



非完备信息下无人机空战目标意图预测

刘钻东¹, 陈谋^{1,2*}, 吴庆宪¹, 陈哨东²

1. 南京航空航天大学自动化学院, 南京 210016

2. 光电控制技术重点实验室, 洛阳 471000

* 通信作者. E-mail: chenmou@nuaa.edu.cn

收稿日期: 2019-05-21; 接受日期: 2019-06-17; 网络出版日期: 2020-04-24

装备预研中国电科联合基金开放课题 (批准号: 6141B08231110a) 和装备预研重点实验室基金项目 (批准号: 61425040104) 资助

摘要 实际空战的复杂性和不确定性及部分空战信息未知性, 给无人机空战目标意图预测带来巨大挑战. 针对非完备信息下无人机空战目标意图预测问题, 本文提出了一种基于长短时记忆 (long short-term memory, LSTM) 网络的非完备信息下空战目标意图预测模型. 采用分层的方法建立空战目标意图预测特征集, 并将空战信息编码成时序特征, 将专家经验封装成标签, 引入三次样条插值函数拟合以及平均值填充法来修补不完备数据, 利用自适应矩估计 (adaptive moment estimation, Adam) 优化算法, 加快目标意图预测模型训练速度, 以便有效地防止局部最优的问题. 最后通过仿真验证了所建立的无人机空战目标意图预测模型能有效预测无人机空战目标意图.

关键词 意图预测, 非完备信息, 长短时记忆网络, 数据修补, Adam

1 引言

未来战争是信息化战争, 无人机相较于有人机在完成任务时具有更高的效能, 同时大大降低了执行任务的危险性, 因此无人机系统成为当今各国武器装备的发展热点^[1]. 准确快速地预测敌方作战意图有利于空战攻防决策系统做出更恰当的决策行为, 帮助己方夺取制空权甚至战争的胜利^[2].

为准确预测敌方意图, 国内外学者进行了大量的研究. 传统的空战目标意图预测主要采用模板匹配^[3]、Bayes 网络^[4]、专家系统^[5]、神经网络^[6,7]等方法. 文献 [3] 通过使用空战领域专家以及作战指挥人员经验来构建模型库, 然后针对实际空战提取特征, 最后通过推理特征与模板的相似程度来预测目标意图. 文献 [4] 针对意图规划的层次性和序列性将空战意图分层, 利用动态 Bayes 网络推理元意图, 使用序列 Bayes 网络推理父意图, 进而推理空战战术意图. 文献 [5] 使用专家经验知识构建知识库, 使用规则表示战场态势和空战意图的对应关系, 最后采用推理机推理作战意图. 文献 [6,7] 运用空战目标意图特征数据集训练神经网络, 提取空战意图预测规则, 然后通过使用空战意图预测规则来

引用格式: 刘钻东, 陈谋, 吴庆宪, 等. 非完备信息下无人机空战目标意图预测. 中国科学: 信息科学, 2020, 50: 704-717, doi: 10.1360/SSI-2019-0106
Liu Z D, Chen M, Wu Q X, et al. Prediction of unmanned aerial vehicle target intention under incomplete information (in Chinese). Sci Sin Inform, 2020, 50: 704-717, doi: 10.1360/SSI-2019-0106

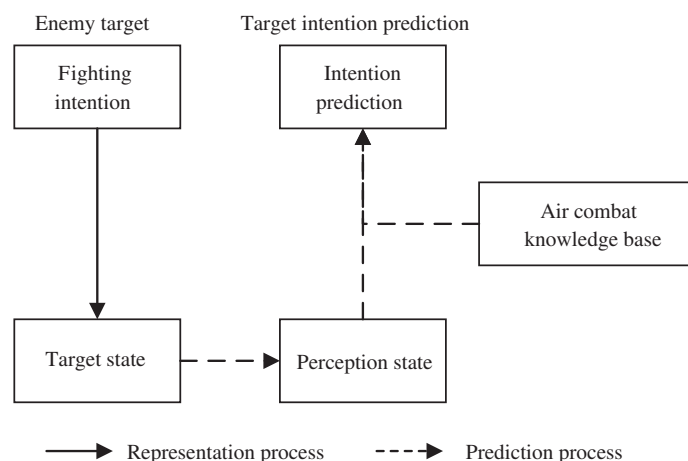


图1 空战目标意图表示和预测过程

Figure 1 Intention representation and prediction process of air combat target

推理敌方作战意图。但是,在现代战争中,各种高科技武器的投入使用,使得空战数据量急剧增大,与此同时,战场环境也变得越发复杂和不确定。面对复杂的战场环境,传统的空战意图预测模型很难从复杂数据中快速准确地获取当前敌方的战术意图,因此需要采取更加智能的方法来实现空战目标意图预测。

人工智能的发展,为复杂数据处理提供了工具。深度学习正逐渐被应用于空战意图识别与预测。Zhou 等^[8]通过改进 DBN (deep belief network) 激活函数和参数调节算法,设计了基于深度神经网络的空战意图识别模型,最终通过仿真验证所提模型具有较高的识别率,但是该方法主要是针对当前一个时刻。而实际空战中,战场中的目标意图往往是通过一系列战术动作来执行的,目标的状态信息以及作战环境会呈现动态变化。Ou 等^[9,10]针对时序特征分别提出基于栈式自编码器 (stacked auto-encoder, SAE) 的意图识别模型和基于长短时记忆 (long short-term memory, LSTM) 网络的战场对敌目标战术意图智能识别模型,将战场环境信息、目标属性、目标状态等 48 维信息作为输入,来识别作战意图,这两种模型均能有效识别目标作战意图。由于空战存在不确定性,部分空战数据可能缺失,目前针对信息不完备情况下的空战意图预测方法还较少,所以针对非完备信息下的空战意图预测的研究具有较大的实际意义。

基于以上分析,为了解决目前空战意图预测模型主要面向完备数据以及大多数模型所面临的知识表达困难、网络训练速度慢且容易陷入局部最优等问题,本文研究了一种无人机空战意图预测模型。首先,根据空战态势及作战任务建立无人机空战意图预测特征集,并选用 LSTM 网络^[11]构建空战目标意图预测模型;其次,为了处理空战中存在的信息不完备情况,采用三次样条插值函数拟合^[12]以及平均值填充法对空战采集数据进行修补;然后,采用自适应矩估计 (adaptive moment estimation, Adam) 优化算法^[13]提高 LSTM 模型的训练速度及模型预测的准确率;最后,通过实验仿真说明数据修补方法的有效性,并验证了所建立的模型具有较好的目标意图预测效果。

2 无人机空战目标意图预测问题描述

无人机空战目标意图预测是指在动态、对抗性环境下通过对各种传感器感知到的战场信息进行分析,并结合军事知识以及作战基础,来推断敌机下一步战术意图^[9],其中目标意图表示和预测过程

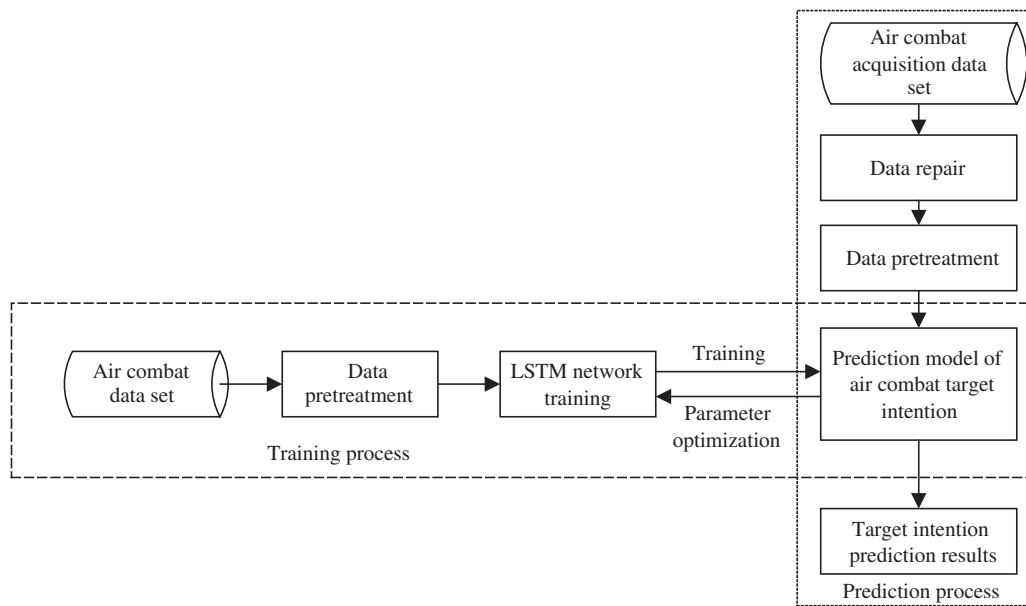


图 2 无人机空战意图预测流程

Figure 2 Intention prediction workflow of UAV air combat

如图 1 所示, 敌方目标的战术意图通常代表敌方的作战计划, 同时也反映着敌方战场作战人员的思维模式, 无法进行直接观测^[10]. 但是敌方目标为了实现这些战术意图从而进一步实现其作战计划, 在位置、速度、雷达信号、机动类型等特征上符合某种特定的规律.

为了准确描述无人机空战意图预测模型, 可做出如下假设.

假设1 敌方空战目标的战术意图在检测到的时间序列中保持不变.

假设2 敌我双方空战气候、地形、大气层等战场环境因素大致相同.

无人机空战目标意图预测模型可以描述为无人机意图预测特征到无人机空战意图类型的映射. 定义向量 $V^{(t)}$ 为 t 时刻战场实时特征信息, 定义向量 S 为无人机空战目标意图空间. 考虑到实际空战是在高度对抗下的博弈过程, 在战斗时刻敌方目标可能会刻意隐藏自己的战术意图, 因此仅通过单一时刻检测到的战场特征信息具有一定的片面性和欺骗性, 与实际情况可能会有较大差异. 但是敌方目标的战术意图往往需要完成一系列战术动作, 因而从连续时刻的空战特征信息中推测敌机的战术意图比仅从单一时刻空战特征信息推测其战术意图具有更高的准确性. 定义 V_T 为 t_1 到 t_T 连续 T 个时刻的空战实时特征信息组成的空战目标时序特征集, 即 $V_T = \{V^{(t_1)}, V^{(t_2)}, \dots, V^{(t_T)}\}$, 空战目标意图预测问题描述为从时序特征集 V_T 到战术意图空间 S 的映射过程, 如下所示:

$$S = f(V_T) = f(V^{(t_1)}, V^{(t_2)}, \dots, V^{(t_T)}). \quad (1)$$

由于空战自身存在的复杂性和不确定性, 很难通过显式的数学公式来建立无人机意图预测特征到无人机空战意图类型的映射关系. 本文通过使用空战数据集来训练 LSTM 网络结构, 从而隐式地建立意图预测特征集到空战意图类型集的映射关系, 其中整个无人机空战意图预测流程如图 2 所示.

在进行无人机空战目标意图预测时, 首先使用空战专家以及相关作战指挥人员标定好的完整空战数据集训练好 LSTM 网络, 从而建立意图预测特征集到意图类型集的映射关系. 然后在实际空战中, 将传感器检测到的空战数据进行数据修补和数据预处理, 之后将处理好的数据输入到训练好的 LSTM

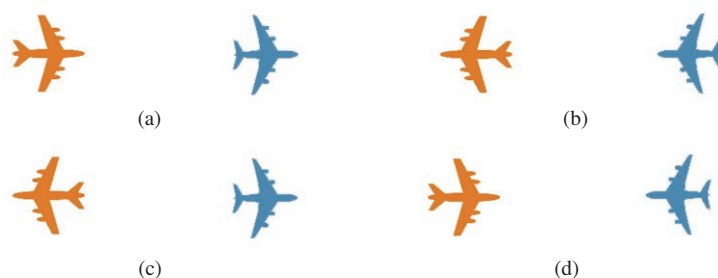


图 3 (网络版彩图) 空战态势示意图

Figure 3 (Color online) Air combat situation. (a) Advantage of our side; (b) advantage of the enemy; (c) neutrality between the two sides; (d) balance of power between the two sides

表 1 空战态势与目标意图对应表

Table 1 Correspondence of air combat situation and target intention

Air combat situation	Most possible target intention	Secondary possible operational intention
Advantage of the enemy	Attack	Surveillance
Advantage of our side	Defense	Penetration, electronic interference
Balance of power between the two sides	Feint	Attack, defense, electronic interference
Neutrality between the two sides	Reconnaissance	Electronic interference

网络中, 从而得出空战目标意图预测结果. 关于无人机空战意图空间描述和无人机空战目标意图预测特征集描述如下所示.

2.1 无人机目标意图空间描述

为准确预测敌方的战术意图, 首先要详细地给出敌方的战术意图空间. 敌方目标战术意图空间主要根据当前的空战类型来确定, 针对不同规模的空战, 所对应的空战意图空间也存在着不同, 本文以实际空战为背景, 通过层次化分析的方法建立无人机目标意图空间.

首先, 在空战过程中, 空战的不同阶段存在不同的空战态势, 为了让空战态势向己方优势的方向发展, 空战双方会执行不同的空战意图. 空战态势可以划分为敌方优势、敌方劣势、双方均势、双方中立. 不同空战态势示意图如图 3 所示.

其次, 针对不同的空战态势, 敌方目标会执行相应的作战任务来使空战态势朝己方有利的方向发展, 常规空战作战任务有攻击、侦察、佯动、监视、突防、防御、电子干扰等. 针对不同的空战态势, 所对应的空战意图如表 1 所示.

综上, 可以建立空战目标意图集合为 {攻击、侦察、佯动、监视、突防、防御、电子干扰}.

2.2 无人机空战意图预测特征描述

无人机目标意图与空战态势以及作战任务有关, 为识别不同的空战态势以及作战任务, 需检测不同的空战特征.

从空战态势角度, 需检测敌方目标飞行速度、高度、航向角、方位角、飞行加速度等. 结合己方目标的飞行速度、高度、飞行加速度等因素可以映射出当前的空战态势.

从作战任务角度, 为执行某种作战任务, 某些特征信息需满足一定的要求, 例如, 突防时分为高空突防和低空突防, 对应高度分别为 50~100 m 和 6500~8000 m^[8]; 空战在接敌时, 为保证己方的机动

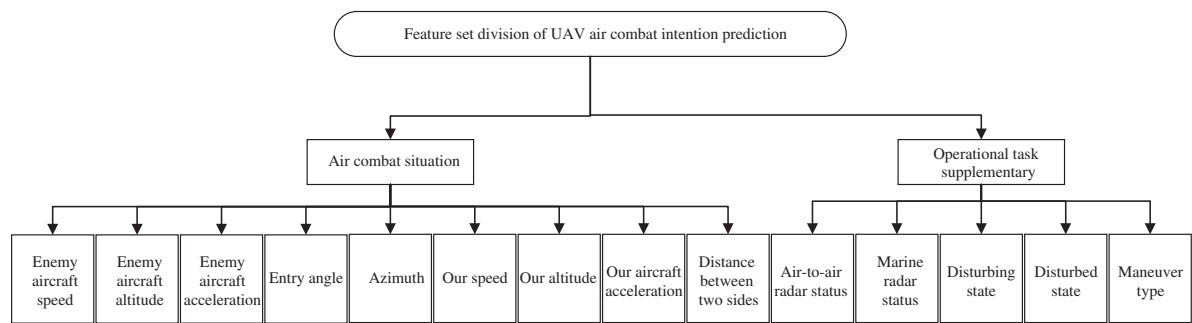


图 4 无人机空战意图预测特征描述树形图

Figure 4 Characteristic description tree chart of UAV air combat intention prediction

性以及态势优势会以大速度接敌, 飞行速度通常为 200~300 km/h^[14]. 除了空战态势对应的特征信息, 还有雷达信号信息, 例如, 空战格斗时通常保持对空雷达开启、侦察任务时保持对空雷达和对海雷达开启.

另外, 空战是一个动态连续的过程, 空战意图的实现很大程度上与战术机动动作有关, 目前应用较为广泛的是文献 [15] 中的 16 种战术机动和文献 [16] 中的 25 种战术机动, 无人机战术机动与有人机战术机动动作类似, 战术机动类型数量多且复杂, 识别难度较大, 且执行某种战术意图需要多种战术机动进行配合. 每一种战术机动可由操纵机动组合而成, 操纵机动是调整飞机操纵量从而产生机动类型^[17]. 本文选用文献 [17] 中所提的 11 种操纵机动动作库, 分别为: (1) 匀速前飞, (2) 减速前飞, (3) 加速前飞, (4) 左转, (5) 右转, (6) 爬升, (7) 俯冲, (8) 左爬升, (9) 右爬升, (10) 左俯冲, (11) 右俯冲. 该动作库能够组合出空战中绝大多数的战术动作, 不同操纵动作序列组合对应着空战目标意图类型. 本文针对采集的 12 帧目标信息, 分别比较前后三帧 (首尾只使用两帧信息) 位置信息识别其操纵机动, 将 12 帧操纵机动作为特征向量之一.

综上, 可以将无人机空战意图预测特征集分成 {敌机速度、敌机高度、敌机加速度、航向角、方位角、我机速度、我机高度、我机加速度、双方距离、对空雷达状态、对海雷达状态、干扰状态、受干扰状态、机动类型} 14 维特征向量, 树状特征描述图如图 4 所示. 其中时序特征可以分成数值型数据和非数值型数据, 关于不同特征向量的数值表示参考文献 [8] 中的数据预处理部分.

3 基于 LSTM 的无人机空战意图预测模型

长短时记忆网络 (LSTM) 在循环神经网络 (recurrent neural network, RNN) 的基础上引入人脑的记忆机制和遗忘机制, 能有效克服 RNN 网络在训练过程中的梯度爆炸和梯度消失问题, 且 LSTM 模拟人脑的记忆机制和遗忘机制的过程符合专家对空中目标意图预测的思维模式, 所以本文选用 LSTM 网络来构建空战目标意图预测模型. 下面是对该模型各部分的介绍.

3.1 基于 LSTM 空战意图预测模型基本框架

本文基于 LSTM 网络设计了空战意图预测模型, 该模型的基本流程为: (1) 将传感器采集到的数据进行滤波, 去除明显错误数据, 并修补缺失数据; (2) 对数据进行归一化处理, 并将数据信息编码成特征向量; (3) 将特征向量输入到 LSTM 网络中, 并训练 LSTM 网络; (4) 将 LSTM 网络的输出进行逻辑回归网络中, 经过模式解析得出目标意图预测的输出结果, 空战意图预测模型基本框架如图 5 所示.

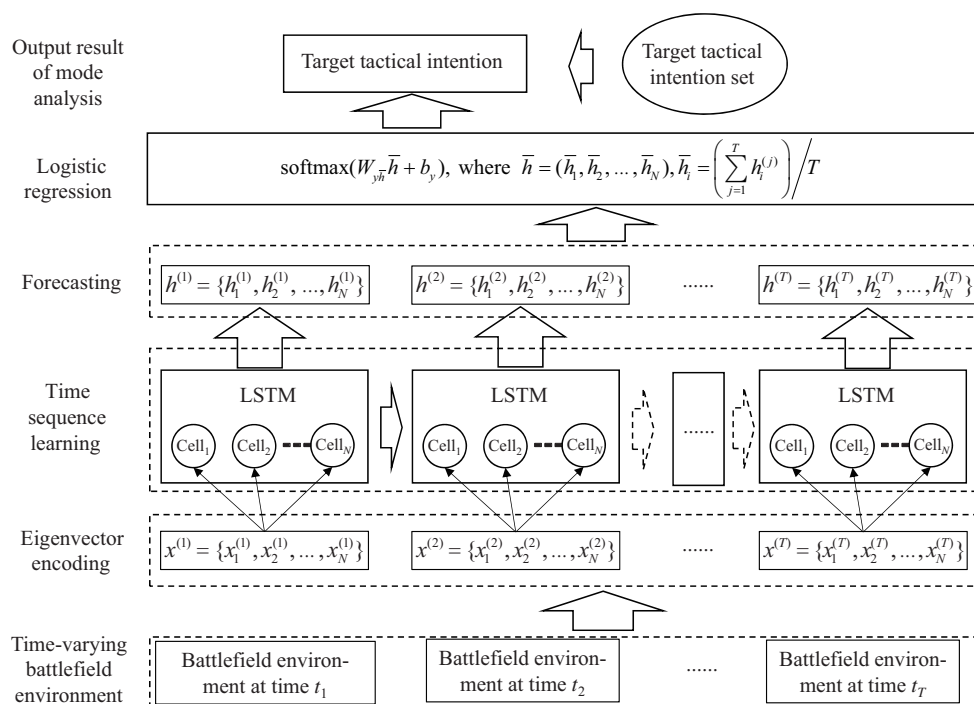


图5 无人机空战意图预测模型基本框架

Figure 5 Framework of UAV air combat intention prediction model

3.2 数据修补

由于空战战场具有一定的复杂性, 存在各种噪声, 因此传感器检测到的数据会受噪声影响从而与实际战场环境存在一定偏差. 同时, 由于无人机和地面站传感器本身存在限制, 并且敌机可能会隐藏自身的某些特征信息, 使得部分特征数据无法获取, 从而导致所采集的数据集有部分缺失, 无法直接使用. 为了使模型能够处理非完备的数据集, 本文首先对数据集进行数据修补.

由于空战战场瞬息万变, 为保证意图预测的快速性, 数据修补的速度也应当快速, 且在空战意图预测过程中, 所使用的是时序数据序列, 某一时刻缺失值与前后时刻具有时序相关性. 传感器采集到的数据主要分为两种类型, 一种是数值型数据, 另一种是非数值型数据. 数值型数据主要是无人机状态信息, 与前后时刻状态信息相关, 为保证快速性的同时适当保证准确率, 本文采用三次样条插值拟合的方法来修补缺失的数据. 非数值型数据主要是无人机雷达状态信息, 变化频率较小, 本文采用平均值填充法来修补缺失的数据. 关于这两种方法的说明如下.

(1) 三次样条插值. 首先, 给出三次样条插值的定义.

定义1 ([12]) 给定区间 $[a, b]$ 上的各节点 $a = x_0 < x_1 < \dots < x_n = b$ 和这些节点上的函数值 $f(x_i) = y_i$ ($i = 0, 1, \dots, n$), 若 $S(x)$ 满足:

- (i) $S(x) = y_i$ ($i = 0, 1, \dots, n$),
- (ii) $S(x)$ 在每一个小区间 $[x_i, x_{i+1}]$ ($i = 0, 1, \dots, n-1$) 上的次数小于或等于 3 的多项式,
- (iii) $S(x), \dot{S}(x), \ddot{S}(x)$ 在区间 $[a, b]$ 上连续,

则称 $S(x)$ 为函数 $f(x)$ 关于节点 x_0, x_1, \dots, x_n 的三次样条插值函数, 其中 $\dot{S}(x), \ddot{S}(x)$ 为 $S(x)$ 在区间 $[a, b]$ 上的一阶导数和二阶导数.

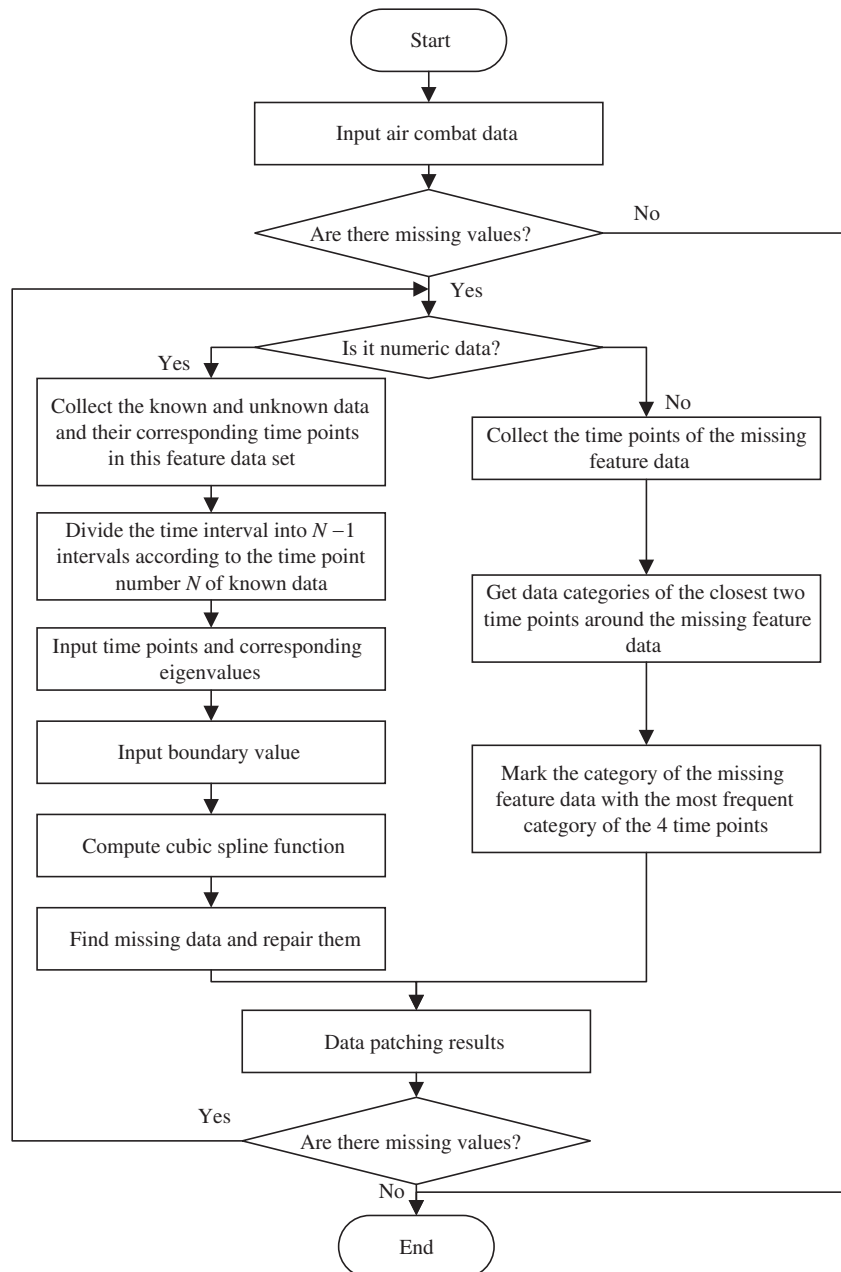


图 6 空战数据修补流程图

Figure 6 Flow chart of air combat data repairing

通过使用三次样条插值的方法, 拟合实际空战曲线, 从而近似估计缺失点的特征值.

(2) 平均值填充法. 对于非数值数据, 平均值填充法是指根据统计学中的众数原理, 使用缺失特征值前后几个时刻中出现频率最高的值补齐缺失值. 当缺失特征值前后几个时刻各状态出现频率一致时, 选择对己方威胁程度相对较高的敌方状态作为修补结果, 这样可以避免空战中由于信息不确定而低估敌方威胁的问题, 从而提高战机的警惕性, 进而提高战机的生存率.

联合三次样条插值算法和平均值填充法的空战数据修补流程图如图 6 所示.

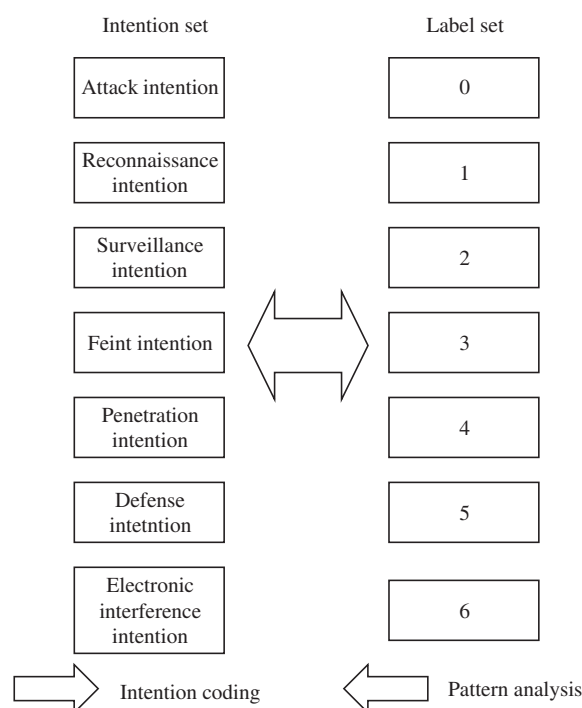


图 7 意图编码与模式解析示意图

Figure 7 Intention coding and pattern analysis

3.3 目标意图编码与模式解析

敌方战术意图空间定义通常会随着作战背景、作战样式, 以及作战实体的改变而改变. 本文针对无人机空战这一具体对象, 将作战意图空间定义为 {攻击、侦察、监视、佯动、突防、防御、电子对抗} 7 种模式. 分析人类作战指挥员的作战指挥过程可知, 指挥员对于当前的战场环境状态与当前敌方作战意图预测很难显式地表达出来, 但是人的经验知识往往隐含在对敌方目标意图的预测推理过程中. 因此, 可以将人类的经验知识封装成标签来训练 LSTM 模型. 针对空战意图空间中的 7 种模式, 分别设置对应的 {0, 1, 2, 3, 4, 5, 6} 共 7 类标签值. 基于 LSTM 的智能空战模型在应用于实际空战时, 将模型所预测的标签值映射成相应的战术意图, 即可得出预测的战术意图. 目标意图编码和模式解析示意图如图 7 所示. 例如: 预测结果为 2, 即可得出该情形下预测的敌方战术意图为监视意图. 通过将敌方目标意图编码的方式, 能简易地描述人类经验知识, 便于实际训练操作. 同时使用封装了人类认知经验标签的样本训练出来的 LSTM 模型, 具备人类的战场推理能力, 能更准确地预测当前战场环境下敌方目标的作战意图.

3.4 LSTM 模型学习训练算法

在无人机空战意图预测时, 需要考虑 LSTM 网络在每一个时刻的输出 $h^{(t)}$, 然后通过 softmax 函数计算模型的输出, softmax 函数的输出如下所示^[10]:

$$P(y = s) = \text{softmax}(W_{y_s} h + b_y) = \frac{W_{y_s} h + b_y}{\sum_{s \in S} (W_{y_s} h + b_y)}, \quad (2)$$

其中, S 表示多无人机空战战术意图集合, s 表示 S 集合中的某个元素, y 表示模型的输出, $P(y = s)$

模型输出 y 为意图 s 的概率, h 为 LSTM 隐含层最后时刻输出, W_{ysh} 为逻辑回归的权重系数, b_y 为逻辑回归的偏置项.

采用 0-1 损失函数计算样本的平均输出误差如下所示^[10]:

$$L = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |\hat{y}_{x_i} - y_{x_i}|, \quad (3)$$

其中 \hat{y}_{x_i} 为样本集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 中每个样本 x_i 对应的意图标签, N 为样本集的样本个数, y_{x_i} 为模型所得分类值, L 为样本平均输出误差.

在式 (3) 的基础上, 可以通过基于时间的误差反向传播算法 (back propagation trough time, BPTT)^[11] 来训练 LSTM 模型. 但传统的梯度下降算法学习率 η 保持不变, 每次学习时间过长, 并且容易陷入局部最优值. 而 Adam 算法结合了 Momentum 算法^[18] 和 RMSprop (root mean square prop) 算法^[18] 的优点, 能够自适应的调整学习率更新策略^[13], 可以提高 LSTM 模型的训练速度以及模型预测的准确性, 因而本文采用 Adam 算法进行训练. 具体如算法 1 所示.

算法 1 基于 Adam 算法的 LSTM 参数调节

Require: 步长 α , 矩估计的指数衰减率 β_1 和 β_2 , 小常数 ε , 训练集和标签集, 待训练参数集合 Θ , 当前时刻的累积误差 $L^{(t)}$;

Ensure: 训练完成的参数集合 Θ ;

```

1: for  $\Theta$  中的每个  $\theta$  do
2:   初始化参数  $\theta$ , 初始化一阶和二阶矩变量  $m_0, v_0$ , 初始化时间步长  $t = 0$ ;
3:   while  $\theta_t$  没有达到停止准则 do
4:     从训练集中采包含  $m$  个样本  $X' = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$  和其对应的  $\hat{y}_{x'}$  标签集合;
5:     计算梯度:  $g_{t+1} = \frac{1}{m} \nabla_{\theta} \sum_i L(f(x_i; \theta_t), y_{x_i})$ ;
6:      $t = t + 1$ ;
7:     更新有偏一阶矩估计:  $m_t = \beta_1 \cdot m_{t-1} + (1 - \beta_1) \cdot g_t$ ;
8:     更新有偏二阶矩估计:  $v_t = \beta_2 \cdot v_{t-1} + (1 - \beta_2) \cdot g_t^2$ ;
9:     修正一阶矩的偏差:  $\hat{m}_t = m_t / (1 - \beta_1^t)$ ;
10:    修正二阶矩的偏差:  $\hat{v}_t = v_t / (1 - \beta_2^t)$ ;
11:    更新参数:  $\theta_t = \theta_{t-1} - \alpha \cdot \hat{m}_t / (\sqrt{\hat{v}_t} + \varepsilon)$ ;
12:   end while
13: end for
```

4 实验分析

4.1 数据准备

实验以无人机空战为研究背景, 实验数据从某作战仿真系统中提取. 通过多次运行仿真系统, 得出多种空战意图模式, 从中选取 12000 个空战意图模式, 针对每个模式采集连续 12 帧信息 (每帧信息包括飞行速度、双方距离、雷达状态等 14 个维度特征信息). 由于样本集数据量过大, 选择由研究人员通过认知经验编写模式规则来生成模式标签, 然后由计算机对样本集进行模式分类, 之后研究人员根据认知经验对存在模式分类歧义的样本数据进行修订. 其中数据集包括 7 种目标战术意图, 各战术意图数据占比情况为攻击意图 15.2%、侦察意图 14.7%、佯动意图 13.8%、监视意图 15.1%、突防意图 14.6%、防御意图 15.3%、电子对抗意图 11.3%, 样本规模为 12000.

表 2 某作战意图下双方距离
Table 2 Distance between two sides under a certain battle intention

Time point	Distance between two sides (km)	Time point	Distance between two sides (km)	Time point	Distance between two sides (km)
1	6.14	5	4.76	9	5.77
2	5.90	6	4.67	10	5.88
3	5.72	7	4.97	11	6.08
4	5.32	8	5.47	12	6.25

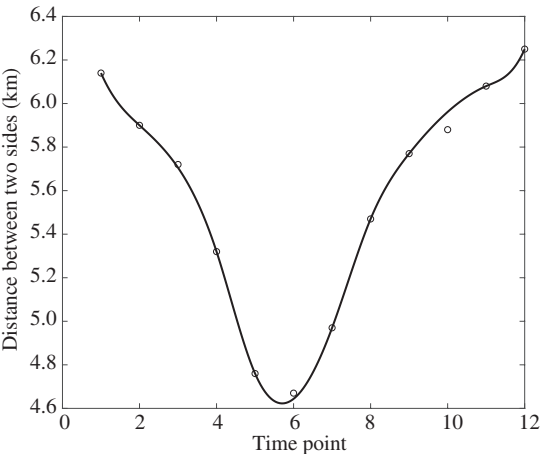


图 8 双方距离部分缺失情况线下的拟合曲线
Figure 8 Fitting curve of distance in the case that some distance values are missing at some time points

表 3 数据缺失度与模型识别率对应表 (%)
Table 3 Correspondence of data missing percent and model recognition accuracy (%)

Data missing	Model recognition	Data missing	Model recognition
0	94.12	40	84.85
10	93.53	50	73.76
20	92.78	60	60.57
30	90.69	70	46.67

4.2 数据修补

针对实际情况中, 数据采集过程中缺失数据具有随机性的特点, 将测试集中的样本中各战术意图数据随机去除 20%, 以其中一组数据的双方距离为例, 其中数据值如表 2 所示.

随机去除第 3, 6, 10 时刻的数据, 然后采用三次样条插值拟合得到的曲线如图 8 所示. 从图中可以看出, 数据拟合所得值与缺失值存在部分误差, 但是总体趋势没有改变, 为对比不同缺失度情况下, 该数据拟合方法对目标意图识别准确率的影响, 分别随机抽取测试集对应空战数据中 10%, 20%, 30%, 40%, 50%, 60%, 70% 数据, 然后使用数据修补方法, 将修补过后的数据输入空战意图预测模型中, 所得模型识别率的结果如表 3 所示.

从表 3 中预测准确率结果可知, 当小部分缺失时, 空战意图预测模型依然有较高的识别率, 在数

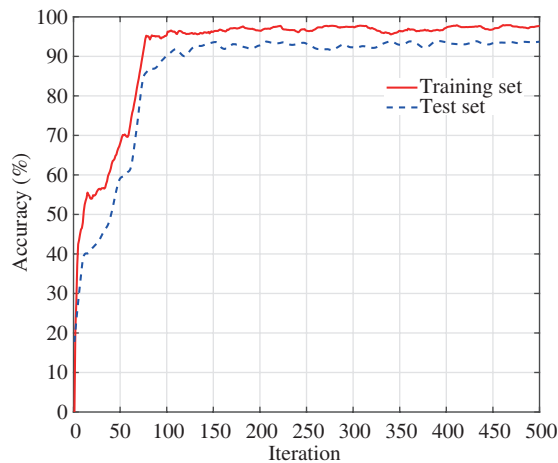


图 9 (网络版彩图) 训练集和测试集识别率变化曲线
Figure 9 (Color online) Recognition accuracy of training set and test set

表 4 不同数据集模型识别效果 (%)
Table 4 Recognition accuracy on different training sets and test sets (%)

Recognition rate of training set	Test recognition rate	Recognition rate of training set	Test recognition rate
98.16	94.30	98.62	93.95
98.12	93.91	98.06	93.89
98.54	94.11	98.10	94.06
98.57	93.91	98.12	94.26
98.47	94.12	98.42	94.21

据缺失率达到 30% 时, 空战意图预测模型识别率仍有 90%, 但是当数据缺失严重时, 可能会丧失意图本身时序特征信息, 所对应的识别率则会相应下降, 与实际情况相符.

4.3 意图预测

4.3.1 模型可靠性验证实验

为保证模型的可靠性, 将数据集分成 10 等份, 取 90% 作为训练集, 剩下 10% 作为测试集, 另外随机抽取测试集中每组数据的 10% 作为缺失值, 通过训练集来调整节点参数, 通过测试集来测试模型的可靠性. 通过多次实验设置参数如下: 隐含层 LSTM 记忆单元数目 $N = 100$, 分批训练 $\text{mini_batch} = 200$, 训练迭代次数为 5000, 步长 $\alpha = 0.001$, 超参数 $\beta_1 = 0.9$, $\beta_2 = 0.999$, 平滑项 $\varepsilon = 10^{-8}$.

图 9 为一次训练样本在不同迭代次数下的训练准确率, 从图中可以得知, 测试集准确率大约 100 次迭代之后准确率超过了 90%, 400 次迭代之后逐渐稳定在 94% 左右.

表 4 为 10 次模型训练过程中训练的训练准确率和测试准确率, 从表 4 中可知, 基于 LSTM 的空战意图智能识别系统在不同数据集中均能有效识别空中目标作战意图, 平均识别率高达 94.06%, 充分验证所提模型的可靠性.

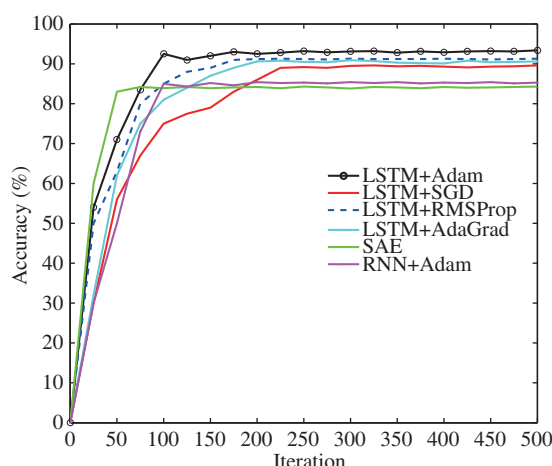


图 10 (网络版彩图) 不同模型识别对比图

Figure 10 (Color online) Comparison of different recognition models

4.3.2 模型准确性验证实验

为验证模型的准确性, 本文对比使用 Adam 算法训练的传统 RNN 空战意图识别模型, 使用 SGD, RMSProp, AdaGrad^[10], Adam 算法训练的 LSTM 空战意图识别模型, 和 SAE^[9] 空战意图模型识别效果, 如图 10 所示.

由图 10 可知, 本文所提出的 LSTM+Adam 空战目标意图预测模型具有更好的识别效果. 对比 6 种模型, 可以看出 SAE 收敛速度最快, 但模型预测效果相对较差, 基于 LSTM 网络结构的空战意图预测模型相较 RNN 与 SAE 网络具有更好的空战目标意图预测效果, 使用不同优化算法训练 LSTM 网络时, Adam 优化算法相较于 SGD, RMSProp, AdaGrad 优化算法具有较快的训练速度与预测准确率.

5 总结

本文针对无人机空战中存在的复杂性和不确定性导致空战信息不完备问题, 提出了非完备信息下空战目标意图预测模型. 该模型采用分层策略从空战态势与作战任务角度选用 14 维空战特征, 将专家经验知识作为标签, 将规约完成的完备数据集输入 LSTM 网络中进行训练, 使用三次样本插值和平均值填充法对空战中因不确定性而产生的数值型数据和非数值型数据缺失值进行修补, 并使用修补完成之后的空战数据进行空战目标意图预测, 为保证模型训练速度和防止局部最优, 选用了 Adam 梯度下降算法调整 LSTM 参数. 最终通过仿真实验表明该模型能够较为准确地预测空战目标意图.

参考文献

- 1 Han P. Cooperative task planning technology for multi-UAVs. Dissertation for Master Degree. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2013 [韩攀. 多无人机协同任务规划技术. 硕士学位论文. 南京: 南京航空航天大学, 2013]
- 2 Zhou T L, Chen M, Chen S D, et al. Intention prediction of aerial target under incomplete information. ICIC Express Lett, 2017, 8: 623-631
- 3 Xia X. The study of target intent assessment method based on the template-matching. Dissertation for Master Degree. Changsha: National University of Defense Technology, 2006 [夏曦. 基于模板匹配的目标意图识别方法研究. 硕士学位论文. 长沙: 国防科技大学, 2006]

- 4 Ge S, Xia X Z. DSBN used for recognition of tactical intention. Syst Eng Electron, 2014, 36: 76–83 [葛顺, 夏学知. 用于战术意图识别的动态序列贝叶斯网络. 系统工程与电子技术, 2014, 36: 76–83]
- 5 Wu Z Q, Li D F. A model for aerial target attacking intention judgment based on reasoning and multi-attribute decision making. Electron Opt Control, 2010, 17: 10–13 [伍之前, 李登峰. 基于推理和多属性决策的空中目标攻击意图判断模型. 电光与控制, 2010, 17: 10–13]
- 6 Cui Y P, Wu Q X, Chen M. Aerial target intention prediction based on adaptive neuro-fuzzy inference system. In: Papers of the 15th China Symposium on System Simulation Technology and Its Application. Hefei: China University of Science and Technology Press, 2014. 277–281 [崔洋培, 吴庆宪, 陈谋. 基于自适应神经模糊推理系统的空中目标意图预测. 见: 第 15 届中国系统仿真技术及其应用学术会议论文集. 合肥: 中国科技大学出版社, 2014. 277–281]
- 7 Chen H, Reng Q L, Hua Y, et al. Fuzzy neural network based tactical intention recognition for sea targets. Syst Eng Electron, 2016, 38: 1847–1853 [陈浩, 任卿龙, 滑艺, 等. 基于模糊神经网络的海面目标战术意图识别. 系统工程与电子技术, 2016, 38: 1847–1853]
- 8 Zhou W W, Yao P Y, Zhang J Y, et al. Combat intention recognition for aerial targets based on deep neural network. Acta Aeronaut Astronaut Sin, 2018, 39: 200–208 [周旺旺, 姚佩阳, 张杰勇, 等. 基于深度神经网络的空中目标作战意图识别. 航空学报, 2018, 39: 200–208]
- 9 Ou W, Liu S J, He X Y, et al. Tactical intention recognition algorithm based on encoded temporal features. Command Control Simul, 2016, 38: 36–41 [欧微, 柳少军, 贺筱媛, 等. 基于时序特征编码的目标战术意图识别算法. 指挥控制与仿真, 2016, 38: 36–41]
- 10 Ou W, Liu S J, He X Y, et al. Study on the intelligent recognition model of enemy target's tactical intention on battlefield. Comput Simul, 2017, 34: 10–14 [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. 计算机仿真, 2017, 34: 10–14]
- 11 Hochreiter S, Schmidhuber J. Long short-term memory. Neural Comput, 1997, 9: 1735–1780
- 12 Sun Z Z, Wu H W, Yuan W P, et al. Computational Method and Practice. Nanjing: Southeast University Press, 2011 [孙志忠, 吴宏伟, 袁慰平, 等. 计算方法与实习. 南京: 东南大学出版社, 2011]
- 13 Kingma D P, Ba J. Adam: a method for stochastic optimization. 2014. ArXiv:1412.6980
- 14 Song Y, Zhang X H, Guo H D. Hierarchical inference frame and realization of air target tactical intention. Inform Command Control Syst Simul Technol, 2005, 27: 63–66 [宋元, 章新华, 郭徽东. 空中目标战术意图层次推理框架及实现. 情报指挥控制系统与仿真技术, 2005, 27: 63–66]
- 15 Zhu B L. Effectiveness Evaluation of Combat Aircraft. Beijing: Aviation Industry Press, 1993 [朱宝鏊. 作战飞机效能评估. 北京: 航空工业出版社, 1993]
- 16 Hu B K. Fighter one-to-one air combat simulation system and its application. Aviat Syst Eng, 1992, 5: 35–43 [胡秉科. 歼击机一对一空战模拟系统及其应用. 航空系统工程, 1992, 5: 35–43]
- 17 Zhu K Q, Dong Y F. Research on design method of air combat maneuvering action base. Aeronaut Comput Technol, 2001, 31: 50–52 [朱可钦, 董彦非. 空战机动动作库设计方式研究. 航空计算技术, 2001, 31: 50–52]
- 18 Goodfellow I, Bengio Y, Courville A. Deep Learning. Cambridge: MIT Press, 2016

Prediction of unmanned aerial vehicle target intention under incomplete information

Zuandong LIU¹, Mou CHEN^{1,2*}, Qingxian WU¹ & Shadong CHEN²

1. College of Automation Engineering, Nanjing Aeronautic and Astronautic University, Nanjing 210016, China;

2. Science and Technology on Electro-optic Control Laboratory, Luoyang 471000, China

* Corresponding author. E-mail: chenmou@nuaa.edu.cn

Abstract The complexity and uncertainty of actual air combat and the unknown information of some air combat bring great challenges to unmanned aerial vehicle (UAV) air combat target intention prediction. In this paper, we examine the problem of air combat intention prediction under incomplete information, and present an air combat target intention prediction model based on long-short-term memory (LSTM) with incomplete information. The model adopts a hierarchical method to establish the feature set of air combat target intention prediction, encodes the information of air combat to time series features, encapsulates expert knowledge into labels, and introduces the method of fitting cubic sample interpolation function and filling average value to repair incomplete data. Also, we used the adaptive moment estimation (Adam) optimization algorithm to accelerate the training speed of the model to effectively prevent local optimum. Finally, the simulation results show that the proposed model can effectively predict the target intention of UAVs in air combat.

Keywords intention prediction, incomplete information, long-short-term memory, data repair, Adam



Zuandong LIU was born in 1995. He obtained his B.E. degree in automation from Chongqing University, Chongqing, China, in 2017. Currently, he is working towards his master's degree in control theory and control engineering at Nanjing University of Aeronautics and Astronautics (NUA), Nanjing, China. His research interests include fire control, intelligent control, and offensive and defensive decision making.



Mou CHEN was born in 1975. He obtained his B.E. and Ph.D. degrees from NUA, Nanjing, China, in 1998 and 2004, respectively. Currently, he is a professor and Ph.D. supervisor at NUA. His research interests focus on nonlinear control, intelligent control, and flight control.



Qingxian WU was born in 1955. He obtained his master's degree in control theory and application from Southeast University, Nanjing, China, in 1985. Currently, he is a professor and Ph.D. supervisor at NUA. He has engaged in automatic control research for a long time. His main research fields are industrial automation, robust control, and intelligent control.



Shadong CHEN is deputy engineer of Electro-optic Equipment Research Institute and deputy director of Key Laboratory of Photoelectric Control Technology. He has engaged in aviation fire control theory and technology research for a long time, and has participated in the development of many types of aviation fire control systems.