doi:10.19306/j. cnki. 2095-8110. 2022. 04. 013

基于深度学习的突防控制博弈对象匹配方法

李士刚1,彭一洋2,程 笠2

(1. 海装驻上海地区第六军事代表室,上海 201109;
 2. 上海航天控制技术研究所,上海 201109)

摘 要:针对基于博弈理论设计应对多枚拦截弹的协同突防控制方案时需要确定博弈对象的问题,提出了一种基于长短时记忆(LSTM)网络的拦截弹攻击对象匹配方法。基于传统防空导弹飞行时序与流程构建拦截弹飞行轨迹库,以轨迹库为训练样本对 LSTM 网络进行训练,并以此为基础构建航迹预测模型与对象匹配模型,实现对拦截弹攻击对象的识别。仿真结果表明,该方法能够有效识别拦截弹拦截目标,为后续的巡航弹突防研究提供支撑。

关键词:拦截弹;对象匹配;长短时记忆网络;航迹预测

中图分类号: TP391 **文献标志码:**A **文章编号:**2095-8110(2022)04-0108-07

Competitor Matching Method for Penetration Control Based on Deep Learning

LI Shi-gang¹, PENG Yi-yang², CHENG Li²

(1. The 6th Military Representative Office of Naval Equipment Department Stationed in Shanghai, Shanghai 201109, China;
 2. Shanghai Aerospace Control Technology Institute, Shanghai 201109, China)

Abstract: For the problem that the competitor needs to be identified when designing a cooperative penetration control scheme against multiple interceptors based on game theory, an attack object matching method of interceptor missile based on long short-term memory (LSTM) network is proposed. Based on the flight sequence and process of the traditional interceptor missile, the interceptor missile flight trajectory library is constructed, and the LSTM network is trained with the trajectory database as the training sample. At the same time, based on this, a track prediction model and an object matching model are constructed to realize the target recognition of the interceptor. The simulation results show that the method can effectively identify the interceptor target and provide support for the follow-up cruise missile penetration research.

Key words: Interceptor missile; Object matching; Long short-term memory network; Track prediction

0 引言

远程空面导弹在执行打击敌纵深目标任务时, 通常需要突破敌人的多层防空反导防御体系。面 对日益先进的防空系统,提升空面导弹的突防能力 对于提升作战效能具有重要意义^[1]。基于追逃模型 的突防策略是目前战术武器突防技术领域的研究 热点,面对多枚空面导弹的攻击,地面防空系统一 般会发射多枚拦截弹对突防弹进行拦截,确定追逃 参与方是实现该类突防策略的一个重要前提^[2-3]。

收稿日期:2022-04-09;**修订日期**:2022-05-08 **作者简介**:李士刚(1981-),男,硕士,工程师,主要从事导弹武器系统方面的研究。

因此,需要在突防开始前进行敌方拦截弹的攻击目标匹配,确定各枚拦截弹的拦截目标,为空面导弹 集群的协同突防提供支撑。

拦截弹攻击目标匹配属于目标意图识别的研 究范畴,传统的目标意图识别方法包括贝叶斯网 络^[4-6]、D-S证据理论、模版匹配以及模糊推理^[7-10] 等。国内对态势估计和目标意图识别的研究起步 较晚,但仍有许多学者针对意图识别问题开展了相 关研究,如文献「4]利用直觉模糊函数表示贝叶斯 网络模型的各个节点及节点间的因果依赖关系,建 立基于直觉模糊贝叶斯推理的识别模型,提出了一 种基于直觉模糊集和贝叶斯网络相结合的意图识 别方法,简化了推理步骤,增强了意图识别的可信 度。随着人工智能技术的发展,部分学者也将 Agent 理论、神经网络及深度学习理论等应用于意 图识别研究[11-14]。例如文献[13]针对样本不平衡 情况下空中群组意图识别问题,提出了一种基于注 意力机制的双向门控循环单元网络空中群组意图 识别方法,将空中群组的状态信息编码成时序特 征,利用先验信息封装成样本标签,通过双向循环 机制提取空中群组目标时序特征的深层信息,并利 用注意力机制为深层信息分配权值。文献「14]提 出了一种面向目标意图识别的深度学习模型,该模 型基于栈式自编码器(Stacked Autoencoder, SAE) 算法,采用无监督预训练和有监督训练相结合的方 式,实现对目标战术意图的智能识别。

国外针对意图识别的研究起步较早,并且在理 论框架研究和武器装备应用方面均取得了很大的 进展。理论框架研究方面,文献「15]提出了一个解 决完全可观测、多 Agent 以及动作随机性的生成式 博弈框架;文献「16]提出了可以对智能体行动不确 定性进行建模的随机意图识别设计问题,从而对意 图识别设计问题进行了丰富和拓展;文献[17]则将 原问题拓展到规划识别领域,提出规划识别设计问 题,即基于规划库重新设计问题域的可行行动集 合,以提高识别过程中规划的辨识度。武器装备应 用方面,世界主要军事强国最早于20世纪50、60年 代就开始研制和装备各级别的指挥控制与态势评 估系统,包括美国的海军战术数据系统、法国的 SENIT 系列海军战术数据处理系统以及俄罗斯的 CHFMA-3作战情报指挥系统等。虽然公开信息未 透露这些系统的技术细节,但是根据相关介绍和说 明,这些情报处理及指挥决策系统在信息处理的基 础上,也都具备一定的战场态势分析和威胁分析能力,并且无一例外地强调了对战场态势、作战意图的分析和推理能力,强调通过自动化、智能化地对战场态势进行分析和评估,尤其重视对敌方作战能力及战术意图的推理和预测能力。

目前的空中目标意图识别研究主要集中在各 级指挥系统对飞机类目标的意图识别领域,通常将 目标运动信息认为连续可知。而空面导弹在自主 突防过程中,只能依靠弹上搭载的各类光学传感器 对拦截弹的发动机尾焰进行探测,以获取拦截弹信 息,但多数中远程拦截弹均在被动段对目标进行拦 截,导致空面导弹无法获得完整的拦截弹飞行状态 信息。同时,与飞机类空中目标不同,拦截弹的飞 行弹道与制导律、拦截目标状态强相关,具备极强 的时序特性。本文针对多枚巡航导弹协同突防时, 进攻弹无法获取拦截弹被动段飞行状态的问题,统 计并构建可扩充的拦截弹,拦截我方进攻弹的弹道 轨迹库。基于长短时记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)构建轨迹预测模型,通过拦截弹 预测轨迹和进攻弹轨迹确定预测命中点,基于预测 命中点确定拦截弹拦截目标,实现我方导弹对博弈 目标的准确匹配。

1 拦截弹道库的生成

1.1 弹道构建方法

中远程防空导弹从发射到命中目标大致分为 初制导、中制导和末制导三个阶段^[18]。其中初制导 段通常采用固定的程序转弯模型,使终端姿态角满 足到位角约束;中制导段采用参数较小的比例导 引,模拟导弹在中制导段飞行时由外部因素导致的 弹道误差;末制导段采用修正比例导引制导律攻击 目标,确定上述特征参数后即可求解不同制导阶段 的飞行弹道,进而得到拦截弹的三自由度全段飞行 弹道。

构建拦截弹弹道库时,认为拦截弹为垂直发射,且在主动段做匀加速运动,巡航导弹在进入突防状态前采用匀速直线的巡航飞行模式,构建三自由度弹道时认为弹道倾角与俯仰角相同。基于上述时序与假设,通过选取不同的初制导终端到位角、制导律系数以及发动机工作时间,即可获得不同参数下的三自由度拦截弹道,进而构建拦截弹道库。

1.2 初制导段弹道

选取不同的初制导期望终端俯仰角,采用三角 函数设计初制导姿态变化规律,即可获得不同期望 终端俯仰角下的初制导段弹道。三角函数型初制 导段导引律如式(1)所示。

$$\vartheta_{\max} = 90 - \vartheta_0$$

$$\vartheta_{c}(t) = f(\vartheta_{\max}, \cos(t), \sin(t))$$

$$\vartheta(t) = 90 - \vartheta_{c}(t)$$
(1)

式中, ϑ_0 为期望终端俯仰角; ϑ_{max} 为初始角偏差; $\vartheta_c(t)$ 为程序转弯模型; $\vartheta(t)$ 为当前时刻的俯仰角。

1.3 中/末制导段弹道

采用初制导结束时的导弹飞行参数作为中制 导段的初始状态,采用修正比例导引律作为中/末 制导段的制导律。选取中制导段比例导引导航比 小于 2,获得中制导段弹道;选取末制导段比例导引 导航比大于 2,获得末制导段弹道。比例导引的弹 道方程如式(2)所示。

$$egin{aligned} N_{ ext{yc}} = & N \mid \dot{r} \mid \dot{q}_{ ext{e}} + g \cos heta \ & N_{ ext{xc}} = & N \mid \dot{r} \mid \dot{q}_{ ext{b}} \end{aligned}$$

式中, N_{ye}和 N_{ze}分别为俯仰和偏航过载指令, N 为导航比; r 为弹目相对速度; q_e为惯性视线高低 角速度; q_b为惯性方位视线角速度。

2 基于 LSTM 的拦截弹意图识别模型

2.1 LSTM

LSTM 最初是由 Hochreiter 和 Schemidhuber 于 1997年提出,是一种特殊的循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN),能够解决普通 RNN 在长序列训练过程中存在的梯度消失和梯度 爆炸问题。LSTM 模型的结构示意图如图 1 所示。



Fig. 1 The basic unit of LSTM

在每个 LSTM 基本单元中包含 3 个门处理过程,分别是遗忘门、输入门和输出门。其中,遗忘门 决定了要从上一单元的输出中舍弃什么信息;输入 门决定了要在当前单元中保存什么新的信息;输出 门决定了下一个隐藏状态的值。LSTM 基本单元 的更新过程如式(3)所示。

$$\begin{cases} f_{t} = \sigma(W_{f} \cdot [h_{t-1}, x_{t}] + b_{f}) \\ i_{t} = \sigma(W_{i} \cdot [h_{t-1}, x_{t}] + b_{i}) \\ \tilde{c}_{t} = \tanh(W_{c} \cdot [h_{t-1}, x_{t}] + b_{c}) \\ c_{t} = f_{t} \cdot c_{t-1} + i_{t} \cdot \tilde{c}_{t} \\ o_{t} = \sigma(W_{o} \cdot [h_{t-1}, x_{t}] + b_{o}) \\ h_{t} = o_{t} \cdot \tanh(c_{t}) \end{cases}$$

$$(3)$$

式中, W_t 、 W_t 、 W_e 、 W_o 和 b_t 、 b_t 、 b_e 、 b_o 分别为输 入序列的权重系数和偏置参数, 需要由训练得到; x_t 为t时刻的状态序列; h_{t-1} 为上一个基本单元的 输出; C_t 为t时刻保留的信息; $\sigma(\bullet)$ 和 tanh(\bullet)为激 活函数。

2.2 航迹预测模型

(2)

由于进攻弹只能获取拦截弹主动段的弹道信息,因此本文选取导弹轨迹库中发动机关机前一段时间的轨迹作为训练样本,对 LSTM 进行训练,主要包含以下 3 个步骤:

(1)数据预处理

①数据归一化

为了减少数据中极大值和极小值对神经网络 预测的影响,同时减小计算负担,需要对导引头测 量信息进行归一化处理,将神经网络的输入限制在 [-1,1]之间,本文采用最值归一化处理方法,如式 (4)所示。

$$\tilde{x}_{i} = \frac{x_{i} - \min(X_{i})}{\max(X_{i}) - \min(X_{i})}$$
(4)

式中, \tilde{x}_{t} 为归一化后的状态量; x_{t} 为归一化前的状态量; X_{t} 为日标状态的时序集合。

②划分数据集

拦截弹道库中包含了若干条拦截弹航迹,按照 一定的比例将它们随机划分成训练集和测试集。

(2)神经网络模型设计

首先需要对循环神经网络的权重值和偏置值 进行初始化,然后需要明确输入和输出信息,接着 需要确定循环神经网络的层数和每层的神经元数 目,最后根据实际情况选择学习率、迭代次数、传递 函数及训练算法等。本文设计的循环神经网络基 本模型如下:

①利用前 6 个时刻的历史航迹坐标预测第 7 个时刻的航迹坐标,取 t 时刻、t-1时刻、t-2时刻、t-3时刻、t-4时刻、t-5时刻、t-6时刻目标点的x、y轴坐标位置为循环神经网络的输入,t+1时刻目标点的x、y轴坐标位置为循环神经网络的输入,t+1时刻

②确定隐含层的神经元数目,将隐含层神经元 个数设为输入层神经元个数的3倍左右;

③确定 LSTM 的学习率 ϵ 、迭代次数 N、激活 函数 $a(\cdot)$ 、隐含层传递函数 $f(\cdot)$ 、输出层传递函数 $g(\cdot)、训练函数 h(\cdot)$ 和误差函数 $e(\cdot)$ 等。

(3)神经网络训练

①采用训练集对 LSTM 进行训练,得到可用于 航迹预测的神经网络模型;

②将测试集航迹作为训练好的神经网络输入, 得到航迹点在不同时刻的预测坐标,与测试集进行 对比,测试神经网络模型的预测性能。

2.3 拦截目标匹配流程

通过各枚进攻弹的红外导引头获得的测角数 据,能够求解每一时刻拦截弹在三维空间中的坐标 数据;将拦截弹的空间坐标作为航迹预测模型的输 入,即可获得拦截弹的预测航迹;通过将拦截弹的 预测航迹与进攻弹规划航迹进行对比,获得预测命 中点;通过对比预测命中点脱靶量,即可确定拦截 弹的拦截目标。具体步骤如下:

1)采用扩展卡尔曼滤波对含有噪声的导引头 探测信息进行处理,得到当前时刻拦截弹三维空间 中的坐标信息,并将其储存起来,即可获得拦截弹 主动段的飞行轨迹,具体算法如下:

选取 Singer 模型为状态模型,取 k 时刻状态变 量为拦截弹位置与速度 $x_k = [x, y, z, v_x, v_y, v_z]^T$, 则系统离散状态方程为

$$\boldsymbol{x}_{k} = \boldsymbol{F}_{k/k-1} \boldsymbol{x}_{k-1} + \boldsymbol{Q}_{k} \tag{5}$$

式中, $F_{k/k-1}$ 为状态转移矩阵; Q_k 为状态噪声 协方差矩阵; $F_{k/k-1}$ 和 Q_k 的表达式如下所示。

$$\mathbf{F}_{k/k-1} = \begin{vmatrix} 1 & T & \alpha^{-1} (\alpha T - 1 + e^{-\alpha T}) \\ 0 & 1 & \alpha^{-1} (1 - e^{-\alpha T}) \\ 0 & 0 & e^{-\alpha T} \end{vmatrix}$$
(6)

$$\boldsymbol{Q}_{k} = 2\alpha\sigma^{2} \begin{bmatrix} q_{11} & q_{12} & q_{13} \\ q_{21} & q_{22} & q_{23} \\ q_{31} & q_{32} & q_{33} \end{bmatrix}$$
(7)

式中, Q_k 的具体表达式如文献[19]所示; α 为

机动频率; σ^2 为目标加速度方差。令 P_{max} 为目标以最大加速度运动的概率, P_0 为目标匀速运动的概率, a_{max} 为先验的目标最大加速度,则有

$$\sigma^{2} = \frac{a_{\max}^{2}}{3} (1 + 4P_{\max} - P_{0})$$
(8)

取 $\mathbf{z}_{k,i} = [q_{\epsilon,i}, q_{\beta,i}]^T$ 为 k 时刻第 i 个导引头的 量测量,则量测方程为

$$\boldsymbol{z}_{k,i} = \boldsymbol{h}_{k,i}(\boldsymbol{x}_k, \boldsymbol{v}_{k,i}) \tag{9}$$

扩展卡尔曼滤波算法如式(10)所示,通过融合 上一时刻的状态量与当前时刻的量测量,即可求得 拦截弹当前时刻的三维空间坐标。

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k} = \mathbf{F}_{k/k-1} \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{Q}_{k} \\ \mathbf{P}_{k/k-1} = \mathbf{F}_{k/k-1} \mathbf{P}_{k} \mathbf{F}_{k/k-1}^{\mathrm{T}} + \mathbf{\Gamma}_{k/k-1} \mathbf{Q}_{k} \mathbf{\Gamma}_{k/k-1}^{\mathrm{T}} \\ \mathbf{K}_{k} = \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}_{k}^{\mathrm{T}} (\mathbf{H}_{k} \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}_{k}^{\mathrm{T}} + \mathbf{R}_{k})^{-1} \\ \hat{\mathbf{x}}_{k} = \hat{\mathbf{x}}_{k/k-1} + \mathbf{K}_{k} (\mathbf{z}_{k} - \mathbf{h} (\hat{\mathbf{x}}_{k/k-1})) \\ \mathbf{P}_{k} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_{k} \mathbf{H}_{k}) \mathbf{P}_{k/k-1} (\mathbf{I} - \mathbf{K}_{k} \mathbf{H}_{k})^{\mathrm{T}} + \\ \mathbf{K}_{k} \mathbf{R}_{k} \mathbf{K}_{k}^{\mathrm{T}} \end{cases}$$
(10)

式中, H_k 为量测方程对状态变量 x_k 的雅可比矩阵。

2) 将巡航弹导引头得到的拦截弹运动轨迹 L_{LJ0} = { x_{LJ0} , y_{LJ0} , z_{LJ0} } 作为神经网络 $f_N(\cdot)$ 的输入,得 到拦截弹的预测轨迹 $L_{LJ} = \{x_{LJ}, y_{LJ}, z_{LJ}\}$,如式 (11) 所示。

$$\{\boldsymbol{x}_{\text{LJ}}, \boldsymbol{y}_{\text{LJ}}, \boldsymbol{z}_{\text{LJ}}\} = \boldsymbol{f}_{\text{N}}(\{\boldsymbol{x}_{\text{LJ0}}, \boldsymbol{y}_{\text{LJ0}}, \boldsymbol{z}_{\text{LJ0}}\}) \quad (11)$$

3)根据拦截弹的预测轨迹和巡航弹的规划轨 迹求取预测命中点,依据拦截目标预测命中点最小 原则,确定各拦截弹的拦截目标,如式(12)所示。 Tar_{Ll,i}=min{miss{L_{Ll,i},L_{XH,i}}}, j = 1,2,...,n (12)

式中,*Tar*_{LJ,i}为第*i* 枚拦截弹的预测拦截目标;

 $miss\{L_{LJ,i}, L_{XH,j}\}$ 为第i枚拦截弹与第j枚巡航弹的预测脱靶量;n为巡航弹总数。

3 仿真验证

本节采用数字仿真的形式对上述方法开展有效性验证。设置仿真场景为3发拦截弹拦截3发进 攻弹。进攻弹在同一高度飞行,各弹之间间距 400m。其中,拦截弹1拦截进攻弹1,拦截弹2拦截 进攻弹2,拦截弹3拦截进攻弹3。为便于理解,将 进攻弹目标点定为坐标系原点,其中,巡航弹处于 匀速直线运动状态,仿真起始时刻发射拦截弹,拦 截弹在主动段以10g 纵向加速度做加速运动。巡 航弹运动参数如表1所示。

112

表1 巡航弹运动参数

 Tab. 1
 The motion parameters of cruise missiles

巡航弹序号	X 位置/m	Y 位置/m	<i>Z</i> 位置/m	飞行速度/Ma
1	50000	6000	30000	0.9
2	50000	6000	29600	0.9
3	50000	6000	29200	0.9

通过设置不同的拦截弹终端到位角、比例导引 律导航比以及发动机工作时间,得到拦截弹弹道数 据库,用于航迹预测模型的离线训练,拦截弹的飞 行条件设置如表2所示。

表 2 拦截弹运动参数 Tab 2 The motion personators of intercent

1 a.b. 2	The motion	parameters or m	interceptors	
中制导	末制导	终端	发动机工作	
导航比	导航比	到位角/(°)	时间/s	
2	3~6	35~65	8~15	

3.1 航迹预测模型离线训练

根据预测命中点的分布,可以将对应于弹道库 中的弹道分为八类,分别对应8个主动段飞行时间。 设置线性整流函数(Rectified Linear Unit, ReLU) 为激活函数,设置交叉熵函数为误差函数,表达式 如式(13)所示。

$$e(p,q) = \sum p(i) \lg\left(\frac{1}{q(i)}\right) \tag{13}$$

式中, *p*(*i*) 为真实分布; *q*(*i*) 为非真实分布。 设计 LSTM 结构的相关参数如表 3 所示。

表 3 LSTM 结构参数 Tab. 3 LSTM structure parameters

	输入层	响应层	全连接层	Softmax 层
层数	1层	2层 LSTM	1 层	1 层
神经元数	3	每层 100	100	8

受限于红外导引头的探测能力和协同探测机 理,只能获得主动段后期的拦截弹弹道信息。本文 选择主动段结束前 5s 的数据作为意图识别时的轨 迹输入量,因此训练过程中同样采用对应时间段的 轨迹对网络进行训练;同时,选择弹道库中的 75% 数据作为训练集用于训练网络,剩余的 25%数据作 为测试集用于验证网络性能,网络训练和测试过程 的参数设置如表 4 所示。

	表 4	训练与测试参数
--	-----	---------

Tab. 4 Training and testing parameters

参数名称	名称/量值
求解器	Sgdm
训练及迭代次数	400 轮训练,每次训练迭代1次
学习率	初始学习率 0.1,100 轮训练后降低至 0.01
Mini-batch size	128
执行环境	单 CPU

LSTM 网络训练结果如图 2 所示,3 枚巡航弹 对应的训练结果正确率均为 100%,满足性能要求。



Fig. 2 Changing process of LSTM network training parameter

3.2 拦截弹意图识别仿真

3.2.1 单次仿真

设置巡航弹红外导引头的测角噪声为高斯白噪声,测角精度为 0.1°,设置终端到位角为 60°,末 制导律导航比为 4,拦截弹发动机工作时间为 10s, 将拦截弹主动段轨迹的最后 5s 作为航迹预测模型 的输入,则单次仿真结果如表 5 所示,进攻弹与拦截 弹的弹道轨迹如图 3 所示。

表 5 意图识别结构

Tab. 5 Target maneuvering process

松华岛中日	预测命中脱靶量/m			町一両しん十日日
 仁 俄 弾	巡航弹1	巡航弹 2	巡航弹3	匹配结果
1	2.23	400.01	800.00	1
2	400.01	2.47	400.01	2
3	800.00	400.00	1.95	3

可以看到,本文构建的航迹预测模型预测出的 拦截弹拦截弹道对其实际的拦截目标具有较小的



预测脱靶量,而对于非拦截目标的脱靶量则较大, 匹配模型能够正确匹配出拦截我方对应导弹的拦 截弹。

3.2.2 蒙特卡罗仿真

在上述仿真条件下,进行100次蒙特卡罗仿真, 三巡航弹意图识别均成功的概率为100%,当减小3 枚进攻弹之间的距离、增大红外导引头噪声时,意 图识别成功率会出现不同程度的降低,其中,同时 增大红外导引头噪声、减小巡航弹之间的距离会导 致匹配成功率明显降低。其主要原因是红外导引 头的噪声增大了输入神经网络的拦截弹弹道的误 差,而进攻弹之间距离的减小使得不同拦截弹之间 的射面更加接近,弹道更加靠近,增大了匹配难度, 最终导致系统出现误判。但当进攻弹之间的距离 较大时,虽然导引头噪声使得拦截弹观测弹道出现 了误差,但不同拦截弹之间的射面和弹道距离也都 更远,降低了系统判断的难度。具体统计结果如表 6 所示。

表 6 蒙特卡罗仿真结果 Tab. 6 Monte Carlo simulation results

_				
	测角噪声/ (°)	测角速度 噪声/[(°)/s]	巡航弹 距离/m	预测成功 率/%
	0.1	0.01	400	100
	0.1	0.01	20	97
	0.2	0.05	400	100
	0.2	0.05	20	81

4 结论

本文以采用博弈理论设计协同突防方案时需 要获取拦截弹的拦截目标问题为背景,构建拦截弹 典型弹道轨迹库,基于 LSTM 训练航迹预测网络模型,利用多红外导引头探测拦截弹尾焰获得的拦截 弹主动段弹道信息,设计目标匹配算法,提出了基 于深度学习的突防控制博弈对象匹配方法。算法 分析与实验结果表明:

1)对于多拦截弹拦截多巡航弹的典型场景,该 算法能够有效确定拦截弹的拦截目标,为后续巡航 弹的突防提供支撑。

2)通过蒙特卡罗仿真分析巡航弹导引头测量 噪声对识别精度的影响,说明该算法在测量信息存 在一定测量误差的情况下仍具备足够的鲁棒性。

参考文献

 [1] 王燕燕,袁健全,郝明瑞,等.基于时空协同的飞行器集群制导技术现状与应用[J].飞控与探测,2021, 4(4):32-39.

Wang Yanyan, Yuan Jianquan, Hao Mingrui, et al. Research status and application of the cooperative guidance technology for aerial vehicle swarm systems based on spatiotemporal coordination[J]. Flight Control & Detection, 2021, 4(4): 32-39(in Chinese).

- [2] Shaferman V, Shima T. Linear quadratic guidance laws for imposing a terminal intercept angle[J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 2008, 31 (5): 1400-1412.
- [3] Liu Y, Qi N, Tang Z. Linear quadratic differential game strategies with two-pursuit versus single-evader[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2012, 25(6): 896-905.
- [4] Qing J, Xian T G, Wei D J, et al. Intention recognition of aerial targets based on Bayesian optimization algorithm[C]// Proceedings of 2017 2nd IEEE International Conference on Intelligent Transportation Engineering (ICITE). IEEE, 2017.
- [5] Park C Y, Laskey K B, Costa P C G, et al. A process for human-aided multi-entity Bayesian networks learning in predictive situation awareness[C]// Proceedings of International Conference on Information Fusion, 2016: 2116-2124.
- [6] 王海旺,史红权,李晓丹.基于直觉模糊集和贝叶斯 推理的意图识别方法[J].舰船电子工程,2019,39
 (6):42-45.

Wang Haiwang, Shi Hongquan, Li Xiaodan. An intention recognition method based on intuitionistic fuzzy sets and Bayesian inference[J]. Ship Electronic Engineering, 2019, 39(6): 42-45(in Chinese).

 [7] An J, Hu M, Fu L, et al. A novel fuzzy approach for combining uncertain conflict evidences in the Dempster-Shafer theory[J]. IEEE Access, 2019, 7(4): 74817501.

- Song Y, Wang X, Quan W, et al. A new approach to construct similarity measure for intuitionistic fuzzy sets
 [J]. Software Computing, 2019, 23(6): 1985-1998.
- [9] 夏曦.基于模板匹配的目标意图识别方法研究[D]. 长沙:国防科学技术大学,2006.
 Xia Xi. The study of target intent assessment method based on the template-matching[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2006(in Chinese).
- [10] 徐建平,张立凡,韩德强.基于模糊推理的空中目标
 意图识别[J].指挥信息系统与技术,2020,11(3):
 44-48.
 Xu Jianping, Zhang Lifan, Han Deqiang. Air target in-

tention recognition based on fuzzy inference[J]. Command Information System and Technology, 2020, 11 (3): 44-48(in Chinese).

- [11] Wang L, Li S Z. Tactical intention recognition of aerial target based on XGBoost decision tree[J]. Journal of Measurement Science and Instrumentation, 2018, 9(2): 148-152.
- [12] Zhou T L, Chen M, Wang H Y, et al. Information entropy-based intention prediction of aerial targets under uncertain and incomplete information [J]. Entropy, 2020, 22(3): 279.
- [13] 马钰棠,孙鹏,张杰勇,等. 样本不平衡下的空中群 组意图识别方法[J/OL]. 系统工程与电子技术, 2022:1-11.

Ma Yutang, Sun Peng, Zhang Jieyong, et al. Air group intention recognition method under imbalance sample[J/ OL]. Systems Engineering and Electronics, 2022: 1-11 (in Chinese). [14] 欧微,柳少军,贺筱媛,等.战场对敌目标战术意图 智能识别模型研究[J].计算机仿真,2017,34(9): 10-14+19.

Ou Wei, Liu Shaojun, He Xiaoyuan, et al. Study on the intelligent recognition model of enemy target's tactical intention on battlefield[J]. Computer Simulation, 2017, 34(9): 10-14+19(in Chinese).

- [15] Le Guillarme N, Mouaddib A-I, Gatepaille S, et al. Adversarial intention recognition as inverse game – theoretic planning for threat assessment [C]// Proceedings of 2016 IEEE 28th International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI). IEEE, 2016: 698-705.
- [16] Wayllace C, Hou P, Yeoh W, et al. Goal recognition design with stochastic agent action outcomes [C]// Proceedings of AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2016.
- [17] Mirsky R, Stern R, Gal Y, et al. Plan recognition design[C]// Proceedings of 31st AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2017: 4971-4972.
- [18] 付昊,李克勇,郑国栋,等.一种防空导弹制导精度 影响因素的定量分析方法[J]. 飞控与探测,2020,3 (6):103-108.

Fu Hao, Li Keyong, Zheng Guodong, et al. Quantitative analysis of influence factor of guidance accuracy for air-defense missiles[J]. Flight Control & Detection, 2020, 3(6): 103-108(in Chinese).

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

(编辑:孟彬)