

可控结构半弹道式再入飞行器的跟踪及充满空间的模型集设计

梁勇奇¹ 韩崇昭¹ 石勇¹

摘要 由于再入过程中结构变化的未知以及流场等不确定因素的影响, 可变结构半弹道式再入飞行器 (Semi-ballistic reentry vehicle, SBRV) 的模式及其变化方式通常也是未知的。本文在分析可控结构 SBRV 再入运动特征以及模式特征的基础上, 提出了充满模式空间的模型集, 新模型集根据 Hicknell 准则设计, 该模型集与 Monte Carlo 法生成的模型集相比不但具有更高的可信度和精度, 而且对机动的反应更灵敏。理论分析和仿真结果证明了这种充满空间的模型集对于该机动跟踪问题的合理性与有效性。

关键词 半弹道式再入飞行器, 混合系统, 多模型方法, Monte Carlo 法, 充满空间的模型集

DOI 10.3724/SP.J.1004.2010.01534

Controllable-structure Semi-ballistic Reentry Vehicle Tracking and Space-filling Model-set Design

LIANG Yong-Qi¹ HAN Chong-Zhao¹ SHI Yong¹

Abstract Due to uncertainty in structure and uncertainty of flow field, the mode of the controllable-structure semi-ballistic reentry vehicle (SBRV) is usually unknown. Based on the analysis of the characteristics of the controllable-structure SBRV's motion and mode, the space-filling model set is proposed. The new model set is designed according to Hicknell's criterion. Compared with the model set generated by the Monte Carlo method, the new model set has a higher credibility and a smaller estimation error, and is more sensitive to maneuver. Theoretical analysis and simulation results show the reasonableness and efficiency of the space-filling model set for the maneuver tracking problem.

Key words Semi-ballistic reentry vehicle (SBRV), hybrid system, multiple-model approach, Monte Carlo method, uniform model set

再入目标的运动估计是目标跟踪领域的重要问题。在各种类别的再入方式中, 结构和外形可变的飞行器越来越受到重视^[1-5], 这种因结构和外形变化导致机动的再入飞行器称为半弹道式再入飞行器 (Semi-ballistic reentry vehicle, SBRV)^[6]。相比于固定结构的再入, 再入过程中 SBRV 外形和结构的变化导致其轨迹、落点以及过载的变化, 同时增加了状态估计的困难: 首先, 飞行器结构和外形变化的时间、方式及强度通常是未知的; 其次, 流场的复杂性

和不确定性也增加了再入体轨迹的复杂性和不确定性, 而传统依赖于实验的方法无法重现再入过程的流场^[7-8], 文献 [7] 指出再入体的流场在本质上是随机的, 其解决应求助于统计方法。

SBRV 的再入过程由连续成分与离散成分确定, 连续成分称作基态, 其变化是连续的; 离散成分称作模式, 其变化是离散的。所以 SBRV 的再入过程本质上是一种混合系统。混合系统估计的主流方法为多模型方法, 该方法同时实现状态的估计和模式的决策, 其中交互式多模型算法已经成为机动目标跟踪的标准算法^[9]。多模型方法的精度很大程度上依赖于所使用的模型集, 因此模型集设计成为该方法应用中最重要的问题^[10]。但是模型集设计方面的理论研究很少^[11], Li 等将模式描述为随机变量^[12], 并且将模型(模型集)描述为一离散的随机变量以近似模式。作为对文献 [12] 的进一步发展, 文献 [13] 给出了在多维模式空间中与模式分布失配最小的模型集设计方法。根据文献 [6] 给出的 SBRV 模型, 其模式受到多个参数的影响, 在可控结构 SBRV 再入的过程中, 其模式的分布信息难以得到, 在获知各个参数分布区间的基础上, 本文的重点是依赖先验信息

收稿日期 2009-12-04 录用日期 2010-07-01

Manuscript received December 4, 2009; accepted July 1, 2010
国家重点基础研究发展计划(973 计划)(2007CB311006), 国家自然科学基金(60602026, 60574033), 国家自然科学基金创新研究群体科学基金(60921003)资助

Supported by National Basic Research Program of China (973 Program) (2007CB311006), National Natural Science Foundation of China (60602026, 60574033), and Foundation for Innovative Research Groups of National Natural Science Foundation of China (60921003)

1. 西安交通大学智能网络与网络安全教育部重点实验室、机械制造系统工程国家重点实验室 电子与信息工程学院综合自动化研究所 西安 710049

1. Key Laboratory for Intelligent Networks and Network Security of Ministry of Education, State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, Institute of Integrated Automation, School of Electronics and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049

构建模型集以实现可控结构 SBRV 的多模型方法估计.

在过去的几十年中, 对再入体大多采用单个滤波器构成的估计器, 并将参数扩维到状态向量中以实现对目标的跟踪^[14], 在弹道式再入飞行器 (Ballistic reentry vehicle, BRV) 的跟踪中, 具有代表性的是文献 [15] 将阻力系数补偿到状态向量中以实现对该飞行器的状态估计; 在机动再入飞行器 (Maneuvering reentry vehicle, MaRV) 的跟踪中, 文献 [16] 将阻力系数、爬升力系数和转弯力系数补偿到状态向量中以实现对目标的状态估计. 上述状态向量中参数所对应协方差项的取值依赖于具体飞行器的先验信息, 所以文献 [17] 结合具体飞行器的特征使用多模型方法辨识 4 种弹道式再入体. 考虑到再入过程中经常存在机动和非机动两种情况, 而多模型方法更适合于跟踪具有多个可能模式的目标, 文献 [18] 在多模型估计器上做了努力, 得到了更适合于 MaRV 模型的交互式多模型滤波器, 并使用 MaRV 模型和 BRV 模型组成模型集. 此外, 高机动能力的导弹近年来受到较大的关注^[19–22], 对于螺旋机动再入, 文献 [20] 在转动频率定常以及阻力系数定常的假设下通过单个模型对这种目标进行了跟踪研究. 对于摆式机动, 文献 [21–22] 在目标可能的摆动频率先验已知的假设下使用一组模型进行跟踪, 在目标可能的机动模式先验已知的情况下, 文献 [23] 对可控结构 SBRV 通过多模型方法进行了估计研究.

但是对于实际的机动再入来说, 目标机动的控制方式多样, 早期有折锥控制法, 当前主流方法为变质心控制^[4–5, 24]. 该方法使用滑块控制目标, 但是对跟踪者来说目标中使用的滑块个数、各滑块的位置、质量及其位置变化范围通常未知, 再入过程中滑块位置可能的取值也未知, 而且滑块在这些位置变化的方式也未知. 对实际的再入目标来说, 还有许多未知及不可控因素, 除了流场的复杂性, 控制机构还可能发生异常. 当前已有多种具有机动再入能力的导弹, 这些导弹的机动能力及其机动方式都是高度保密的, 另外, 有些目标在发射前才植入机动程序, 因而 SBRV 再入过程模式的变化很复杂, 其模式的取值及其变化方式通常也未知, 可以认为该飞行器再入过程模式的取值是随机的. 一般说来, 不同的机动代表不同的模型, 所以将机动再入过程表示为一组模型的集合, 在整个再入过程中真实的模型在这个集合中跳变, 而估计所用模型的不匹配通常导致不可接受的误差. 根据文献 [12] 的观点, 有效的模型集设计依赖于对模式的描述. 本文首先分析结构可控 SBRV 的运动特性及其模式特征, 在此基础上提出了填充模式空间的模型集以实现 SBRV 可控结构

再入的多模型方法估计.

1 SBRV 建模及机动再入分析

1.1 SBRV 的建模及动力学分析

SBRV 的机动来源于该飞行器外形或者结构的不对称性. 在 SBRV 的变结构再入过程中, 重力和气动力决定了飞行器的姿态和轨迹, 如图 1 所示, SBRV 看作质心可控的飞行器, 点 O 为质心, 点 O' 为气动力作用的中心. SBRV 的轴与最小惯性主轴的指向一致, 如果质心与该轴重合, 气动力只产生阻力作用, 阻力与速度的方向相反; 如果质心离开轴线, 则升力产生, 升力产生的同时有诱导阻力生成.

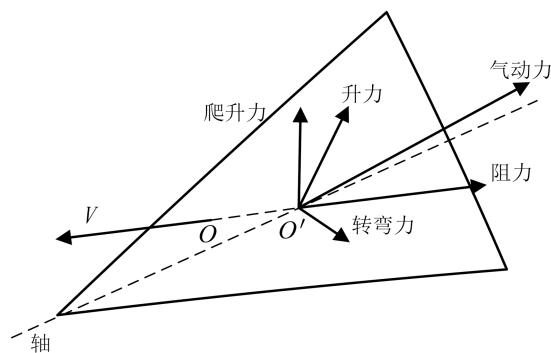


图 1 半弹道式再入飞行器及气动力分析

Fig. 1 SBRV and geometry of aerodynamic

升力位于垂直于速度矢量的平面上, 根据物理意义分解为爬升力和转弯力, 前者控制飞行器的爬升与俯冲, 后者控制飞行器的左转与右转; 转弯力垂直于速度且平行于当地水平面; 爬升力垂直于转弯力和速度矢量. 如果质心绕着轴转动, 则爬升力和转弯力也不断发生变化. 单位速度矢量, 单位转弯力矢量和单位爬升力矢量组成的坐标系称为半速度坐标系.

如图 1 所示, SBRV 简化为位于其质心的质点, 使用东北天 (ENU) 坐标系描述状态, 将气动力由半速度坐标系转到 ENU 坐标系, 忽略哥氏力与离心力的影响, 可得到 SBRV 模型^[6, 23]:

$$X_{k+1} = F X_k + G f(X_k) + \Gamma u_k + w_k \quad (1)$$

其中

$$X_k = [x_k \quad \dot{x}_k \quad y_k \quad \dot{y}_k \quad z_k \quad \dot{z}_k]^T$$

$$w_{(k)} = [w_x \quad \dot{w}_{vx} \quad w_y \quad \dot{w}_{vy} \quad w_z \quad \dot{w}_{vz}]^T$$

$$f(X_k) =$$

$$\left[\begin{array}{c} -\frac{1}{2}\alpha_d\rho\sqrt{\dot{x}_k^2+\dot{y}_k^2+\dot{z}_k^2}\dot{x}_k-\frac{1}{2}\alpha k_{td}\rho(\dot{x}_k^2+\dot{y}_k^2+\dot{z}_k^2)\frac{\dot{y}_k}{\sqrt{\dot{x}_k^2+\dot{y}_k^2}}-\frac{1}{2}\alpha k_{cd}\rho\sqrt{\dot{x}_k^2+\dot{y}_k^2+\dot{z}_k^2}\frac{\dot{x}_k\dot{z}_k}{\sqrt{\dot{x}_k^2+\dot{y}_k^2}} \\ -\frac{1}{2}\alpha_d\rho\sqrt{\dot{x}_k^2+\dot{y}_k^2+\dot{z}_k^2}\dot{y}_k+\frac{1}{2}\alpha k_{td}\rho(\dot{x}_k^2+\dot{y}_k^2+\dot{z}_k^2)\frac{\dot{x}_k}{\sqrt{\dot{x}_k^2+\dot{y}_k^2}}-\frac{1}{2}\alpha k_{cd}\rho\sqrt{\dot{x}_k^2+\dot{y}_k^2+\dot{z}_k^2}\frac{\dot{y}_k\dot{z}_k}{\sqrt{\dot{x}_k^2+\dot{y}_k^2}} \\ -\frac{1}{2}\alpha_d\rho\sqrt{\dot{x}_k^2+\dot{y}_k^2+\dot{z}_k^2}\dot{z}_k+\frac{1}{2}\alpha k_{cd}\rho\sqrt{\dot{x}_k^2+\dot{y}_k^2+\dot{z}_k^2}\sqrt{\dot{x}_k^2+\dot{y}_k^2} \end{array} \right] -$$

$$\frac{\mu}{\sqrt{x_k^2+y_k^2+(z_k+a)^2}} \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ z_k+a \end{bmatrix}$$

$$F = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

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

爬阻比 k_{cd} 为爬升力与阻力的比值, 转阻比 k_{td} 为转弯力与阻力的比值, 升阻比 k 为升力与阻力的比值, $k^2 = k_{cd}^2 + k_{td}^2$, 阻力系数 $\alpha_d = (1 + c^2)\alpha$, c 为诱导阻力系数; 阻力参数 $\alpha = SC_D/m$ 由飞行器的质量 m , 参考面积 S , 以及 C_D 决定, 一般说来, C_D 依赖于飞行器的速度、距离地面的高度、飞行器的长直比以及空气的粘性系数等^[1]; ρ 表示空气密度, $a = a_e + h_0$, a_e 为地球半径, h_0 为 ENU 坐标系原点的海拔高度, μ 为地球引力常数; u_k 代表由飞行器上外力作用所得到的加速度, u_{xk}, u_{yk}, u_{zk} 为该输入在每个坐标轴上的分量. 如果 $k_{cd} = 0$, $k_{td} = 0$, 并且 $u_k = 0$, 则该模型变为 BRV 模型.

1.2 SBRV 的机动再入分析

为了认识 SBRV 机动的特征, 需要了解该飞行器机动的目的和原因. SBRV 机动的目的根据需求分为三类: 1) 改变再入轨迹以避开拦截物; 2) 修正或者改变落点; 3) 满足飞行器承受过载的要求. 相应地, 导致 SBRV 机动的原因根据控制途径分为三类: 改变质心、改变外形或者使用外力以改变其姿

态与轨迹, 这几种控制方式可以单独使用, 也可以组合使用, 为了简单起见, 本文不考虑外部施加力导致的机动.

对于 BRV, 如果给定初始状态, 则其轨迹可确定, 但 SBRV 轨迹的不确定性由阻力系数 α_d 、爬阻比 k_{cd} 和转阻比 k_{td} 决定, 这三个参数的值确定了 SBRV 的模式, 该模式的集合构成 SBRV 的模式空间. 假设这三个参数相互独立, 则模式空间为 α_d , k_{cd} 和 k_{td} 所张成的三维矩形, SBRV 的模式受到飞行器结构变化及流场变化的影响, 将其描述为马尔科夫过程, 则状态估计的难度以及轨迹预测的不确定度不仅由机动的时间、方式与相应方式下的机动强度决定, 同时因为流场的复杂性和不确定性而加剧.

飞行器机动发生的时间以及模式中各个参数的边界对于再入体的拦截和落点预测都很重要, 如果粗略地知道模式的边界, 则可以知道飞行器所在的空间区域, 该区域中每一点飞行器都可能经过.

使用以下场景来说明 SBRV 的再入特征: $x_0 = 232000$ m, $y_0 = 0$ m, $z_0 = 88000$ m, $v_0 = 2290$ m/s, 侧滑角为零, 飞行器攻角与水平面的夹角为 $\gamma_0 = 190^\circ$. $\alpha = \frac{9.8}{4000}$ m²/kg, 机动在 30 s 时候发生, 随后模式以马尔科夫链随机改变, 即 k_{cd} 与 k_{td} 在各自取值区间随机变化, $k_{cd} \in (-0.5, 0.5)$, $k_{td} \in (-0.5, 0.5)$, 因为诱导阻力的存在, 爬升力与转弯力的跳变导致诱导阻力(阻力)的跳变. $k_{cd} > 0$ 表示飞行器爬升, $k_{cd} < 0$ 表示飞行器俯冲; $k_{td} > 0$ 表示飞行器左转, $k_{td} < 0$ 表示飞行器右转.

图 2~4 中给出了机动 SBRV 的轨迹. 为了与纯弹道对照, 图中显示了相同初始条件下 BRV 的轨迹, 模式为随机过程的再入轨迹称作 ManeuverS-BRV. 为了显示 SBRV 可能在的空间区域, 同时给出四条特殊的 SBRV 轨迹, 分别称作 Leftclimb-SBRV, RightclimbSBRV, LeftdiveSBRV, RightdiveSBRV, 每条轨迹的模式由 k_{cd} 的一个边界值以及 k_{td} 的一个边界值组合构成. 图 2 为各轨迹的对比, 图 3 为各轨迹的速度对比, 图 4 为 ManeuverSBRV

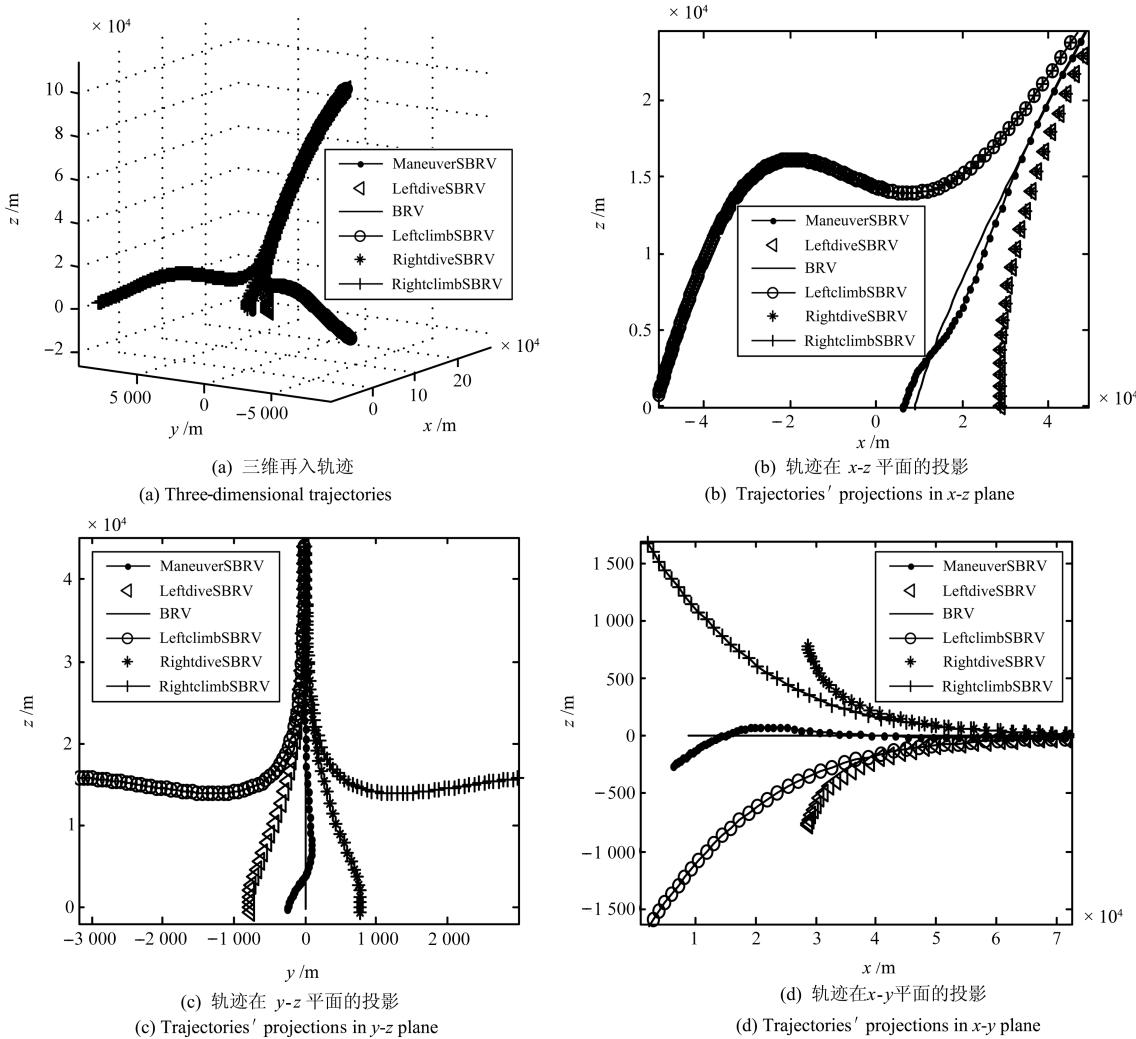


图 2 三维再入轨迹及其在各个坐标平面上的投影

Fig. 2 Three-dimensional trajectories and their projections in planes of coordinate system

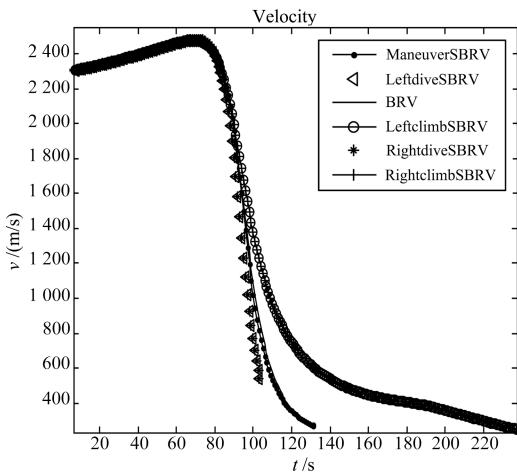


图 3 各轨迹所对应的速度曲线

Fig. 3 Velocity curves of each trajectory

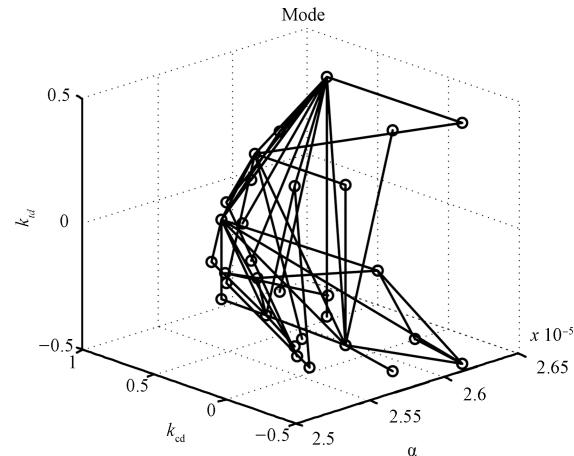


图 4 模式空间中 ManeuverSBRV 所对应的模式

Fig. 4 Modes of ManeuverSBRV in the modes space

的模式,由图可见再入轨迹的模式是一组模式的集合,其余各轨迹的模式都是该模式空间中一个确定的点,所以未加以显示。图5为不同轨迹所代表飞行器过载的对比,分别给出了切向和法向的过载,由图可见BRV法向的过载为零,ManeuverSBRV法向和切向的过载在再入中变化很大,SBRV爬升的时候过载减小,俯冲的时候过载加大。

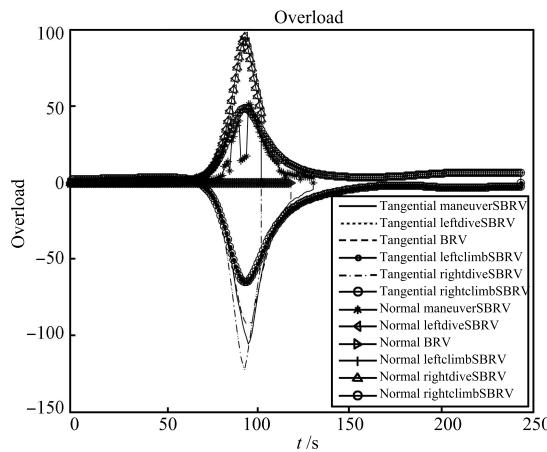


图5 各轨迹的切向和法向过载

Fig. 5 Normal accelerations and tangential overloads of each trajectory

2 可控结构 SBRV 的跟踪及充满空间的模型集设计

在了解可控结构 SBRV 机动再入特征的基础上需要寻找有效的模型集设计方法。对于模式可变的系统,Blom 等^[25-26]考虑了模式空间非时变而且模型集与模式空间相等的情形,通过各模型输出的组合可使得输出接近于最小均方差(Minimum mean squared error, MMSE)估计器^[9]。多模型方法可表示为^[9, 26]:

$$\hat{X}(k) = \sum_i \hat{X}_{m_i}(k) P_{m_i}(k|Z^k) \quad (4)$$

其中,模型集 $\mathbb{M} = \{m_1, m_2, \dots, m_R\}$, i 是模型集中模型的序号, Z^k 表示从初始时刻到当前时刻所有量测的集合, $P_{m_i}(k|Z^k)$ 是给定量测下每个模型的后验概率,该值通过 Bayesian 公式近似估计^[9], $\sum_i P_{m_i}(k|Z^k) = 1$, \hat{X}_{m_i} 代表了模型 m_i 在时刻 t 的输出, $\hat{X}(t)$ 是时刻 t 模型集的输出。

通常模式空间远大于模型集,每个模型均代表一组模式^[12]。为了减小计算量并尽可能地维持估计器的精度,需要减少模型数量,同时使该估计器对各种可能模式的估计误差最小,在没有先验信息的情

况下,模型集应均匀地填充在模式空间,具有该特征的模型集可以由 Monte Carlo 法生成。

Monte Carlo 法均匀地从模式空间抽取 R 个点,基于这些模式构造的模型集为 $\mathbb{M} = \{m_1, \dots, m_R\}$,每个模型代表了模式空间中距离该模型最近的模式,则模式空间被模型集划分为 R 个部分, $S = \cup_{i=1}^R S_i$, m_i 在 S_i 的中心,对 $\forall i \neq j$,有 $S_i \cap S_j = \emptyset$ 。

对于多模型方法,如果再入过程中任何时刻真实模式所在子空间的尺寸大,则会造成该时刻估计器的精度降低。如果真实模式所在子空间的尺寸小,则该时刻估计器的精度则会提高。如果模型集太小,则模式空间的划分不够均匀,从而导致估计器的估计精度降低;而模型数量的增多虽然增加了模式空间划分的均匀度,但是将导致估计器计算量的增加。为了能以较少的模型数量确保估计精度不降低,应该进一步提高点集均匀度。为此需要解决两个问题:1) 如何确保这种充满空间的模型集的均匀性;2) 如何设计该模型集。

2.1 充满空间的模型集

为了克服 Monte Carlo 点集散布不够均匀的缺点,使用一组确定的点取代它们^[27-28],并称之为伪随机数。对于随机运动来说,无法知道目标的机动是发生在整个模式空间还是在某个子空间上,所以还需要考虑模式空间投影空间的均匀性,为此使用 Hicknall 提出的中心化 L_p 偏差衡量模型集的均匀度^[29]:

$$CD_p(\mathbb{M}) = \left[\sum_{\Theta_u \neq \Phi} \int_{C^u} \left| \frac{|\mathbb{M}_u \cap J(\Theta_u)|}{R} - \text{Vol}(J(\Theta_u)) \right|^p d\Theta_u \right]^{\frac{1}{p}} \quad (3)$$

其中, \mathbb{M} 表示模型集, m 表示 \mathbb{M} 中的模型, R 表示模型数量, Θ 表示模型集中包含的参数的集合,其中各个参数相互独立, M 表示参数的个数, \mathbb{M}_u 表示模型集在模式空间的子空间的投影, $\Theta_u \subseteq \Theta$, $C^M = [0, 1]^M$, 测量该模型集均匀度的参考点为 C^M 的中心, $J(\Theta) = \{y \in C^M : \min(\mathbf{a}_j, \theta_j) \leq \max(\mathbf{a}_j, \theta_j), \forall j \in [1, M]\}$, \mathbf{a} 为 C^M 的 2^M 个顶点中距离 Θ 最近的一个, $J(\Theta)$ 表示 Θ 与 \mathbf{a} 之间的矩形, $J(\Theta_u)$ 为矩形 $J(\Theta)$ 从 C^M 到 C^u 的投影, $\text{Vol}(J(\Theta_u))$ 为 $J(\Theta_u)$ 的体积, \mathbb{M}_u 为模型集在 C^u 中的投影, $\mathbb{M}_u \cap J(\Theta_u)$ 表示 \mathbb{M}_u 与 $J(\Theta_u)$ 的交集。实际上该准则衡量了模型集的不均匀度:该值越小,模型集的均匀度越高。

为了进一步降低式(3)的计算量,使用中心化的 L_2 偏差^[29]:

$$CD_2(\mathbb{M}) = \left\{ \left(\frac{13}{12} \right)^M + \frac{2^{1-M}}{R} \sum_{k=1}^R \prod_{i=1}^M \left[2 + \left| \theta_{ki} - \frac{1}{2} \right| + \left| \theta_{ki} - \frac{1}{2} \right|^2 \right] + \frac{1}{R^2} \sum_{k,l=1}^R \prod_{i=1}^M \left[1 + \frac{1}{2} \left| \theta_{ki} - \frac{1}{2} \right| - \frac{1}{2} \left| \theta_{li} - \frac{1}{2} \right| - \frac{1}{2} \left| \theta_{ki} - \theta_{li} \right| \right] \right\}^{\frac{1}{2}} \quad (4)$$

根据式(4)可以比较不同模型集。如果一组模型集包含的参数数量和模型数量相同, CD_2 越小的模型集散布在模式空间的均匀度则越高。

2.2 充满空间的模型集的生成及属性

基于 Hicknell 准则生成模型集的思路为: 首先离散化各个参数以获得其离散水平的集合, 在此基础上依据上文提出的准则构造一种充满空间的模型集。

对于所有 $\theta_i \in \Theta$, 根据其取值区间获得 N_i 个离散水平值:

$$\theta_{ij} = \theta_i^- + \frac{2j-1}{2N_i} (\theta_i^+ - \theta_i^-), \quad j = 1, \dots, N_i \quad (5)$$

其中, θ_i^- 和 θ_i^+ 是参数 θ_i 取值区间的上界和下界, N_i 是模型集中该参数离散水平的个数。

在获得各个参数离散水平的基础上需要考虑模型数量和参数离散水平数的关系, 参数 θ_i 的重数 r_i 是指该参数的各个离散水平在模型集中出现的次数, $r_i = R/N_i$, 同时应满足 $\text{mod}(R, N_i) = 0$ 。组合各参数的离散值可以在模式空间中均匀地散布 $N_1 \cdots N_M$ 个模型, 此时任一参数 θ_i 的重数为 $N_1 \cdots N_{(i-1)} N_{(i+1)} \cdots N_M$, 该值无疑太大。各参数的重数应根据估计器的需求选择, 从减小模型数量的角度来说, 在给定各参数离散水平的条件下, 应该使各参数的重数尽可能小。如果 $N_1 = \cdots = N_M = N$, 可以使 $r_1 = \cdots = r_M = 1$, 则模型数量达到最小值 $R = N$ 。

在确定各个参数重数及其离散水平值的基础上, 根据式(5)从 C^M 中的 $N_1 \cdots N_M$ 个点里选择偏差最小的均匀模型集。方开泰等使用门限接收法生成了一系列均匀散布的点集^[30], 除了重数为 1 的点集外, 还给出一系列混合水平的点集, 这些点集为满足式(5)的最优结果, 或是该最优结果的高度近似。

从 Hicknell 准则的定义可以看出, 交换模式空间的任意参数的位置, 该模型集的均匀性不变; 沿平面 $\theta_i = \frac{1}{2}(\theta_i^+ + \theta_i^-)$, $\forall i \in \{1, \dots, M\}$ 对称得到的模型集不改变当前模型集的均匀度。

从均匀模型集的生成方式可知, 基于 Hicknell 准则设计的模型集实现了在模式空间的各投影空间上的均匀散布, 该准则同时反映了基于 Hicknell 准则设计的模型集是模式空间投影空间上的极小极大设计。

使用矩阵表示模型集, 其元素表示相应参数离散水平的序号, 该矩阵的每一列代表一个参数, 每列元素表示对应参数在模型集中离散水平的集合; 每一行表示一个模型, 其元素表示该模型所对应各参数的水平, 如果模型集矩阵包含 R 个模型, 其中 M_1 个参数有 N_1 个水平, M_2 个参数有 N_2 个水平, 则依据 Hicknell 准则生成的模型集表示为 $\mathbb{M}^*(R; N_1^{M_1}, N_2^{M_2})$, 以此类推。

2.3 SBRV 的模型集设计

根据上述分析, 均匀模型集可以有效地充满模式空间, 为了设计 SBRV 的模型集需要获得该模式空间的先验信息。

当前关于再入体再入特征及流场的研究主要通过实验方法, 因为再入过程的不确定性, 同时流场形成机理和变化规律至今尚未认识^[7], 通过实验难以重现真实的再入过程, 一个典型的例子是侧滑角为零的再入体进行大迎角实验时, 所测得的侧向力的大小和方向随着模型滚转角的不同呈现不规则变化^[8]。但是通过实验可以得到阻力参数的取值范围, 也可以得到爬阻比和转阻比的边界值, 进而依据先验信息确立 SBRV 的模式空间。

张成 SBRV 模式空间的爬阻比、转阻比以及阻力系数的区间可以先验获知^[1, 31], 比如航天飞机的升阻比大于 1, 而旋成体的升阻比不超过 0.8, 其中宇宙飞船的升阻比不超过 0.5, 而细长体的升阻比要小很多。假设爬升力与转弯力相互独立, 则它们的取值范围都等于升阻比的取值范围, $k^+ = k_{cd}^+ = k_{td}^+$, $k^- = k_{cd}^- = k_{td}^-$, 所以对于结构变化引起的机动再入, 可以使用升阻比和转阻比的取值区间。获得的先验信息越多, 该模式空间越精确, 依据该模式空间建立的多模型方法的估计精度越高。

3 仿真实验

本节通过如下场景验证文中新提出模型集的有效性, 对于一个可控结构的 SBRV, 初始状态为高斯随机向量, 均值为: $X_0 = [232\,000 \quad 2\,290 \times (190^\circ) \quad 0 \quad 0 \quad 8\,800 \quad 2\,290 \sin(190^\circ)]^T$ 。协方差为: $P_0 = \text{diag}\{1000^2, 20^2, 1000^2, 20^2, 1000^2, 20^2\}$ 。阻力参数 $\alpha = \frac{9.8}{40\,000} \text{ m}^2/\text{kg}$, 假设 SBRV 爬阻比与转阻比分布区间为: $k_{cd} \in [-0.3, 0.3]$, $k_{td} \in [-0.3, 0.3]$ 。爬阻比和转阻比分别均匀地离散化为 3 个序列, 每个

序列包含的离散水平的个数分别为 5, 7 和 11, 每次 Monte Carlo 仿真随机选择一个序列, 而系统的转移概率从给定的转移概率集合中随机地选择, 在该集合中 $\pi_{ii} \in \{0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9\}$, 对 $\forall i \neq j$, $\pi_{ij} = (1 - \pi_{ii})/N$, 其中 N 是参数离散化的水平数. 雷达量测向量为

$$Z = \begin{bmatrix} r & b & e \end{bmatrix}^T \quad (6)$$

观测误差的标准差为: $\sigma_r = 100$ m, $\sigma_b = 0.05$ rad, $\sigma_e = 0.05$ rad, 雷达采样的间隔为 $T = 1$ s.

多模型估计器的每个模型采用 Unscented filter (UF), UF 已经较多地用于再入跟踪^[18,32-34], 该滤波器可以使非线性估计达到最优结果的二阶精度. 估计器的初值采用两点法得到^[35], 跟踪的交互式多模型估计器使用的转移概率矩阵为 $\pi_{i,i} = \pi_{i,i-1} = \pi_{i,i+1} = 1/3$, $\pi_{1,1} = \pi_{1,2} = \pi_{R-1,R} = \pi_{R,R} = 1/2$.

仿真中根据 Hicknell 准则生成的模型集称为均匀模型集, 通过 Monte Carlo 法生成的模型集称为 MC 模型集. MC 模型集在每次仿真中随机生成, 并且在每次仿真的过程中保持不变. 均匀模型集采用了 $M^*(10; 10^3)$, $M^*(14; 14^3)$ 和 $M^*(18; 18^3)$, 如表 1~3 所示.

仿真结果比较了平均归一化均方差 (Averaged normalized estimation error squared, ANEES), 位置均方 (Root mean squared, RMS) 误差和速度 RMS 误差, 所有结果通过 300 次独立 Monte Carlo 仿真得到. ANEES 表示为^[35]

$$ANEES = \frac{1}{Nn} \sum_{i=1}^N (X_i - \hat{X}_i)^T P_i^{-1} (X_i - \hat{X}_i) \quad (7)$$

其中, $X_i - \hat{X}_i$ 表示第 i 次 Monte Carlo 仿真的状态估计误差, P_i 表示对应协方差, n 为状态向量的维数, N 为 Monte Carlo 仿真的次数. ANEES 的值越接近于 1 表示估计器的可信度越高. RMS 误差可表示为^[35]:

$$\|X - \hat{X}\|^2 = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (X_j - \hat{X}_j)^T (X_j - \hat{X}_j) \quad (8)$$

其中, X 分别取为位置向量和速度向量时可得到位置 RMS 误差和速度 RMS 误差, 该值越小表示估计器的精度越高.

在 60 s 到 130 s 之间飞行器的状态变化剧烈, 各模型集性能的差别主要体现在这一阶段. 由图 6 可以看出均匀模型集的可信度比较接近, 而且整体上好于 MC 模型集. 同时均匀模型集相比于 MC 模型集具有更高的状态估计的精度.

表 1 模型集 $M^*(10; 10^3)$
Table 1 Model-set $M^*(10; 10^3)$

模型	参数 1	参数 2	参数 3
1	1	5	4
2	2	8	8
3	3	2	2
4	4	10	6
5	5	3	10
6	5	7	1
7	7	1	7
8	8	9	3
9	9	6	9
10	10	4	5

表 2 模型集 $M^*(14; 14^3)$
Table 2 Model-set $M^*(14; 14^3)$

模型	参数 1	参数 2	参数 3
1	1	7	5
2	2	12	9
3	3	4	13
4	4	10	1
5	5	1	7
6	6	13	12
7	7	5	3
8	8	8	8
9	9	2	11
10	10	14	4
11	11	9	14
12	12	3	2
13	13	11	6
14	14	6	10

表 3 模型集 $M^*(18; 18^3)$
Table 3 Model-set $M^*(18; 18^3)$

模型	参数 1	参数 2	参数 3
1	1	10	5
2	2	5	6
3	3	2	4
4	4	3	15
5	5	6	17
6	6	1	9
7	7	18	11
8	8	8	10
9	9	15	3
10	10	12	1
11	11	13	8
12	12	16	16
13	13	17	7
14	14	11	18
15	15	9	13
16	16	14	14
17	17	7	2
18	18	4	12

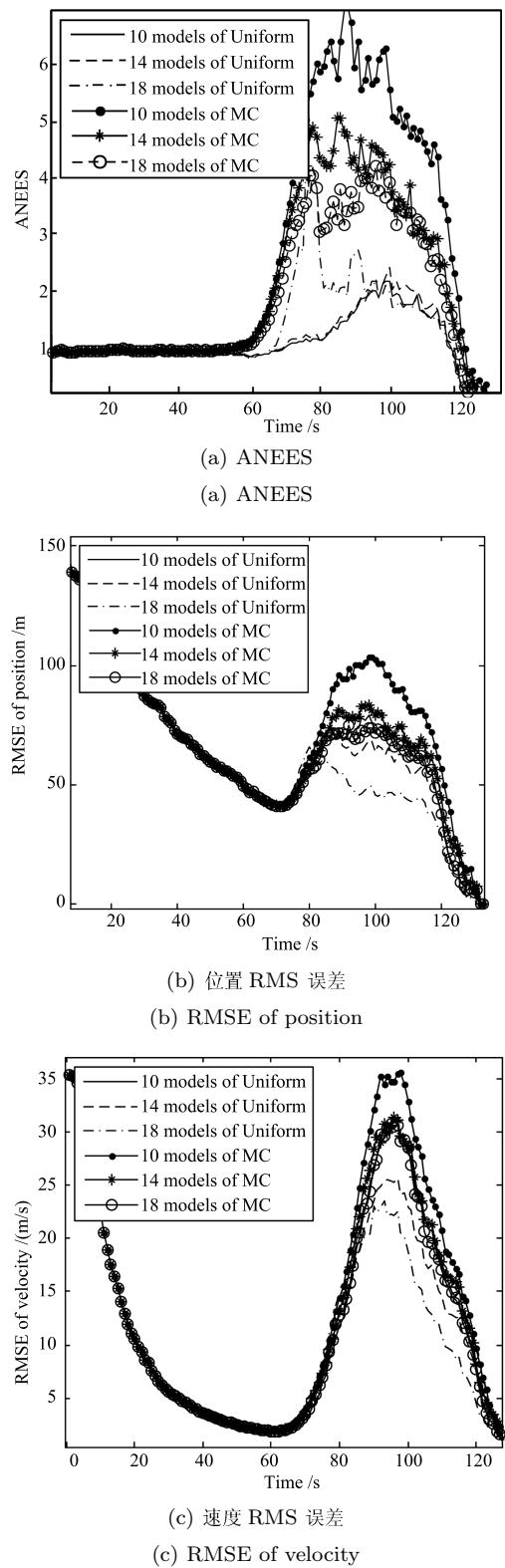


图 6 均匀模型集和 Monte Carlo 模型集的 ANEES, 位置 RMSE 和速度 RMSE

Fig. 6 ANEES, RMSE of position, and RMSE of velocity for uniform model set and Monte Carlo model set

图 7 中, 均匀模型集位置误差曲线相比 MC 模型集整体前移, 而速度误差曲线也有同样的结果, 这一现象表明均匀模型集对状态变化整体上具有更高的灵敏度, 而且这一特征随着模型集的增大得到了加强, 这也体现出均匀模型集充满模式空间的特征。

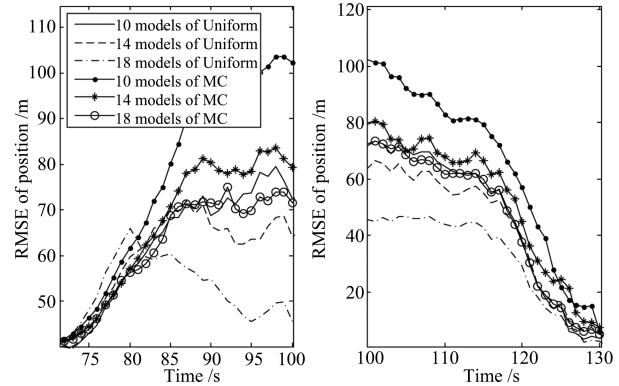


图 7 均匀模型集和 Monte Carlo 模型集对机动的检测

Fig. 7 Maneuver detection of uniform model set and Monte Carlo model set

4 结论

本文分析了结构可控 SBRV 的运动特征以及模式的变化规律, 其轨迹不仅受到再入体结构变化的时间、方式以及各种方式下模式变化强度的未知的影响, 而且受到流场的不确定性的影响。对于这种模式跳变的复杂再入过程, 本文提出了构造充满模式空间的模型集, 在没有先验信息的情况下, 充满模式空间的模型集与各种机动模式的距离都不会太远, 通过将这组模型估计结果组合可得到更为精确的估计。新模型集基于 Hicknell 准则构造, SBRV 模式空间的先验信息通过实验可以获得, 这种充满空间的模型集拥有模式空间的均匀性及其子空间上的均匀性。基于这种模型集的估计结果相比于 Monte Carlo 法生成的模型集具有更高的可信度和精度, 同时对机动的反应更加灵敏。

References

- 1 Wang Xi-Ji. Reentry Technology for Spacecraft (Part I). Beijing: Chinese Aerospace Press, 2006. 1–151
(王希季. 航天器进入与返回技术(上). 北京: 宇航出版社, 2006. 1–151)
- 2 Zanchar P. Proportional navigation and weaving targets. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 1995, **18**(5): 969–974
- 3 Burkhardt J, Schottle U M. Flight performance and control aspects of a semi-ballistic reentry capsule. In: Proceedings of the AIAA Atmospheric Flight Mechanic Conference. San Diego, USA: AIAA, 1996. 29–31

- 4 Zhou Feng-Qi, Cui Li-Ming, Zhou Jun. The control of ballistic warhead with variable centroid. *Journal of Astronautics*, 2000, **21**(z1): 107–110
(周凤岐, 崔利明, 周军. 弹道式导弹弹头变质心机动控制. 宇航学报, 2000, **21**(z1): 107–110)
- 5 Yang Bo, Zhou Jun, Guo Jian-Guo. Study on dynamics modeling of missile with deflectable nose. *Acta Aeronautica Et Astronautica Sinica*, 2008, **29**(4): 909–913
(杨博, 周军, 郭建国. 偏转导弹弹头的动力学建模方法研究. 航空学报, 2008, **29**(4): 909–913)
- 6 Liang Y Q, Han C Z, Yang Y A. Modeling and estimate to semi-ballistic reentry vehicle motion. In: Proceedings of the International Colloquium on Information Fusion. Xi'an, China: Xi'an Jiaotong University Press, 2007. 122–130
- 7 Wardlaw A B, Morrison A M. Induced side forces at high angles of attack. *Journal of Spacecraft and Rockets*, 1976, **13**(10): 589–593
- 8 Deng Xue-Ying, Wang Gang, Chen Xue-Rui, Wang Yan-Kui, Liu Fei-Qing, Xi Zhong-Xiang. A physical model of asymmetric vortices flow structure in regular state over slender body at high angle of attack. *Science in China (Series E)*, 2004, **46**(6): 79–93
(邓学蓥, 王刚, 陈学锐, 王延奎, 刘沛清, 鄒忠祥. 细长旋成体大迎角正则态非对称涡系结构的物理模型. 中国科学 E 辑, 2004, **34**(1): 79–93)
- 9 Li X R, Jilkov V P. Survey of maneuvering target tracking, part V: multiple-model method. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2005, **41**(4): 1255–1321
- 10 Li X R. Optimal selection of estimate for multiple-model approach with uncertain parameters. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1998, **34**(2): 653–657
- 11 Han Chong-Zhao, Zhu Hong-Yan, Duan Zhan-Sheng. *Multi-Source Information Fusion*. Beijing: Tsinghua University Press, 2006. 16–67
(韩崇昭, 朱洪艳, 段战胜. 多源信息融合. 北京: 清华大学出版社, 2006. 16–67)
- 12 Li X R, Zhao Z L, Li X B. General model-set design method for multiple-model approach. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2005, **50**(9): 1260–1276
- 13 Liang Y Q, Li X R, Han C Z, Duan Z S. Model-set design: uniformly distributed models. In: Proceedings of the 48th IEEE Conference on Decision and Control and 28th Chinese Control Conference. Shanghai, China: IEEE, 2009. 39–44
- 14 Li X R, Jilkov V P. A survey of maneuvering target tracking—part II: ballistic target models. In: Proceedings of the Conference on Signal and Data Processing of Small Targets. San Diego, USA: SPIE, 2001. 559–581
- 15 Jazwinski A H. Adaptive filtering. *Automatica*, 1969, **5**(4): 475–485
- 16 Chang C B, Athans M, Whiting R H. On the state and parameter estimation for maneuvering reentry vehicles. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1977, **22**(1): 99–105
- 17 Reali F, Palmerini G, Farina A, Graziano A, Timmoneri L. Tracking a ballistic target by multiple model approach. In: Proceedings of the Aerospace Conference. Big Sky, USA: IEEE, 2009. 1–14
- 18 Zhang Shu-Chun, Hu Guang-Da. Target tracking for maneuvering reentry vehicles with interactive multiple model unscented Kalman filter. *Acta Automatica Sinica*, 2007, **33**(11): 1220–1225
(张树春, 胡广大. 跟踪机动再入飞行器的交互多模型Unscented卡尔曼滤波方法. 自动化学报, 2007, **33**(11): 1220–1225)
- 19 Zarchan P. Tracking and intercepting spiraling ballistic missiles. In: Proceedings of the Conference on Position Location and Navigation Symposium. San Diego, USA: IEEE, 2000. 277–284
- 20 Vaddi S S, Menon P K, Ohlmeyer E J. Target state estimation for integrated guidance-control of missiles. In: Proceedings of the AIAA Guidance, Navigation and Control Conference and Exhibit. Hilton Head, USA: AIAA, 2007. 6838: 1–22
- 21 Zarchan P, Alpert J. Using filter banks to improve interceptor performance against weaving targets. In: Proceedings of the AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit. Keystone, USA: AIAA, 2006. 6700: 1–22
- 22 Marks G M. Multiple model adaptive estimation (MMAE) based filter banks for interception of maneuvering targets. In: Proceedings of the AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit. Hilton Head, USA: AIAA, 2007. 6837: 1–16
- 23 Liang Y Q, Han C Z. Tracking of semi-ballistic reentry vehicle. In: Proceedings of International Symposium on Intelligent Control. San Antonio, USA: IEEE, 2008. 389–394
- 24 Lin Peng, Zhou Jun, Zhou Feng-Qi. Maneuverability analysis of reentry vehicles based on moving centroid control mode. *Aerospace Control*, 2009, **27**(1): 7–11
(林鹏, 周军, 周凤岐. 基于变质心控制的再入飞行器机动能力分析. 航天控制, 2009, **27**(1): 7–11)
- 25 Mazor E, Averbuch A, Bar-Shalom Y, Dayan J. Interacting multiple model methods in target tracking: a survey. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1998, **34**(1): 103–123
- 26 Blom H A P, Bar-Shalom Y. The interacting multiple model algorithm for systems with Markovian switching coefficients. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1998, **33**(8): 780–783
- 27 Hua Luo-Geng, Wang Yuan. *The Application of Number-Theoretical Method in Approximate Analysis*. Beijing: Science Press, 1978. 70–99
(华罗庚, 王元. 数论在近似分析中的应用. 北京: 科学出版社, 1978. 70–99)
- 28 Niederreiter H. *Random Number Generation and Quasi-Monte Carlo Methods*. Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics, 1992. 23–46
- 29 Hicknell F J. A generalized discrepancy and quadrature error bound. *Mathematics of Computation*, 1998, **67**(221): 299–322
- 30 Fang Kai-Tai, Ma Chang-Xing. *Orthogonal and Uniform Design of Experiment*. Hong Kong: Hong Kong Baptist University, 2000. 157–164
(方开泰, 马长兴. 正交与均匀试验设计. 香港: 香港浸会大学, 2000. 157–164)

- 31 Liu Tun, Zhao Jun. *Dynamics of Space Vehicle*. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2003. 131–150
(刘暾, 赵钧. 空间飞行器动力学. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2003. 131–150)
- 32 Julier S J, Uhlmann J K. Unscented filtering and nonlinear estimation. *Proceedings of the IEEE*, 2004, **92**(3): 401–422
- 33 Farina A, Ristic B, Benvenuti D. Tracking a ballistic target: comparison of several nonlinear filters. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2002, **38**(3): 854–867
- 34 Zhao Z L, Chen H M, Chen G S, Kwan C, Li X R. IMM-LMMSE filtering algorithm for ballistic target tracking with unknown ballistic coefficient. In: Proceedings of the Conference on Signal and Data Processing of Small Targets. Kissimmee, USA: SPIE, 2006. 62360K: 1–11
- 35 Bar-Shalom Y, Li X R, Kirubarajan T. *Estimation with Application to Tracking and Navigation*. New York: Wiley, 2001. 199–266



梁勇奇 西安交通大学电子与信息工程学院自动化系博士研究生. 主要研究方向为多模型方法的模型集设计以及机动目标的建模与估计. 本文通信作者.
E-mail: yqi.liang@gmail.com
(LIANG Yong-Qi Ph. D. candidate in the Department of Automation, School of Electronics and Information

Engineering, Xi'an Jiaotong University. His research interest covers model-set design of the multi-model approach, and modeling and estimation of maneuvering target. Corresponding author of this paper.)



韩崇昭 西安交通大学电子与信息工程学院自动化系教授. 主要研究方向为多源信息融合、随机控制与自适应控制、非线性频谱分析.

E-mail: czhan@mail.xjtu.edu.cn

(HAN Chong-Zhao Professor in the Department of Automation, School of Electronics and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University. His research interest covers multi-source information fusion, stochastic control and adaptive control, and nonlinear spectral analysis.)



石 勇 西安交通大学电子与信息工程学院自动化系博士研究生. 主要研究方向为机动目标跟踪与信息融合.

E-mail: windshi76@gmail.com

(SHI Yong Ph. D. candidate in the Department of Automation, School of Electronics and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University. His research interest covers target tracking and information fusion.)