_k^j, D_k^l, Z_{k-1}) \cdot N(V_k^{jl}; 0, S_k^{jl}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} |S_k^{jl}|^{-\frac{1}{2}} \exp\left[-\frac{1}{2} V_k^{jT} (S_k^{jl})^{-1} V_k^{jl}\right] \quad (32)$$

混合概率更新为:

$$\mu_k^{jl} = P(M_k^j, D_k^l, Z_k) = \frac{\Lambda_k^{jl} \mu_k^{jl}}{\sum_j \sum_l \Lambda_k^{jl} \mu_k^{jl}} \quad (33)$$

系统状态的混合估计为:

$$\hat{x}_{k|k} = E(x_k | m_k, D_k^l, Z_k) = \sum_j \sum_l \hat{x}_{k|k}^{jl} \mu_k^{jl} \quad (34)$$

协方差的混合估计为:

$$\hat{P}_{k|k} = E\{(x_k - \hat{x}_{k|k})(x_k - \hat{x}_{k|k})^T | m_k, D_k^l, Z_k\} = \sum_j \sum_l \{P_{k|k}^{jl} + (\hat{x}_{k|k}^{jl} - \hat{x}_{k|k})(\hat{x}_{k|k}^{jl} - \hat{x}_{k|k})^T\} \mu_k^{jl} \quad (35)$$

由此得到当前时刻的状态估值和协方差估值。

3 仿真分析

3.1 仿真场景设计

假设目标由战略轰炸机在 15 km 处以约 1 Ma 的速度投放,通过火箭助推加速,在高度约为 60 km 时,箭器分离,然后超燃冲压发动机点火,进行高超声速巡航,到达战区附近时,为了躲避敌方侦察,采取周期跳跃飞行,接近目标时,关闭超燃冲压发动机,锁定目标时,直接俯冲攻击。目标的机动形式有匀速(CV)、匀加速(CA)和转弯(CT)运动,设 α_x 、 α_y 分别表示目标在 x 轴和 y 轴的加速度, ω 表示目标的转弯角速度,目标发生机动时刻及对应机动强度如表 2 所示。

表 2 目标机动运动情况表
Tab.2 Target maneuver instance

Number	Time/s	Form	Acceleration/ $m \cdot s^{-2}$ Angular velocity/ $rad \cdot s^{-1}$
1	0-12	CA	$\alpha_x=20 \quad \alpha_y=50$
2	13-25	CA	$\alpha_x=25 \quad \alpha_y=65$
3	26-45	CA	$\alpha_x=20 \quad \alpha_y=-90$
4	46-75	CV	$\alpha_x=0 \quad \alpha_y=0$
5	76-105	CA	$\alpha_x=65 \quad \alpha_y=-3$
6	106-135	CA	$\alpha_x=85 \quad \alpha_y=5$
7	136-165	CA	$\alpha_x=-75 \quad \alpha_y=-5$
8	166-195	CA	$\alpha_x=60 \quad \alpha_y=10$
9	196-205	CT	$\omega=0.10$
10	206-225	CA	$\alpha_x=65 \quad \alpha_y=-85$
11	226-233	CT	$\omega=0.12$
12	234-245	CA	$\alpha_x=110 \quad \alpha_y=80$
13	246-255	CT	$\omega=0.14$
14	256-270	CA	$\alpha_x=85 \quad \alpha_y=25$
15	271-280	CT	$\omega=0.16$
16	281-295	CA	$\alpha_x=80 \quad \alpha_y=15$
17	296-319	CA	$\alpha_x=70 \quad \alpha_y=25$
18	320-340	CA	$\alpha_x=-60 \quad \alpha_y=-25$

传感器能够连续探测到目标在垂直平面的位置和速度(含有噪声)等信息,量测周期 $T=1$ s。

新算法中模型有 CV、CA、CT、CS 和 Singer 模型,各阶段模型转移概率分别为:

$$P^1 = \begin{bmatrix} 0 & 0.45 & 0 & 0.55 & 0 \\ 0 & 0.65 & 0 & 0.35 & 0 \\ 0 & 0.45 & 0 & 0.55 & 0 \\ 0 & 0.35 & 0 & 0.65 & 0 \\ 0 & 0.45 & 0 & 0.55 & 0 \end{bmatrix} \quad P^2 = \begin{bmatrix} 0.65 & 0 & 0 & 0.35 & 0 \\ 0.55 & 0 & 0 & 0.45 & 0 \\ 0.45 & 0 & 0 & 0.55 & 0 \\ 0.35 & 0 & 0 & 0.65 & 0 \\ 0.45 & 0 & 0 & 0.55 & 0 \end{bmatrix}$$

$$P^3 = \begin{bmatrix} 0 & 0.15 & 0.25 & 0.35 & 0.25 \\ 0 & 0.35 & 0.25 & 0.25 & 0.15 \\ 0 & 0.10 & 0.35 & 0.30 & 0.25 \\ 0 & 0.15 & 0.20 & 0.35 & 0.30 \\ 0 & 0.15 & 0.25 & 0.25 & 0.35 \end{bmatrix}$$

$$P^4 = \begin{bmatrix} 0 & 0.55 & 0 & 0.45 & 0 \\ 0 & 0.65 & 0 & 0.35 & 0 \\ 0 & 0.45 & 0 & 0.55 & 0 \\ 0 & 0.35 & 0 & 0.65 & 0 \\ 0 & 0.45 & 0 & 0.55 & 0 \end{bmatrix}$$

选择传统的基于可能模型集的变结构多模型(LMS-VSMM)跟踪算法与新算法进行对比,LMS-VSMM跟踪算法中模型集与新算法的相同,在计算时变结构选择其中 4 个模型,模型转移概率与 P^3 相同,在 Matlab7.1 中进行 100 次 Monte Carlo 仿真。

3.2 仿真结果分析

为了比较全过程的跟踪效果,针对每一个量测点,定义位置(速度)均方根误差(RMSE)为:

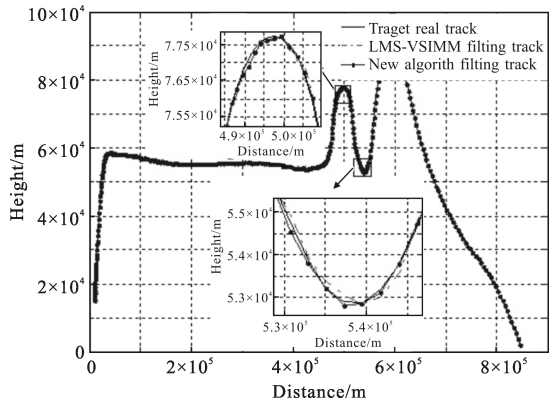
$$R = \sqrt{\frac{1}{\xi} \sum_{k=1}^{\xi} (X_i - \hat{X}_k^i)^2} \quad (36)$$

式中: X_i 表示状态向量的第 i 个量测值; \hat{X}_k^i 表示第 k 次仿真的第 i 个估计值; ξ 为 Monte Carlo 仿真次数。

当状态噪声和量测噪声均方根分别为 $r_1=150$ 、 $r_2=150$ 时,得到两种跟踪算法的滤波轨迹、位置和速度 RMSE 如图 2 所示(由于坐标比例原因难以得到很好的显示)。

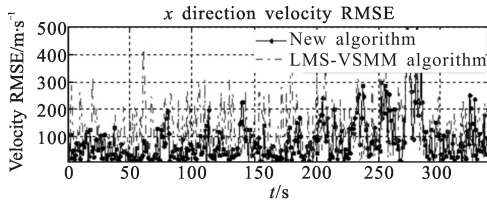
从图 2 中可以看出,新算法的位置和速度跟踪精度都优于传统 LMS-VSMM 跟踪算法,当目标运动状态相对较稳定时,例如在巡航段,新算法选择 CV 和 CS 模型,具有较强的针对性,而传统 LMS-VSMM 跟踪算法选择 4 个模型,增加了“不必要”模型带来的误差;当目标加速度发生突变或者机动形式变化时,例如在寻的段,新算法选择 4 个模型来确保跟踪的有效性。当状态噪声和量测噪声误差分别

为 $r_1=450$ 、 $r_2=450$ 时,新算法与传统 LMS-VSMM 跟踪算法的跟踪效果及位置均方根误差如图 3 所示。

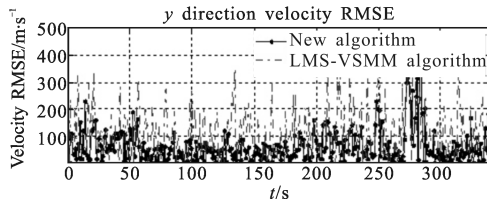


(a) 滤波轨迹比较

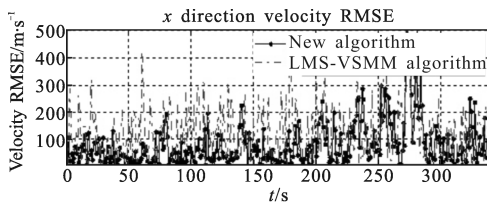
(a) Filtering track



(b) 位置均方根误差比较



(b) Location root mean square error



(c) 速度均方根误差比较

(c) Velocity root mean square error

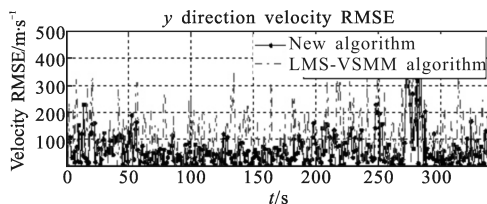
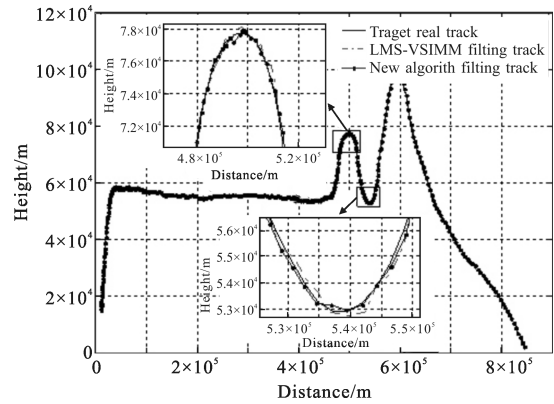


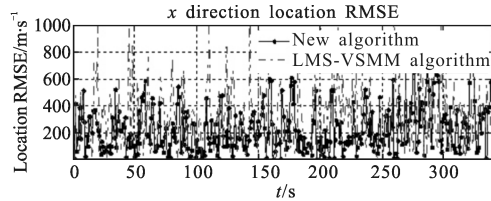
图 2 r_1 、 r_2 为 150 时滤波结果比较
Fig.2 Comparison of filtering result when r_1 and r_2 are 150

从图 3 中可以看出,当系统状态噪声和量测噪声增大时,两种跟踪算法的均方根误差都增大,但

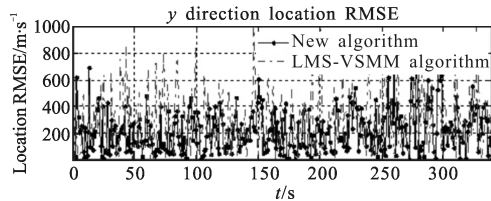


(a) 滤波轨迹比较

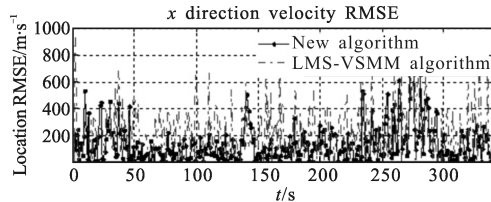
(a) Filtering track



(b) 位置均方根误差比较



(b) Location root mean square error



(c) 速度均方根误差比较

(c) Velocity root mean square error

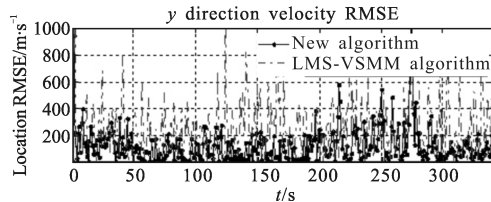


图 3 r_1 、 r_2 为 450 时滤波结果比较
Fig.3 Comparison of filtering result when r_1 and r_2 are 450

是,新算法误差增幅较小,滤波结果更稳定。为了从整体上比较算法的性能,定义如下统计性能指标:位置(速度)总体均方差、位置(速度)相对误差压缩比

别为:

$$S = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{X}(i) - X(i))^2} \quad (37)$$

$$B = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{X}(i) - X(i))^2}}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Z(i) - X(i))^2}} \quad (38)$$

式中: $\hat{X}(i)$ 、 $X(i)$ 、 $Z(i)$ 分别为滤波值、真实值、量测值;

N 为采样点数。两项性能指标的统计均值如表 3 所示(表格中的 γ 表示新算法相比传统算法方差减小的百分数)。

从表 3 中可以看出,当 $r_1=150$ 、 $r_2=150$ 时,新算法的总体均方差和相对误差压缩比都小于传统 LMS-VSMM 跟踪算法的;当状态噪声和量测噪声都增大时,新算法的均方差和相对误差压缩比的增加幅度都小于传统 LMS-VSMM 跟踪算法的。

表 3 两种算法比较

Tab.3 Comparison of two arithmetics

	Location/m						Velocity/m · s ⁻¹									
	$r_1=150$		$r_2=150$		$r_1=450$		$r_2=450$		$r_1=150$		$r_2=150$		$r_1=450$		$r_2=450$	
	LMS-VSMM	New	γ	LMS-VSMM	New	γ	LMS-VSMM	New	γ	LMS-VSMM	New	γ	LMS-VSMM	New	γ	
X_s	137.466 6	90.992 9	33.81%	383.532 3	351.806 0	8.27%	156.240 6	119.187 7	23.72%	269.225 3	195.238 6	27.48%				
Y_s	135.814 6	88.392 4	34.91%	381.250 2	295.923 7	22.38%	138.964 3	90.214 1	35.08%	282.046 0	198.449 9	29.64%				
X_b	0.885 9	0.799 5	9.75%	0.834 1	0.807 3	3.21%	1.140 0	1.216 6	-6.72%	0.620 2	0.525 9	15.20%				
Y_b	0.888 0	0.774 5	12.78%	0.823 1	0.742 4	9.80%	0.868 6	0.765 8	11.83%	0.609 1	0.499 5	17.99%				

使用 Matlab 中的 tic 和 toc 命令对两种算法滤波过程进行计时,结果如表 4 所示(表格中的 φ 表示新算法相比传统算法仿真所用时间减少的百分数)。

表 4 100 次 Monte Carlo 仿真所用时间

Tab.4 Time-consuming of 100 times monte carlo emulation

Algorithm	Time/s			
	$r_1=150$	$r_2=150$	$r_1=450$	$r_2=450$
LMS-VSMM	38.58		40.11	
New algorithm	19.89		20.79	
φ	48.44%		48.17%	

从表 4 中可以看出,新算法的 100 次 Monte Carlo 仿真所用时间比传统 LMS-VSMM 跟踪算法的少,这是因为新算法在爬升段、巡航段和攻击段的模型数小于传统 LMS-VSMM 跟踪算法的,且目标飞行状态识别比模型集合自适应要简单,所以新算法的计算量明显减小。

4 结论

文中分析了临近空间高超声速飞行器飞行全过

程的运动特性,针对传统跟踪算法存在的不足,提出了一种具有飞行状态辨识、变模型数量和变模型转移概率的变结构交互多模型跟踪算法,采用 Monte Carlo 仿真方法对算法进行了仿真验证。仿真结果表明,新算法的跟踪精度优于传统 LMS-VSMM 跟踪算法,且算法计算量得到明显减小。新算法适用于对计算量(计算时间)和跟踪精度要求严格的场合,具有一定的实用性和可推广性。在仿真中,文中未讨论临近空间高超声速目标与常规目标并存时的情况,这将是下一步的研究重点。

参考文献:

[1] Zhu Zhiliang, Ye Ning, Liu Jun, et al. Deployment optimization algorithm for regional MANET containing near space vehicles as a part [J]. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2011, 33(4): 915-921. (in Chinese)
朱志良,叶宁,刘军,等.基于临近空间飞行器的区域自组网优化部署算法[J].电子与信息学报,2011,33(4):915-921.

[2] Nie Wansheng, Luo Shibin, Feng Songjiang, et al. Analysis of key technologies and development trend of near space vehicle [J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2012, 34(2): 107-113. (in Chinese)

- 聂万胜, 罗世彬, 丰松江, 等. 近空间飞行器关键技术及其发展趋势分析[J]. 国防科技大学学报, 2012, 34(2): 107-113.
- [3] Jin Xin, Liang Weitai, Wang Jun, et al. Discussion on issues of anti-near space target operation [J]. *Modern Defence Technology*, 2013,41(6):1-7. (in Chinese)
金欣, 梁维泰, 王俊, 等. 反临近空间目标作战的若干问题思考[J]. 现代为防御技术, 2013, 41(6): 1-7.
- [4] Guan Xin, Zhao Jing, He You. Track technology of hypersonic aircraft in near space [J]. *Journal of Sichuan Ordnance*, 2011, 32(8): 4-6. (in Chinese)
关欣, 赵静, 何友. 临近空间高超声速飞行器跟踪技术[J]. 四川兵工学报, 2011, 32(8): 4-6.
- [5] Hou L Q, Li H N, Huang F M, et al. Tracking micro reentering USV with TDRS and ground stations using adaptive IMM method [C]//Proceeding of the IEEE International Conference on Information and Automation, 2011(6): 6-8.
- [6] Guan Xin, Zhao Jing, Zhang Zhengchao, et al. A feasible tracking algorithm for hypersonic aircraft [J]. *Telecommunication Engineering*, 2011, 51 (8): 80-84. (in Chinese)
关欣, 赵静, 张政超, 等. 一种可行的高超声速飞行器跟踪算法[J]. 电讯技术, 2011, 51(8): 80-84.
- [7] Ho T J. A switched IMM-Extended Viterbi estimator-based algorithm for maneuvering target tracking [J]. *Automatica*, 2011, 47(1): 92-98.
- [8] Wang Xiao, Han Chongzhao. A probability hypothesis density filter with multiple models for maneuvering target tracking [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2011, 45(12): 1-5. (in Chinese)
- 王晓, 韩崇昭. 用于机动目标跟踪的多模型概率假设密度滤波器[J]. 西安交通大学学报, 2011, 45(12): 1-5.
- [9] Wadhams T P, Maclean M G, Holden M S. A review of transition studies on full-scale flight vehicles at duplicated flight conditions in the LENS tunnels and comparisons with prediction methods and flight measurement [C]//The 48th AIAA Aerospace Sciences Meeting and Exhibit, 2010, (1): 4-7.
- [10] Candler G, Johnson H, Alba C, et al. Analysis of modal growth on the leeward centerplane of the X-51 vehicle[R]. AFRL-RB-WP-TM-2010-3001, 2009.
- [11] Robinson J S. An overview of NASA's integrated design and engineering analysis (IDEA) environment [R]. NF1676L-12491, 2011.
- [12] Foo P H, Ng G W. Combining the interacting multiple model method with particle filters for maneuvering target tracking [J]. *IET Radar Sonar and Navigation*, 2011, 5(3): 234-255.
- [13] Qu H Q, Pang L P, Li S H. A novel interacting multiple model algorithm [J]. *Signal Processing*, 2009, 89 (11): 2171-2177.
- [14] Li X R, Jilkov, V P. A survey of maneuvering target tracking-Part V: Multiple-Model Methods [J]. *IEEE Transactions on AES*, 2005, 41(4): 1255-1321.
- [15] Li X R, Zhang X. Multiple-model estimation with variable structure part III: Model-group switching algorithm [J]. *IEEE Transactions on AES*, 1999, 35(1): 225-240.
- [16] Li X R, Zhang Y M. Multiple-model estimation with variable structure part V: likely-model set algorithm [J]. *IEEE Transactions on AES*, 2001, 36(2): 448-466.