



中国科技期刊卓越行动计划项目入选期刊

控制与决策

CONTROL AND DECISION



基于贝叶斯推断的高超声速滑翔目标轨迹预测方法

韩宇辰, 王松艳, 权申明, 晁涛

引用本文:

韩宇辰, 王松艳, 权申明, 晁涛. 基于贝叶斯推断的高超声速滑翔目标轨迹预测方法[J]. *控制与决策*, 2024, 39(11): 3736–3744.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2023.1409>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于双层规划的高超声速飞行器预警资源分配方法

Early warning resource allocation method for hypersonic vehicle based on bi-level programming

控制与决策. 2021, 36(2): 443–449 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0717>

高超声速飞行器间歇故障改进自适应容错控制

Improved adaptive fault-tolerant control of intermittent faults in hypersonic flight vehicle

控制与决策. 2021, 36(11): 2627–2636 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0483>

基于转换量测容积卡尔曼滤波器带多普勒量测的目标跟踪算法

Converted measurement cubature Kalman filter for Doppler-assisted target tracking

控制与决策. 2021, 36(6): 1425–1434 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1070>

基于MCPDDPG的智能车辆路径规划方法及应用

The method and application of intelligent vehicle path planning based on MCPDDPG

控制与决策. 2021, 36(4): 835–846 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0460>

工业信息物理系统安全风险动态表现分析量化评估模型

Quantitative evaluation model for dynamic performance analysis of security risk in industrial cyber physics systems

控制与决策. 2021, 36(8): 1939–1946 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1479>

基于贝叶斯推断的高超声速滑翔目标轨迹预测方法

韩宇辰¹, 王松艳¹, 权申明², 晁涛^{1†}

(1. 哈尔滨工业大学控制与仿真中心 复杂系统建模与仿真全国重点实验室, 哈尔滨 150000;
2. 上海机电工程研究所, 上海 201109)

摘要: 针对高超声速滑翔飞行器因其强机动性、高灵活性, 轨迹难以预测的问题, 提出一种基于贝叶斯推断的高超声速滑翔飞行器轨迹预测方法. 首先, 根据高超声速滑翔飞行器攻击某目标的意图信息和战场态势信息, 设计意图代价函数量化其攻击意图; 然后, 采用贝叶斯推断迭代递推目标的机动模式和运动状态; 最后, 利用蒙特卡洛序贯滤波方法计算目标状态分布进而预测其轨迹. 仿真实验结果表明: 所提出方法能够有效预测高超声速滑翔飞行器的轨迹, 当有多个目标时能够给出各目标被攻击的概率, 为防御方提供决策参考.

关键词: 高超声速飞行器; 轨迹预测; 贝叶斯理论; 马尔科夫过程; 蒙特卡洛序贯滤波; 禁飞区

中图分类号: V249.1

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2023.1409

引用格式: 韩宇辰, 王松艳, 权申明, 等. 基于贝叶斯推断的高超声速滑翔目标轨迹预测方法[J]. 控制与决策, 2024, 39(11): 3736-3744.

A method of predicting for trajectory of hypersonic gliding targets based on Bayesian inference

HAN Yu-chen¹, WANG Song-yan¹, QUAN Shen-ming², CHAO Tao^{1†}

(1. National Key Laboratory of Modeling and Simulation for Complex Systems, Control and Simulation Center of Harbin Institute of Technology, Harbin 150000, China; 2. Shanghai Electro-Mechanical Engineering Institute, Shanghai 201109, China)

Abstract: In order to solve the current issue that it's difficult to predict the trajectories of a hypersonic gliding reentry vehicle (HGRV) due to its strong maneuverability and flexibility, a trajectory prediction method of the HGRV based on Bayesian inference is proposed. The method is based on the information that the HGRV is going to attack a place and the battlefield situation, designing the intention cost function to quantify its intention. Adopting the Bayesian inference to iteratively deduce the maneuvering mode and motion state of the HGRV, and finally using the Monte Carlo sequential filtering method to compute the target's state distribution and predicting its trajectory. Simulation results show that the proposed method can effectively predict the trajectory of the HGRV and provide the probability of each target being attacked when there are multiple targets, which can give a reference to the defense to make decisions.

Keywords: hypersonic vehicle; trajectory prediction; Bayesian theory; Markov process; Monte Carlo sequential filtering; no-fly zone

0 引言

高超声速滑翔飞行器(hypersonic gliding reentry vehicle, HGRV), 通常指马赫数在 5 以上, 飞行高度在 20~100 km 的新一代空天飞行器, 其结合航天器和航空器的特点, 射程范围较大^[1-3]. 高超声速滑翔飞行器具有不断跳跃的非惯性弹道, 相比于一般飞行器的传统惯性弹道, 其被预测的可能性大大降低, 从而严重影响防御方制定作战方案. 因此, HGRV 轨迹预测方法设计具有极大的挑战性.

HGRV 轨迹预测的难点在于预测方无法直接获得 HGRV 的运动学和动力学信息, 需要根据其飞行轨迹推测其航向、速度和气动参数等^[4]. 近年来, 有许多实现目标轨迹预测的方法出现, 邵雷等^[5]将其分为如下 3 类: 基于目标运动机理信息的轨迹预测方法、基于统计学原理的轨迹预测方法以及基于目标机动意图的轨迹预测方法.

基于目标运动机理的方法主要是采用参数辨识的思路, 利用目标的运动机理信息推算目标的气动参

收稿日期: 2023-10-09; 录用日期: 2024-02-14.

基金项目: 国家自然科学基金项目(62273119).

†通讯作者. E-mail: chaotao2000@163.com.

数、升阻比等运动学特征,并将其表述为一定规律的关系式^[6-8].文献[6]根据某型HGRV再入段升阻比呈近线性增长的特点,建立了升阻比的预测模型,根据HGRV的动力学方程,构建了升阻比与轨迹间的关系式,通过数值积分预测轨迹;文献[7]提出了一种基于自适应交互多模型(interactive multiple model, IMM)跟踪算法,该算法根据目标气动参数特性和假设机动方式,采用了最小二乘拟合的轨迹预测方法;文献[8]选取飞行器高度作为预测参数,采用了自回归滑动平均模型(auto regression moving average model, ARMA)进行预测.此类方法实现简单,预测结构具有可解释性,但是对运动状态突变的情景响应能力差,参数辨识不够准确.

基于统计学原理的轨迹预测方法是指通过建立目标的历史飞行信息的统计模型,估计目标相关控制量的概率分布,获得飞行器轨迹的统计学特征^[9-11].文献[9]提出了一种基于高斯混合模型的轨迹预测方法,该方法基于历史数据结合最小二乘法对不同的运动模式进行轨迹预测;文献[10]提出了一种双向双通道神经网络(dual-channel and bidirectional neural network, DCBNN)的全新模型,用于预测HGRV在无法探测区域的轨迹.基于统计学原理的轨迹预测方法可充分利用历史数据,减少模型误差的影响,但是需要大量的数据进行支撑.

基于目标机动意图的轨迹预测方法是指通过挖掘HGRV运动目的性获取潜在的目标运动信息,并据此实时补偿飞行器动力学控制模型,以提升轨迹预测精度^[12-14].在实际应用中,通常采用函数表达式的方法对飞行器意图进行映射.文献[14]针对高超声速飞行器的机动意图预测问题,分析了高超声速飞行器的轨迹特点,采用了基于动态贝叶斯网络推理的方法,对高超声速飞行器与攻击目标间的关系进行了推理,以预测其机动意图.但是,基于目标机动意图的轨迹预测方法易受到量化意图质量的影响,易导致轨迹预测末段不收敛.

为了进一步解决HGRV轨迹预测现有方法适用性差、预测精度不高的问题,本文采用贝叶斯理论、意图代价量化以及蒙特卡洛思想设计轨迹预测方法.首先,对预测过程需要的参数进行分析,在东北天坐标系下对HGRV进行动力学建模,根据动力学模型构建气动参数表达式,并采用马尔科夫过程表征HGRV机动模式转换;然后,在假设已知HGRV将攻击某目标的情况下,结合战场态势构造意图代价函数量化HGRV的机动意图,利用贝叶斯推理对其HGRV的机

动模式进行递推;最后,采用蒙特卡洛序贯滤波算法实现轨迹预测.

与上述相关文献相比,本文内容如下:

1) 针对高超声速飞行器轨迹预测问题,区别于现有的基于运动机理信息预测方法和基于统计学预测方法,设计意图代价函数实时补偿动力学控制模型,提高预测精度,且能够在多目标场景给出各目标被攻击的概率预测信息.

2) 在控制量预测过程中,引入马尔科夫过程对控制量进行建模来确保预测控制量连续变化,相比于传统的高斯过程,可有效减少预测控制量抖动导致预测误差.

3) 通过引入权重动态调整函数来改善意图代价函数性能,以满足意图代价函数的单调性约束,提高算法收敛性能.

1 问题描述

1.1 HGRV动力学模型

气动加速度 a 是造成HGRV机动的主要原因,因此测量并估计气动加速度 a 的大小是预测HGRV轨迹的关键.但是,预测方无法直接获得HGRV在弹道系下的运动状态信息,在一般情况下预测方需要采用雷达、卫星等观测设备对HGRV的位置、速度等运动信息进行采样测量.因此,引入雷达站东北天(east-north-up, ENU)坐标系对HGRV进行动力学建模.

ENU坐标系下HGRV的动力学方程^[15]为

$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{x} = v_x, \\ \dot{y} = v_y, \\ \dot{z} = v_z, \\ \dot{v}_x = -\frac{\mu}{r^3}x + \omega^2x + 2\omega v_y \sin \phi_0 - \\ \quad 2\omega v_z \cos \phi_0 + A_x, \\ \dot{v}_y = -\frac{\mu}{r^3}y + \omega^2y \sin \phi_0 - 2\omega v_x \sin \phi_0 - \\ \quad \omega^2(z + R_e) \sin \phi_0 \cos \phi_0 + A_y, \\ \dot{v}_z = -\frac{\mu}{r^3}(z + R_e) - \omega^2y \sin \phi_0 \cos \phi_0 + \\ \quad \omega^2(z + R_e) \cos^2 \phi_0 + 2\omega \cos \phi_0 + A_z. \end{array} \right. \quad (1)$$

其中: $\mathbf{x} = [x, y, z, v_x, v_y, v_z]^T$ 分别为ENU坐标系中的XYZ三轴的位置和速度, A_x 、 A_y 、 A_z 分别为ENU坐标系中XYZ三轴的气动加速度分量, r 、 μ 、 ϕ_0 、 R_e 分别为地心距、地球引力常数、雷达站地理纬度、地球半径.

定义HGRV在半速度(velocity-turn-climb, VTC)

坐标系中的XYZ三轴气动参数为

$$\mathbf{u} = [a_v, a_t, a_c]^T. \quad (2)$$

其中: a_v 为沿速度矢量反方向的阻力参数, a_t 为横向平面内的转弯力参数, a_c 为纵向平面内的爬升力参数.

ENU坐标系到VTC坐标系的转换关系为

$$\mathbf{a} = \begin{bmatrix} A_x \\ A_y \\ A_z \end{bmatrix} = 0.5\rho v^2 T_{\text{VTC}}^{\text{ENU}}(v) \cdot \mathbf{u} = 0.5\rho v^2 \begin{bmatrix} \dot{x}/v & -\dot{y}/v_g & -\dot{z}/(vv_g) \\ \dot{y}/v & \dot{x}/v_g & -\dot{y}\dot{z}/(vv_g) \\ \dot{z}/v & 0 & v_g/v \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -a_v \\ a_t \\ a_c \end{bmatrix}. \quad (3)$$

其中: $v = \sqrt{\dot{x}^2 + \dot{y}^2 + \dot{z}^2}$ 和 $v_g = \sqrt{\dot{x}^2 + \dot{y}^2}$ 为目标在ENU坐标系下3轴的速度, $T_{\text{VTC}}^{\text{ENU}}(v)$ 为VTC到ENU坐标系的转换矩阵, ρ 为大气密度. 因此, 可定义预测目标的状态变量为 $[\mathbf{x}, \mathbf{u}]^T = [x, y, z, v_x, v_y, v_z, a_v, a_t, a_c]^T$, 预测目标的动力学方程为 $\dot{\mathbf{x}} = f(\mathbf{x}, \mathbf{u})$.

1.2 禁飞区模型

禁飞区是指飞行器在飞行过程中不允许经过的区域, 可能是由反导雷达产生的探测性区域范围, 也可能是由于地缘政治因素致使飞行器不允许经过的区域, 甚至是恶劣天气影响飞行器性能的地理区域.

禁飞区被建模为无限高圆柱体, 对于第 k 个圆柱体禁飞区, 假设其中心经纬坐标为 $[\lambda_k, \phi_k]$, 半径为 R_k , 飞行器矢径为 R . 与半球体禁飞区不同, 此类禁飞区一般半径远小于雷达探测范围, 故可将其简化为二维平面进行分析, 在经纬度二维平面内, 其边界可近似表示为

$$\sqrt{(\lambda - \lambda_k)^2 + (\phi - \phi_k)^2} \cdot R = R_k^2. \quad (4)$$

同样, 飞行器到第 k 个圆柱体禁飞区的距离可由球面三角形公式计算, 即

$$d_k = \arccos[\sin \phi \sin \phi_k + \cos \phi \cos \phi_k \cos(\lambda_k - \lambda)] \cdot R. \quad (5)$$

1.3 HGRV 机动模式模型

飞行器的机动模式是指飞行器根据飞行需求和操作指令, 调整自身飞行动作和行为的模式, 主要由飞行器的控制规律决定. HGRV 的再入过程中, 其采用纵向跳跃飞行导致空气密度急剧变化, 即使控制输入不变, 其各项气动加速度也会因为空气密度的原因大幅度变化, 若对气动加速度值进行建模, 则轨迹预测将十分困难. 考虑到气动参数为 HGRV 的固

有属性且与空气密度无关, 对气动参数 \mathbf{u} 进行建模, 将气动参数的时间序列数据作为 HGRV 机动模式序列, 通过分析 HGRV 的控制策略构建可能的机动模式集合, 并将 HGRV 的控制策略进行机动模式的比对拟合, 获得未来的气动参数序列 $\mathbf{u}(t)$, 最后通过积分 $\dot{\mathbf{x}} = f(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ 可得到相应机动模式下的预测轨迹.

1.3.1 气动参数建模分析

已知气动参数与控制量 v 的关系^[16] 为

$$\mathbf{u} = \begin{bmatrix} a_v \\ a_t \\ a_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{C_D(\alpha, \text{Ma})S}{m} \\ -\frac{C_L(\alpha, \text{Ma})S}{m} \sin v \\ \frac{C_L(\alpha, \text{Ma})S}{m} \cos v \end{bmatrix}. \quad (6)$$

其中: C_D 、 C_L 分别为阻力系数和升力系数, α 为攻角, v 为倾侧角, m 为质量, S 为参考面积.

HGRV 的控制输入主要有攻角 α 和倾侧角 v : 攻角的作用为稳定飞行器稳定飞行, 一般取常值或变化幅度很小; 倾侧角的作用是通过改变升力方向, 即改变 a_c 与 a_t 的比值来实现预期的机动. HGRV 由于受到动压约束、热流约束、过载约束等约束限制, 其控制逻辑有规律可循. 根据文献[17], HGRV 再入初始阶段一般采用大攻角飞行, 才能满足各种约束, 然后减小攻角, 并以最大升阻比飞行来增大航程.

定义最大升阻比时的攻角为 α_{max} . 假设 HGRV 的攻角 α 在被探测到时已经为 α_{max} , 此时只有马赫数 Ma 和倾侧角 v 对气动参数产生影响; 马赫数 Ma 可被探测到通过滤波计算获得. 因此, 可由倾侧角 v 对应的气动参数 \mathbf{u} 表示 HGRV 在相应的机动模式下的机动输入.

接下来需要解决气动参数 \mathbf{u} 预测的问题, 为了避免倾侧角对气动参数的不利影响, 定义升力参数 a_l 为

$$a_l = \sqrt{a_t^2 + a_c^2} = \frac{C_L(\alpha, \text{Ma})S}{m}. \quad (7)$$

由式(6)和(7)可见: a_l 、 a_v 为攻角 α 和速度 Ma 的函数, 与倾侧角 v 无关. 因此, 通过对 a_l 、 a_v 进行预测从而间接得到气动参数 \mathbf{u} .

1.3.2 倾侧角模型

一般情况下, 预测方无法获得 HGRV 的控制量, 需要对倾侧角 v 进行预测. 文献[15, 18] 采用 0 均值正态分布的方法对倾侧角进行建模. 但是, 基于随机分布或正态分布的模型会导致倾侧角抖振进而影响轨迹预测性能.

考虑到 HGRV 在一般的飞行任务中, 为了满足飞行稳定和控制特性约束, 倾侧角会在限幅内连续变化, 因此, 将 HGRV 的倾侧角变化过程定义为连续时

间的马尔科夫过程 $\{v(t), t \geq 0\}$. 倾侧角 v 的状态空间 $H = \{h_j | j = 1, 2, \dots, M\}$, 其中 M 为机动模式数. 对于任意 $t_1 \leq t_2 \leq \dots \leq t_{n+1}$ 以及 $h_1, h_2, \dots, h_{n+1} \in H$, 有

$$P\{v(t_{n+1}) = h_{n+1} | v(t_1) = h_1, \dots, v(t_n) = h_n\} = P\{v(t_{n+1}) = h_{n+1} | v(t_n) = h_n\}. \quad (8)$$

其状态转移矩阵为

$$P(t) = \begin{bmatrix} p_{11}(t) & p_{12}(t) & 0 & \dots & 0 \\ p_{21}(t) & p_{22}(t) & p_{23}(t) & \dots & 0 \\ 0 & p_{32}(t) & p_{33}(t) & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & p_{43}(t) & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & \dots & p_{mm}(t) \end{bmatrix}. \quad (9)$$

图 1 为倾侧角的变化过程. 状态转移矩阵限定了倾侧角只能从某一机动模式状态转移到相邻的机动模式状态或保持不变, 设计者可通过调整状态转移矩阵来控制机动模式的转移趋势.

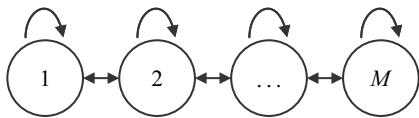


图 1 倾侧角 v 变化的马尔科夫过程

1.4 气动参数预测过程

最后需要对 HGRV 未来的气动参数进行预测, 在未知气动系数 C_D 、 C_L 表达式形式的情况下, 采用人工神经网络进行拟合, 具体的操作步骤如下.

step 1: 由量测数据和历史数据利用动力学模型 (1) 和转化关系 (3) 计算出 $u(t_{1:i}) = [a_v(t_{1:i}), a_c(t_{1:i}), a_t(t_{1:i})]^T$, 利用式 (7) 估算 $a_l(t_{1:i})$ 的值, 其中 $t_{1:i}$ 表示量测时间从第 1 步 ~ 第 i 步;

step 2: 采用人工神经网络对 a_v 、 a_l 进行拟合, 预测 a_v 和 a_l 的变化趋势, 获得后 n 步的气动参数 $a_v(t_{i+1:i+n})$ 和 $a_l(t_{i+1:i+n})$;

step 3: 根据倾侧角 v 的不同取值设置不同的机动模式 H 和转移矩阵 $P(t)$;

step 4: 由式 (6) 和 (7) 计算 $u(t_{i+1:i+n})$.

2 基于贝叶斯推断的轨迹预测方法

基于贝叶斯推断的轨迹预测方法是根据量测数据和先验数据, 设计意图代价函数挖掘 HGRV 的目的性, 获取其潜在的运动信息, 并根据其意图实时补偿动力学控制模型, 以对其未来在特定空间内的概率进行推断.

2.1 意图代价函数

已知 HGRV 的作战意图为进攻防御方某目标, HGRV 的机动能力是有限的, 其越接近目标越难以进

行大范围机动, 因为该行为可能会导致 HGRV 没有足够的时间调整航向而错过打击窗口. 因此, 总体上 HGRV 与目标的距离会随时间递减, 航向误差角也会随时间渐近收敛至 0, 且 HGRV 会躲开禁飞区优先攻击价值更高的目标. 设计意图代价函数量化 HGRV 进攻某目标的意图, 意图代价函数值的倒数也可理解为目标受到打击的威胁程度, HGRV 相对于某目标的意图代价函数值越小, 表明该目标受到的威胁越大. 借鉴文献 [17], 选取航向误差、弹目距离、目标重要程度和禁飞区作为影响参数, 定义 HGRV 意图代价函数为

$$C(T_\eta | x) = \exp(a \cdot d(x, T_\eta) + b \cdot \psi(x, T_\eta)) \cdot I_T^{-1}(T_\eta) \cdot \sum I_\varphi^{-1}(x, \varphi_k). \quad (10)$$

其中: $T_\eta \in T$ 为打击目标; $\varphi \in \Phi$ 为禁飞区; d 为弹目距离; ψ 为航向误差角; a 、 b 分别为弹目距离和航向误差角的权重系数; I_T 为打击目标的重要程度; $I_\varphi(x, \varphi_k)$ 为禁飞区 φ_k 对意图代价函数的影响, 定义为

$$I_\varphi(x, \varphi_k) = \begin{cases} 1, & d(x, \varphi_k) \geq c \cdot d_{\min}(x, \varphi_k); \\ \frac{d(x, \varphi_k)}{c \cdot d_{\min}(x, \varphi_k)}, & d(x, \varphi_k) < c \cdot d_{\min}(x, \varphi_k). \end{cases} \quad (11)$$

意图代价函数递减的方向为 HGRV 进攻态势不变差的方向, 也是目标受到威胁持续增大的方向. HGRV 会沿着对自身有利的路径进行机动来提高打击成功率, 即沿着意图代价函数递减的路径进行机动, 因此作出如下假设.

假设 1 HGRV 将按照意图代价函数值减少的路径进行飞行.

2.2 权重动态调整

由假设 1, 意图代价函数的单调性直接影响了轨迹预测的准确性. 考虑到在不同的飞行阶段, 弹目距离和航向误差角对意图代价函数的影响不同, 因此需要随着预测过程进行动态调整.

HGRV 在预测前期可能进行大范围横向机动躲避禁飞区, 此时弹目距离可能不严格随着时间递减, 该阶段影响意图代价函数单调性的主要因素为航向偏差角; 在预测后期, HGRV 会不断调整航向角, 导致的航向误差角在 0° 左右振荡, 该阶段影响意图代价函数单调性的主要因素为弹目距离.

综上所述, 弹目距离和航向误差角的权重系数需要随着预测过程动态调整, 以改善意图代价函数的单调性.

定义弹目距离和航向误差角权重的修正表达式

为

$$\frac{b}{a} = g(t), \quad (12)$$

其中 $g(\cdot)$ 为时间 t 的单调递增函数,可采用二次函数或对数函数进行构造.

2.3 贝叶斯状态递归

首先,通过意图代价函数 $C(T_\eta|x)$ 定义机动模式 $\nu(t_i) = h_j$ 下的状态转移概率分布,即

$$p(x(t_{i+1})|x(t_i), u(t_i, h_j)) = P_{\text{all}}^{-1} \cdot C(T_\eta|x(t_i))^{-1}, \quad (13)$$

其中 P_{all} 为归一化系数,是解空间中所有状态的状态转移概率和,其表达式如下所示:

$$P_{\text{all}} = \int p(x(t_{i+1})|x(t_i), u(t_i, h_j)) dx(t_i), \quad (14)$$

这里 $u(t_i, h_j)$ 为 t_i 时采用机动模式 $\nu(t_i) = h_j$ 的气动参数. 然后,根据状态概率分布 $p(x(t_{i+1})|x(t_i), u(t_i, h_j))$ 和机动模式的先验概率 $p(u(t_i, h)|x(t_i))$ 进行机动模式推断,推算机动模式的后验概率分布为

$$p(u(t_{i+1}, h_j)|x(t_{1:i+1})) = \frac{\left(p(x(t_{i+1})|x(t_i), u(t_i, h_j)) \cdot p(u(t_i, h_j)|x(t_{1:i})) \right)}{\left(\int p(x(t_{i+1})|x(t_i), u(t_i, j)) \cdot p(u(t_i, j)|x(t_i)) du(v(j)) \right)} = \frac{p(x(t_{i+1})|x(t_i), u(t_i, h_j)) \cdot p(u(t_i, h_j)|u(t_{i-1}, h_j))}{p(x(t_{i+1})|x(t_i))}. \quad (15)$$

最后,根据后验机动模式概率对其状态进一步外推,有

$$p(x(t_{i+2})|x(t_{1:i+1})) = \int p(x(t_{i+1})|x(t_i)) \cdot p(u(t_{i+1}, h_j)|x(t_{1:i+1})) du(h_j). \quad (16)$$

经过 n 步计算更新机动模式和目标状态的后验概率,得到 n 步状态外推公式为

$$p(x(t_{i+n+2})|x(t_{1:i+1})) = \int p(x(t_{i+n+2})|x(t_{i+n+1})) \cdot p(x(t_{i+n+1})|x(t_{1:i+1})) dx(t_{i+n+1}). \quad (17)$$

2.4 算法流程

由于机动模式概率分布 $p(u(t_i, h)|x(t_i))$ 为非高斯分布,同时,状态转移函数 $p(x(t_{i+1})|x(t_i), u(t_i, h_j))$ 为非线性的动力学系统,系统通过贝叶斯递推获得的状态后验无法得到显式解. 蒙特卡洛序贯滤波 (Monte Carlo sequential filtering, MCSF) 是一种通过

使用蒙特卡洛方法,结合状态空间模型和观测模型,对系统的状态进行估计和预测的滤波算法,可以很好地解决状态后验无法得到显式解的问题,其算法流程如图2所示.

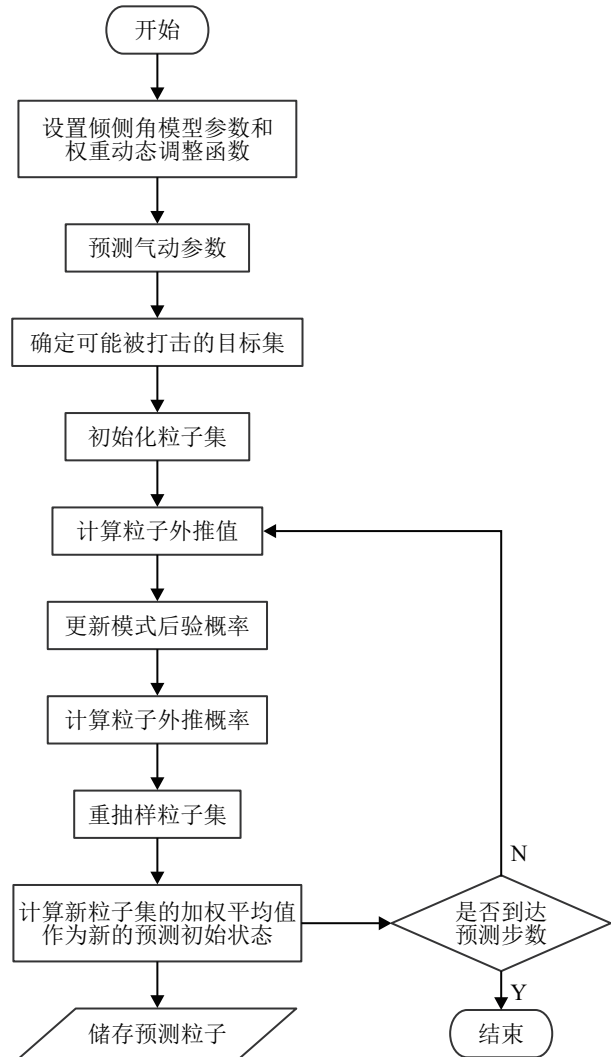


图2 蒙特卡洛序贯滤波算法流程

结合 MCSF 特点,所提出算法的基本步骤如下.

step 1: 参数设置和数据预处理.

step 1.1: 根据量测数据获得预测初始状态 x_i , 设置机动模式集 H 和转移概率矩阵 $P(t)$ 构建倾侧角预测模型, 设置权重动态调整函数 $g(t)$, 根据 $a_v(t_{1:i})$ 和 $a_l(t_{1:i})$ 获得气动参数预测值 $u(t_{1:i+n})$.

step 1.2: 根据状态 x_i 计算 HGRV 的再入覆盖范围, 确定可能被打击的目标集 $T_\eta \in T$.

step 1.3: 以 x_i 为起始状态初始化粒子集, 采用高斯分布抽样 N 个粒子, 通过式(10)计算意图代价函数值进而归一化更新权重.

step 2: 机动模式推断.

step 2.1: 由式(1)计算机动模式 $\nu(t_i) = h_j$ 下的状态外推值, 由式(10)重新计算新粒子的意图代价函数值.

step 2.2: 首先,由式(13)和(14)计算状态转移概率分布,此时粒子集为 $\{\mathbf{x}^{(k)}(t_i, h_j), w^{(k,j)}\}$;然后,由式(15)更新模式后验概率.

step 3: 状态外推.

step 3.1: 由式(16)进行状态外推计算粒子集外推概率,构成了待选粒子集 $\{\mathbf{x}^{(k)}(t_{1:i}, h_j), w^{(k,j)}\}$.

step 3.2: 依权重抽样待选粒子集,获得新的粒子集 $\{\mathbf{x}^{(k)}(t_{i+1}), w^{(k)}, v^{(k)}\}$,其中 $v^{(k)}$ 为此次更新每个粒子采用的机动模式;然后取新粒子集的加权平均值 $\bar{\mathbf{x}}^{(k)}(t_{i+1})$ 为当前时刻的预测状态 \mathbf{x}_{i+1} .

step 4: 状态递推.以预测粒子集 $\{\mathbf{x}^{(k)}(t_{i+1}), w^{(k)}, v^{(k)}\}$ 为起始粒子集重复step 2和step 3,直至满足停止条件.

注1 step 3.1与step 2.3粒子集的区别在于是否使用机动模式后验概率进行更新.

3 仿真分析

针对所设计轨迹预测方法进行可行性和有效性验证,以HGRV动力学模型(1)为预测对象,设置仿真实验环境验证以下内容:

- 1) 所提出方法是否能够收敛,精度如何;
- 2) 与其他方法相比是否有优势;
- 3) 如何应对多目标的场景.

在所有仿真场景中:飞行器质量 $m = 907 \text{ kg}$;参考面积 $S = 0.4837 \text{ m}^2$;初始速度 $V_0 = 6800 \text{ m/s}$;倾侧角幅值 $v_{\max} = 80^\circ$;初始时刻LLA坐标为 $(0^\circ, 0^\circ, 120000 \text{ m})$;气动系数如下所示:

$$\begin{cases} C_L = f(\alpha, \text{Ma}) = a_0 + a_1 \cdot \text{Ma} + a_2 \cdot \alpha + \\ \quad a_3 \cdot \alpha \cdot \text{Ma} + a_4 \cdot \text{Ma}^2 + a_5 \cdot \alpha^2, \\ C_D = g(\alpha, \text{Ma}) = b_0 + b_1 \cdot \text{Ma} + b_2 \cdot \alpha + \\ \quad b_3 \cdot \alpha \cdot \text{Ma} + b_4 \cdot \text{Ma}^2 + b_5 \cdot \alpha^2, \end{cases} \quad (18)$$

其中参数如表1所示.

表1 气动系数参数

序号	参数值	序号	参数值
a_0	-0.05265	b_0	0.1587
a_1	-0.0057	b_1	-0.01717
a_2	0.05051	b_2	0.00151
a_3	-0.00086	b_3	-0.00038
a_4	0.00038	b_4	0.00067
a_5	0.00037	b_5	0.00083

预测模型为神经网络模型,拟合网络隐含层为10,输出层为5,训练数据为60%,验证数据为15%,测试数据为15%;机动模式数为10个,蒙特卡洛算法预测粒子数为100个.

3.1 气动参数预测

图3和图4分别为气动参数 a_l 、 a_v 的预测曲线.如图3和图4所示:人工神经网络的训练测试数据为400~600s的数据;气动参数 a_l 、 a_v 总体上变化连续,没有出现剧烈波动,因为 a_l 、 a_v 只与速度、攻角以及飞行器参数有关,不受控制量倾侧角的影响.

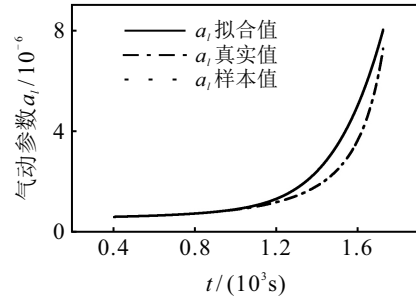


图3 气动参数 a_l 预测曲线

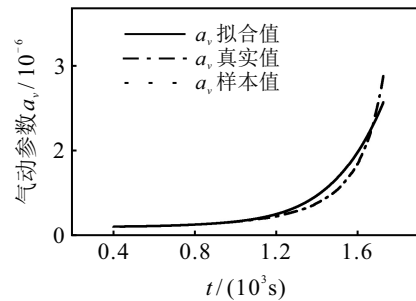


图4 气动参数 a_v 预测曲线

图5为气动参数预测残差.如图5所示:气动参数估计量和真实量的残差会随着时间变大,但是总体上比预测值要小一个数量级,预测精准度在允许范围内.

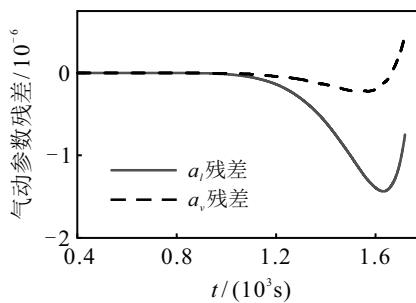


图5 气动参数预测残差

3.2 场景仿真

仿真1 单目标场景.

为了验证所提出方法的可行性,设置单目标场景,该场景中存在1个圆柱体禁飞区和1个目标.仿真从飞行器时间600s开始,预测步长为2s,最大预测步数为150.

图6为轨迹预测粒子示意图.如图6所示:预测粒子分布在真实轨迹附近,因为在获取禁飞区位置和攻击目标等先验信息的前提下,预测粒子集会根据意

图代价函数对HGRV的飞行意图进行评估,当某些粒子距离打击目标较远,或进入禁飞区时,其意图代价函数值会较小,经过迭代其权重会不断减小.经过不断重采样,权重大的粒子被保留,权重小的粒子被淘汰.因此取粒子集中权重最大的一批粒子进行加权平均,可以接近HGRV的真实轨迹,进而预测HGRV未来的状态.

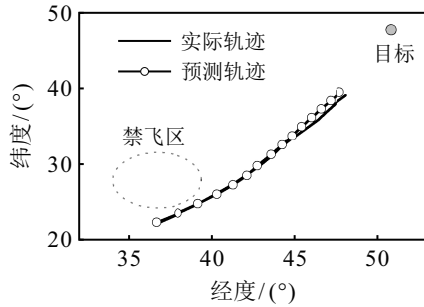


图6 轨迹预测粒子示意图

图7为预测粒子和真实位置的残差.如图7所示:随着预测时间不断变长,预测误差也随之变大,但是最大误差小于50 km.

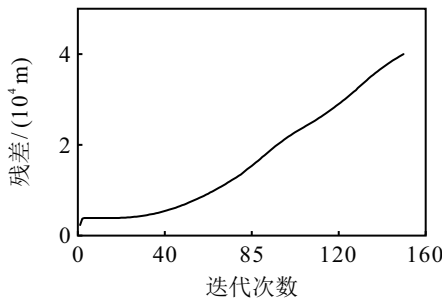


图7 预测粒子和真实位置的残差

为了验证所提出方法的有效性,分别采用如下4种方法对HGRV进行轨迹预测:

方法1:文献[6]基于升阻比变化规律的方法;

方法2:文献[18]基于气动参数变化规律的方法;

方法3:所提出方法,没有考虑意图代价函数权重动态调整;

方法4:所提出方法,考虑意图代价函数权重动态调整.

图8为4种方法的对比示意图,仿真时间分别为

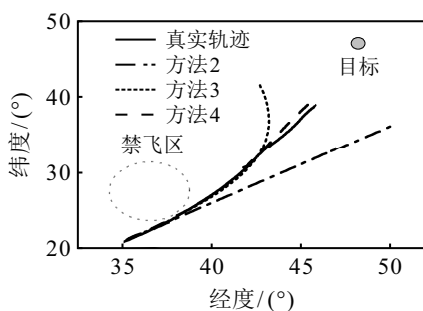


图8 几种轨迹预测方法对比示意图

5.6 s、11.7 s、24.2 s、27 s.

方法1没有收敛,所以没有预测出可行的轨迹.方法1将升阻比建模为一次函数进行推导,并要求HGRV的气动方程形式对防御方已知,但是本文控制对象的升阻比为二次函数形式,如图9所示.因此,方法1无法解决有未知复杂气动形式的HGRV轨迹预测问题.

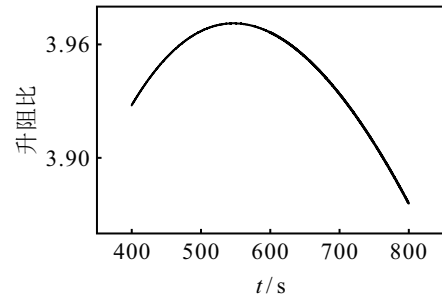


图9 HGRV升阻比示意图

方法2通过气动参数变化规律辨识目标的机动模式,其轨迹在预测初期与HGRV真实运动趋势基本保持一致,但是由于未考虑飞行意图,该方法延续预测前期的机动模式,导致预测的方向出现偏差,预测后期轨迹迅速发散.

方法3采用意图代价函数实时补偿动力学控制模型,在预测前中期意图代价函数具有良好的单调性,预测轨迹与HGRV真实运动趋势基本保持一致,但是在预测后期意图代价函数不再保持严格单调,预测误差迅速增大.

方法4在方法3的基础上使用权重动态调整方法,实时修正意图代价函数中的权重系数,改善了意图代价函数的单调性,预测误差相较于其他方法更小.

可见,基于意图的轨迹预测方法对意图代价函数的单调性有着较高的要求,当意图代价函数对某一变量的非单调性变化较为敏感时,会影响预测性能,导致预测精度下降.

综上所述,所提出方法相比于传统的基于运动机理信息的方法在收敛性和求解精度上具有明显优势,但是方法的复杂度明显高于其他方法,因为蒙特卡洛算法寻优需要很大的计算量,但是总体仿真时间明显小于预测时间,仿真时间能够满足拦截需求.

仿真2 多目标场景.

为了验证所提出方法的可扩展性设置多目标场景,场景中存在着1个圆柱体禁飞区和3个目标,目标的重要性权重分别为0.4、0.3、0.4.仿真从系统时间600 s开始,预测步长为2 s,最大预测步数为150.

图10为多目标轨迹预测示意图.如图10所示,生

成了3条预测轨迹. 3条轨迹分别朝向目标1、目标2和目标3,但是从3条轨迹中无法直接判断HGRV的真实飞行意图.

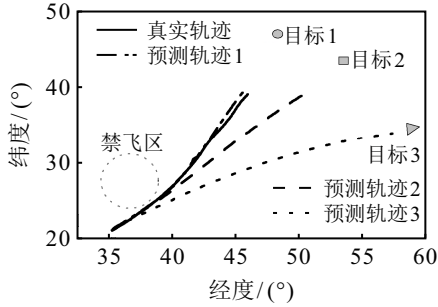


图10 多目标轨迹预测示意图

图11为目标被攻击概率. 如图11所示: 根据HGRV对3个目标的意图代价函数值进行归一化处理, 计算每个目标被攻击的概率, 并根据权重大小排序.

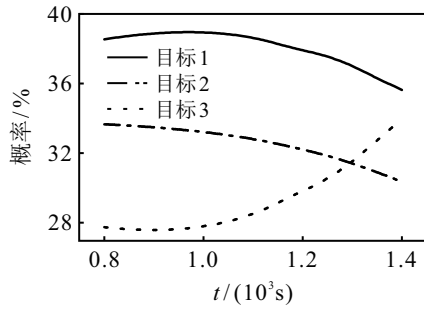


图11 目标被攻击概率

在此次仿真中, 目标2和目标3随着仿真进行被攻击概率不断接近, 防御方应同时考虑目标2和目标3的轨迹预测, 以降低误判风险.

综上所述, 在多目标场景中所提出方法可以给出多个目标的多条预测轨迹, 并实时给出各目标的被攻击概率, 为预测方提供参考.

4 结论

本文利用贝叶斯推断以及蒙特卡洛序贯滤波方法对HGRV的轨迹预测问题进行了研究分析, 主要结论如下.

1) 针对HGRV轨迹预测精度低、机动模式难以匹配的问题, 所提出的基于贝叶斯推断方法相比于传统的基于目标运动机理的轨迹预测方法对HGRV机动模式改变更为敏感, 预测精度更高.

2) 针对基于意图的轨迹预测方法的收敛性问题, 采用马尔科夫过程对控制量进行建模, 可有效减少预测控制量抖振导致的预测误差; 其次, 通过设计权重动态调整函数修正意图代价函数的单调性, 减少了预测轨迹发散的情况.

3) 针对多目标场景, 所提出方法可根据HGRV对

各目标的意图代价函数值来判断各目标被攻击的概率, 为防御方提供策略参考.

参考文献(References)

[1] 王冠, 夏红伟. 高超声速飞行器指定时间自适应控制[J]. 控制与决策, 2023, 38(6): 1602-1610.
(Wang G, Xia H W. Prescribed-time adaptive control of hypersonic vehicle[J]. Control and Decision, 2023, 38(6): 1602-1610.)

[2] 韦俊宝, 李海燕, 李静, 等. 基于有限时间预设性能的高超声速飞行器反演控制[J]. 控制与决策, 2023, 38(6): 1593-1601.
(Wei J B, Li H Y, Li J, et al. Backstepping control for hypersonic vehicle based on finite time prescribed performance[J]. Control and Decision, 2023, 38(6): 1593-1601.)

[3] 罗艺, 谭贤四, 王红, 等. 基于双层规划的高超声速飞行器预警资源分配方法[J]. 控制与决策, 2021, 36(2): 443-449.
(Luo Y, Tan X S, Wang H, et al. Early warning resource allocation method for hypersonic vehicle based on bi-level programming[J]. Control and Decision, 2021, 36(2): 443-449.)

[4] 程甘志. 高超声速飞行器的定位与轨迹预测[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2020.
(Cheng G Z. Positioning and trajectory prediction of hypersonic vehicle[D]. Xi'an: Xidian University, 2020.)

[5] 邵雷, 雷虎民, 赵锦. 临近空间高超声速飞行器轨迹预测方法研究进展[J]. 航空兵器, 2021, 28(2): 34-39.
(Shao L, Lei H M, Zhao J. Research progress in trajectory prediction for near space hypersonic vehicle[J]. Aero Weaponry, 2021, 28(2): 34-39.)

[6] 王路, 邢清华, 毛艺帆. 基于升阻比变化规律的再入高超声速滑翔飞行器轨迹预测算法[J]. 系统工程与电子技术, 2015, 37(10): 2335-2340.
(Wang L, Xing Q H, Mao Y F. Trajectory prediction of reentry hypersonic glide vehicle based on changing rule of lift-drag ratio[J]. Systems Engineering and Electronics, 2015, 37(10): 2335-2340.)

[7] 翟岱亮, 雷虎民, 李炯, 等. 基于自适应IMM的高超声速飞行器轨迹预测[J]. 航空学报, 2016, 37(11): 3466-3475.
(Zhai D L, Lei H M, Li J, et al. Trajectory prediction of hypersonic vehicle based on adaptive IMM[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2016, 37(11): 3466-3475.)

[8] 韩春耀, 熊家军, 张凯, 等. 高超声速飞行器分解集成轨迹预测算法[J]. 系统工程与电子技术, 2018, 40(1): 151-158.
(Han C Y, Xiong J J, Zhang K, et al. Decomposition

- ensemble trajectory prediction algorithm for hypersonic vehicle[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2018, 40(1): 151-158.)
- [9] 乔少杰, 金琨, 韩楠, 等. 一种基于高斯混合模型的轨迹预测算法[J]. *软件学报*, 2015, 26(5): 1048-1063.
(Qiao S J, Jin K, Han N, et al. Trajectory prediction algorithm based on Gaussian mixture model[J]. *Journal of Software*, 2015, 26(5): 1048-1063.)
- [10] Xie Y F, Zhuang X B, Xi Z P, et al. Dual-channel and bidirectional neural network for hypersonic glide vehicle trajectory prediction[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 92913-92924.
- [11] 程媛, 迟荣华, 黄少滨, 等. 基于非参数密度估计的不确定轨迹预测方法[J]. *自动化学报*, 2019, 45(4): 787-798.
(Cheng Y, Chi R H, Huang S B, et al. Uncertain trajectory prediction method using non-parametric density estimation[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2019, 45(4): 787-798.)
- [12] Krozel J, Andrisani D. Intent inference with path prediction[J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2006, 29(2): 225-236.
- [13] Liu Y, Li X R. Intent based trajectory prediction by multiple model prediction and smoothing[C]. *AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference*. Reston, 2015: 1324.
- [14] 罗艺, 谭贤四, 王红, 等. 一种高超声速飞行器攻击意图预测方法[J]. *西安电子科技大学学报*, 2019, 46(5): 113-119.
(Luo Y, Tan X S, Wang H, et al. Method for predicting the attack intention of hypersonic vehicles[J]. *Journal of Xidian University*, 2019, 46(5): 113-119.)
- [15] 张凯, 熊家军, 李凡, 等. 基于意图推断的高超声速滑翔目标贝叶斯轨迹预测[J]. *宇航学报*, 2018, 39(11): 1258-1265.
(Zhang K, Xiong J J, Li F, et al. Bayesian trajectory prediction for a hypersonic gliding reentry vehicle based on intent inference[J]. *Journal of Astronautics*, 2018, 39(11): 1258-1265.)
- [16] Li X R, Jilkov V P. Survey of maneuvering target tracking—Part II: Motion models of ballistic and space targets[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2010, 46(1): 96-119.
- [17] 李柯, 聂万胜, 冯必鸣. 助推-滑翔飞行器弹道分段优化研究[J]. *指挥控制与仿真*, 2012, 34(5): 21-25.
(Li K, Nie W S, Feng B M. Research on multi-phase trajectory optimization for boost-glide vehicle[J]. *Command Control & Simulation*, 2012, 34(5): 21-25.)
- [18] 张凯, 熊家军, 韩春耀, 等. 一种基于气动力模型的高超声速滑翔目标跟踪算法[J]. *宇航学报*, 2017, 38(2): 123-130.
(Zhang K, Xiong J J, Han C Y, et al. A tracking algorithm of hypersonic glide reentry vehicle via aerodynamic model[J]. *Journal of Astronautics*, 2017, 38(2): 123-130.)

作者简介

韩宇辰(1996—), 男, 博士生, 从事飞行器制导与控制的研究, E-mail: hit_hyc@163.com;

王松艳(1976—), 女, 副教授, 博士, 从事飞行器制导控制、仿真评估技术与先进控制理论等研究, E-mail: wangsy@hit.edu.cn;

权申明(1992—), 男, 工程师, 博士, 从事飞行器制导控制、轨迹优化方法等研究, E-mail: quanshenming@163.com;

晁涛(1983—), 男, 副教授, 博士, 博士生导师, 从事飞行器制导控制、仿真评估技术与智能无人系统等研究, E-mail: chaotao2000@163.com.